



UNIVERSIDAD DE CHILE  
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS  
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

**MODELO DE PROYECCIÓN DE DEMANDA ELÉCTRICA DEL SECTOR  
INDUSTRIAL A ESCALA CIUDAD.**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

MAXIMILIANO SEBASTIÁN VARAS GONZÁLEZ

PROFESOR GUÍA:

Carlos Benavides Farías

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:

Sebastián Gwinner Silva

Andrés Caba Rutte

SANTIAGO DE CHILE

2024

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR  
AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO  
POR: MAXIMILIANO SEBASTIÁN VARAS GONZÁLEZ  
FECHA: 2024  
PROF. GUÍA: CARLOS BENAVIDES FARÍAS

## MODELO DE PROYECCIÓN DE DEMANDA ELÉCTRICA DEL SECTOR INDUSTRIAL A ESCALA CIUDAD.

En esta memoria se desarrolla una metodología para la proyección de demanda eléctrica con un nivel de desagregación espacial detallado a nivel de clientes industriales. La proyección se realiza para los clientes libres, libres en distribución y regulados del sector industrial. Como caso de estudio, se aplica el modelo para proyectar la demanda eléctrica de los clientes industriales de la Región Metropolitana con un horizonte de evaluación entre 2023 y 2050.

La metodología para proyectar la demanda eléctrica se estructura en dos enfoques complementarios. En primer lugar, se realiza una proyección de la demanda eléctrica mediante el uso de modelos econométricos por subsector hasta el año 2050. Estos modelos se entrenan con datos históricos y con variables explicativas (drivers) de cada subsector. En cada modelo se obtiene un polinomio que predice el comportamiento futuro de la demanda eléctrica con resolución mensual.

En segundo lugar, se implementa una metodología de proyección espacial basada en un enfoque de autómatas celulares, teniendo como entrada la proyección de demanda eléctrica, la ubicación de las industrias en el año base y las zonas de crecimiento dadas por el plan regulador de cada comuna de la Región Metropolitana.

La implementación del modelo se realiza en *Python*, utilizando la librería *GeoPandas* que permite almacenar los clientes y sus ubicaciones. Las características más relevantes utilizadas son la demanda eléctrica, la fecha del retiro, la comuna, la barra de conexión, sector y subsector, tipo de cliente, nombre del cliente, zonas de crecimiento, etc.

Como resultado de la aplicación del modelo, se obtiene la demanda eléctrica para cada cliente durante el horizonte de evaluación. Destaca que la demanda total sigue principalmente a los subsectores de *Industrias Varias* y *Cobre*. El crecimiento se da en las afueras de la ciudad (en el anillo industrial), cerca de las carreteras urbanas y alejadas de zonas residenciales. La demanda total proyectada para el año 2050 es aproximadamente 13.878[GWh]. Se realiza una comparación con otros modelos y con resultados de la PELP mediante mapas, tablas y gráficos. Se concluye sobre los aportes al estado del arte, los aprendizajes obtenidos, las dificultades encontradas y se proponen posibles pasos a seguir.

*Estoy cansado, no puedo pensar en nada y solo quiero poner mi cara en tu regazo,  
sentir tu mano sobre mi cabeza y permanecer así por toda la eternidad.*

***Franz Kafka, Cartas a Milena***

# Agradecimientos

En primer lugar, me gustaría agradecer a mis padres, Soledad y Fernando, por darme una excelente crianza, llena de amor y atención. Gracias por siempre estar para mí cuando los he necesitado, gracias por su apoyo incondicional, gracias por enseñarme a ser una mejor persona, gracias por los valores que me dieron, gracias por trabajar de sol a sol para pagarme los estudios y darme una educación de calidad, gracias por ser una constante fuente de inspiración, gracias por ser mis padres. A mis hermanos, Fernando y Nicole, por darme todo su amor y apoyo durante toda mi vida, estar siempre pendientes de mis estudios y mi salud física como mental. A mis queridos sobrinos, por ser una fuente inagotable de alegría y motivación. A mi polola, Canela, por siempre darme su apoyo incondicional, por su compañía, por ser una fuente de inspiración y motivación, por su alegría, por todos los buenos momentos y por, sobre todo, por su amor.

También me gustaría agradecer a mi profesor guía y co-guía, Carlos y Sebastián, que siempre estuvieron disponibles para reunirse conmigo y resolver mis dudas. Sin ellos, esta memoria no sería posible.

Finalmente, me gustaría agradecer a mis amigos que me acompañaron y dieron su apoyo de una u otra forma. Gracias a Cristóbal y Vincko, por ser unos excelentes amigos y compañeros de carrera, por acompañarme en la mayoría de los ramos, por estar siempre en contacto durante la pandemia. Gracias al Seba por ser mi amigo DCC, seco en lo que hace, por los buenos momentos con el Miguel y por las enseñanzas computinas. Gracias al Jito y Hassam por ser amigos y acompañarme en muchos ramos de energía, por ser compañeros de memoria y por ayudarme a solucionar dudas durante el desarrollo de esta. Gracias a mis amigos del colegio, que me ayudaron a desconectarme de la U, teniendo excelentes tardes de juego y risas.



# Tabla de Contenido

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Objetivos . . . . .	2
<b>2. Marco Teórico</b>	<b>3</b>
2.1. Balance Nacional de Energía . . . . .	3
2.2. Proyección espacial de demanda . . . . .	6
2.3. Modelos de proyección de demanda . . . . .	8
2.3.1. Métodos de Tendencia . . . . .	8
2.3.2. Métodos de Simulación . . . . .	8
2.3.3. Métodos Híbridos . . . . .	8
2.4. Nivel de Agregación . . . . .	8
2.4.1. Bottom Up . . . . .	9
2.4.2. Top Down . . . . .	9
2.4.3. Tipo de clientes eléctricos . . . . .	9
<b>3. Estado del Arte</b>	<b>10</b>
3.1. Antecedentes . . . . .	10
3.1.1. Modelos de tendencia . . . . .	10
3.1.2. Modelos basados en algoritmos evolutivos . . . . .	11
3.1.3. Modelos basados en Autómatas celulares . . . . .	12
3.1.4. Modelos basados Inteligencia artificial . . . . .	14
3.1.5. Modelos basados en sistemas multi-agente . . . . .	14
3.1.6. Modelos Híbridos . . . . .	15
3.2. Modelos aplicados en Chile . . . . .	16
3.2.1. Planificación Energética de Largo Plazo . . . . .	16
3.2.1.1. Sector Industrial y minero . . . . .	18
3.2.2. Modelo de Proyección de Demanda de Largo Plazo del SEN . . . . .	20
3.2.3. Modelo de proyección de demanda energética a escala de ciudad . . . . .	20
3.2.3.1. Sector Industrial . . . . .	21
<b>4. Metodología</b>	<b>23</b>
4.1. Metodología general para clientes libres y libres en distribución industriales . . . . .	23
4.1.1. Proyección de demanda eléctrica . . . . .	24

4.1.1.1.	Modelo econométrico . . . . .	25
4.1.1.2.	Definición de variables explicativas . . . . .	27
4.1.1.3.	Proyección Drivers . . . . .	27
4.1.1.3.1	Proyección población . . . . .	27
4.1.1.3.2	Proyección PIB . . . . .	29
4.1.1.3.3	Proyección IMACEC . . . . .	29
4.1.1.3.4	Proyección producción celulosa . . . . .	31
4.1.1.3.5	Proyección producción cobre . . . . .	32
4.1.1.3.6	Proyección cemento despachado . . . . .	34
4.1.1.3.7	Proyección producción acero . . . . .	35
4.1.1.4.	Limpieza base de datos de retiros CEN . . . . .	36
4.1.2.	Proyección espacial de la demanda . . . . .	36
4.1.2.1.	Geolocalización de las industrias . . . . .	37
4.1.2.2.	Plan regulador . . . . .	39
4.1.2.3.	Manzanas y entidades censales . . . . .	46
4.1.2.4.	Carreteras y avenidas . . . . .	47
4.1.2.5.	Crecimiento espacial . . . . .	48
4.1.2.6.	Definición de tipo de zona . . . . .	48
4.1.2.7.	Definición de tipo de industria . . . . .	52
4.1.2.8.	Definición de métricas de crecimiento . . . . .	53
4.1.2.9.	Definición de tamaño promedio y número de industrias nuevas	54
4.1.2.10.	Repartición de demanda . . . . .	54
4.1.2.10.1	Tamaño de industrias . . . . .	56
4.1.2.11.	Algoritmo de crecimiento . . . . .	56
4.2.	Metodología general para clientes regulados industriales . . . . .	57
4.2.1.	Proyección de demanda eléctrica . . . . .	58
4.2.1.1.	Modelo econométrico para LD+R . . . . .	60
4.2.2.	Proyección espacial de la demanda . . . . .	60
4.2.2.1.	Geolocalización de clientes regulados industriales . . . . .	60
<b>5.</b>	<b>Resultados</b>	<b>62</b>
5.1.	Resultados para clientes libres y libres en distribución . . . . .	62
5.1.1.	Caracterización de la demanda industrial para el año base . . . . .	62
5.1.2.	Caracterización la distribución espacial de los distintos tipos de industrias	65
5.1.3.	Proyección de demanda eléctrica . . . . .	70
5.1.3.1.	Acero . . . . .	71
5.1.3.2.	Alimentos . . . . .	72
5.1.3.3.	Azúcar . . . . .	73
5.1.3.4.	Celulosa . . . . .	75
5.1.3.5.	Cemento . . . . .	76
5.1.3.6.	Cobre . . . . .	78

5.1.3.7.	Industrias Varias . . . . .	79
5.1.3.8.	Minas Varias . . . . .	80
5.1.3.9.	Petroquímica . . . . .	81
5.1.3.10.	Público . . . . .	83
5.1.3.11.	Demanda total de clientes libres y libres en distribución agregada . . . . .	84
5.1.4.	Proyección espacial de la demanda . . . . .	86
5.2.	Resultados para clientes regulados . . . . .	93
5.2.1.	Caracterización del año base . . . . .	93
5.2.2.	Proyección demanda eléctrica . . . . .	94
5.2.2.1.	Proyección de demanda de clientes R+LD . . . . .	95
5.2.2.2.	Proyección de demanda de clientes industriales regulados . . . . .	97
5.2.3.	Proyección espacial de la demanda . . . . .	99
5.3.	Comparación por subestación o barras . . . . .	101
5.4.	Comparación con la PELP . . . . .	105
<b>6.</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>107</b>
6.1.	Conclusiones generales de la metodología desarrollada . . . . .	107
6.2.	Comentarios generales sobre la experiencia del trabajo de memoria . . . . .	109
6.3.	Trabajo futuro . . . . .	110
	<b>Bibliografía</b>	<b>113</b>
	<b>Anexos</b>	<b>116</b>
A.	Modelos Econométricos por subsector . . . . .	116
A.1.	Acero . . . . .	116
A.2.	Alimentos . . . . .	117
A.3.	Azúcar . . . . .	118
A.4.	Celulosa . . . . .	119
A.5.	Cemento . . . . .	120
A.6.	Cobre . . . . .	121
A.7.	Industrias Varias . . . . .	122
A.8.	Minas Varias . . . . .	123
A.9.	Petroquímica . . . . .	124
A.10.	Público . . . . .	125
B.	Proyecciones de demanda por subsector . . . . .	126
C.	Industrias nuevas por Subsector . . . . .	127

# Índice de Tablas

2.1.	Balance Nacional de Energía del año 2022 a nivel Nacional [2]. . . . .	4
2.2.	Balance Nacional de Energía del año 2022 desagregado por regiones [2]. . . . .	5
2.3.	Balance de energía para la RM. . . . .	5
2.4.	Balance de energía para la RM, sector Industria y Minería (1). . . . .	6
2.5.	Balance de energía para la RM, sector Industria y Minería (2). . . . .	6
3.1.	Drivers utilizados para proyectar demanda energética para cada subsector del sector industria y minería. [20] . . . . .	19
4.1.	Periodo retiros para cada subsector . . . . .	25
4.2.	Drivers para cada subsector . . . . .	27
4.3.	Modulación mensual IMACEC . . . . .	31
4.4.	Modulación mensual producción de cobre . . . . .	33
4.5.	Modulación mensual despachos de cemento . . . . .	35
4.6.	Producción de acero crudo por país (Millones de toneladas) [32]. . . . .	35
4.7.	Cientes eliminados de la base de datos de retiros del CEN. . . . .	36
4.8.	Detalle de clientes geolocalizados . . . . .	37
4.9.	Cientes más grandes del sector industrial. . . . .	38
4.10.	Factores de reparto de demanda en cada iteración . . . . .	55
5.1.	Demanda anual del Balance Regional de Energía, año 2020. . . . .	62
5.2.	Demanda anual eléctrica de la base de datos de retiros del CEN, año 2020. . . . .	63
5.3.	Comparación subsectores de BRE y Retiros del CEN. . . . .	63
5.4.	Demanda anual eléctrica de la base de datos de retiros del CEN, año 2022. . . . .	64
5.5.	Mayores clientes para cada subsector de la base de retiros del CEN. . . . .	64
5.6.	Número de clientes por subsector de la base de datos de retiros del CEN, 2022. . . . .	65
5.7.	Elasticidades del modelo M4 para Acero. . . . .	71
5.8.	Elasticidades del modelo M5 para Alimentos. . . . .	73
5.9.	Elasticidades del modelo M5 para Azúcar. . . . .	74
5.10.	Elasticidades del modelo M5 para Celulosa. . . . .	75
5.11.	Elasticidades del modelo M5 para Cemento. . . . .	77
5.12.	Elasticidades del modelo M3 para Cobre. . . . .	78
5.13.	Elasticidades del modelo M5 para Industrias Varias. . . . .	79
5.14.	Elasticidades del modelo M5 para Minas Varias. . . . .	81
5.15.	Elasticidades del modelo M5 para Petroquímica. . . . .	82
5.16.	Elasticidades del modelo M6 para Público. . . . .	83

5.17.	Número de nuevas industrias por subsector. . . . .	86
5.18.	Elasticidades del modelo para proyectar R+LD. . . . .	95
5.19.	Demanda histórica, proyectada y tasa de crecimiento de clientes R+LD . . . .	97
5.20.	Demanda histórica, proyectada para clientes regulados industriales . . . . .	98
B.1.	Demanda eléctrica histórica y proyectada con resolución anual. . . . .	126
C.1.	Detalle de industrias nuevas por subsector para los años de proyección . . . .	127

# Índice de Ilustraciones

2.1.	Diagrama de flujo energético del país para el año 2020 en Tcal. [4]	4
2.2.	Grilla regular e irregular. [1][5]	7
3.1.	Esquema general del modelo propuesto. [8]	11
3.2.	Esquema utilizado en la PELP. [20]	16
3.3.	Proyección de demanda energética Nacional hasta 2050, PELP. [18]	17
3.4.	Proyección de demanda del sector minero e industrial (agregado) para la RM, PELP. [19]	17
3.5.	Participación de la demanda por sector, PELP.	18
3.6.	Proyección de intensidad del sector industrial entre 2017 y 2042 según el modelo propuesto. [1]	22
4.1.	Metodología general de proyección de clientes libres y libres en distribución	24
4.2.	Proyección población nacional.	28
4.3.	Proyección población Región Metropolitana.	28
4.4.	Proyección PIB Nacional	29
4.5.	IMACEC Histórico	30
4.6.	IMACEC histórico y proyectado	31
4.7.	Proyección producción de celulosa	32
4.8.	Proyección producción de cobre a nivel nacional.	32
4.9.	Proyección producción del cobre modulada	34
4.10.	Proyección cemento despachado	34
4.11.	Geolocalización de las 20 industrias más grandes de la Región Metropolitana.	38
4.12.	Cientes industriales geolocalizado en la Región Metropolitana	39
4.13.	Plan regulador urbano	40
4.14.	Plan regulador industrial.	41
4.15.	Plan regulador industrial para Renca según base del Minvu [33].	42
4.16.	Plan regulador industrial para Renca según nuevo plan regulador [34].	42
4.17.	Zonas industriales agregadas manualmente.	43
4.18.	Plan regulador rural	44
4.19.	Plan regulador rural en Chicureo	45
4.20.	Plan regulador rural en Chicureo visto en Google Maps.	45
4.21.	Zona agroindustrial según plan regulador rural en Chicureo	46
4.22.	Intersección entre manzanas censales y el plan regulador.	47
4.23.	Carreteras y avenidas de la Región Metropolitana	48

4.24.	Zonas con demanda en zona urbana, escala logarítmica normalizada. . . . .	49
4.25.	Zonas con demanda, escala logarítmica normalizada. . . . .	50
4.26.	Tipos de zonas no mineras urbanas para el año base 2022. . . . .	51
4.27.	Tipos de zonas mineras para el año base 2022. . . . .	52
4.28.	Metodología general de proyección de clientes regulados . . . . .	58
4.29.	Demanda industrial BRE, retiros clientes L y LD, junto con la demanda de regulados estimada . . . . .	59
4.30.	Roles industriales presentes en Catastro de Bienes Raíces. . . . .	61
5.1.	Clientes del subsector Industrias Varias geolocalizados en el año base (2022). .	66
5.2.	Clientes del subsector Alimentos geolocalizados en el año base (2022). . . . .	66
5.3.	Clientes del subsector Cobre y Minas Varias geolocalizados en el año base (2022). 67	
5.4.	Clientes de los subsectores restantes geolocalizados en el año base (2022). . . .	67
5.5.	Demanda normalizada para el año 2022. . . . .	69
5.6.	Mapa de calor de la demanda de los clientes en el año 2022 . . . . .	70
5.7.	Datos históricos y proyectados para el subsector Acero. . . . .	72
5.8.	Datos históricos y proyectados para el subsector Alimentos. . . . .	73
5.9.	Datos históricos y proyectados para el subsector Azúcar. . . . .	74
5.10.	Datos históricos y proyectados para el subsector Celulosa. . . . .	76
5.11.	Datos históricos y proyectados para el subsector Cemento. . . . .	77
5.12.	Datos históricos y proyectados para el subsector Cobre. . . . .	78
5.13.	Datos históricos y proyectados para el subsector Industrias Varias. . . . .	80
5.14.	Datos históricos y proyectados para el subsector Minas Varias. . . . .	81
5.15.	Datos históricos y proyectados para el subsector Petroquímica. . . . .	82
5.16.	Datos históricos y proyectados para el subsector Público. . . . .	84
5.17.	Datos históricos y proyectados para la demanda total agregada con resolución mensual. . . . .	85
5.18.	Datos históricos y proyectados para la demanda total agregada con resolución anual. . . . .	85
5.19.	Evolución de la demanda eléctrica por subsector . . . . .	86
5.20.	Evolución del número de industrias nuevas. . . . .	87
5.21.	Demanda por tipo de Industrias. . . . .	88
5.22.	Demanda por zonas para el año 2023 . . . . .	89
5.23.	Demanda por zonas para el año 2035 . . . . .	89
5.24.	Demanda por zonas para el año 2050 . . . . .	90
5.25.	Mapa de calor con la demanda normalizada de los clientes del año 2023. . . . .	91
5.26.	Mapa de calor con la demanda normalizada de los clientes del año 2035. . . . .	91
5.27.	Mapa de calor con la demanda normalizada de los clientes del año 2050. . . . .	92
5.28.	Industrias existentes y nuevas para el final de la proyección (2050). . . . .	93
5.29.	Geolocalización de clientes regulados para el año base (2020) . . . . .	94
5.30.	Proyección de clientes LD+R. . . . .	96
5.31.	Proyección de clientes Regulados. . . . .	98

5.32.	Geolocalización de clientes regulados para el año 2030. . . . .	99
5.33.	Geolocalización de clientes regulados para el año 2030. . . . .	100
5.34.	Geolocalización de clientes regulados para el año 2050. . . . .	100
5.35.	Comparación retiros eléctricos de la barra Polpaico 220. . . . .	102
5.36.	Comparación retiros eléctricos de la barra Lampa 220. . . . .	102
5.37.	Comparación retiros eléctricos de la barra Padre Hurtado 023. . . . .	103
5.38.	Comparación retiros eléctricos de la barra Punta Peuco 110. . . . .	103
5.39.	Comparación retiros eléctricos de la barra Alhue 023. . . . .	104
5.40.	Comparación retiros eléctricos de la barra Maestranzas 013. . . . .	104
5.41.	Comparación de la proyección realizada con resultados de la PELP del sector industrial. . . . .	105
A.1.	Modelos econométricos para Acero. . . . .	116
A.2.	Modelos econométricos para Alimentos. . . . .	117
A.3.	Modelos econométricos para Azúcar. . . . .	118
A.4.	Modelos econométricos para Celulosa. . . . .	119
A.5.	Modelos econométricos para Cemento. . . . .	120
A.6.	Modelos econométricos para Cobre. . . . .	121
A.7.	Modelos econométricos para Industrias Varias. . . . .	122
A.8.	Modelos econométricos para Minas Varias. . . . .	123
A.9.	Modelos econométricos para Petroquímica. . . . .	124
A.10.	Modelos econométricos para Público. . . . .	125



# Capítulo 1

## Introducción

Actualmente, en Chile se realiza una caracterización de la demanda energética en el Balance Nacional de Energía (BNE) y en el Balance Regional de Energía (BRE), donde se caracteriza la producción, venta, y consumo de distintos energéticos con desagregación regional. Por otro lado, el Ministerio de Energía realiza la Planificación Energética de Largo Plazo (PELP), con el objetivo de proyectar el futuro energético del país, sin embargo, los resultados obtenidos tienen una desagregación regional, al igual que con el BNE. Por lo tanto, no existen fuentes de información pública para caracterizar la demanda eléctrica a escala ciudad en el sector industrial, como tampoco modelos de proyección de demanda eléctrica del sector industrial a esta escala.

Estudios anteriores [1] han identificado dificultades para caracterizar la demanda energética y eléctrica a escala ciudad dada la falta de información. En esta se concluye que el país no cuenta con fuentes de información centralizadas, con información detallada y confiable para realizar una proyección de demanda eléctrica del sector industrial a escala ciudad.

El sector industrial y minero suman aproximadamente un 37,3% de la demanda energética del país y un 19,9% en la Región Metropolitana, donde un 43,0% corresponde al energético Electricidad, según datos del BNE del año 2022 [2]. Es por esto que este sector desempeña un papel significativo en el consumo de energía eléctrica a nivel nacional como en la Región Metropolitana. Caracterizar la demanda eléctrica en el sector industrial a escala ciudad puede tener diversas aplicaciones. Por ejemplo, realizar una mejor planificación de la red de distribución eléctrica, identificar las zonas de desarrollo de las industrias y cuantificar su efecto en las subestaciones del sistema. Por otro lado, tener información con una mayor resolución puede ser de gran utilidad para analizar los efectos de la descarbonización del país y estar preparado para los desafíos que esta conlleva, como para hacer frente a escenarios con inserción de electromovilidad, electrificación del calor, generación distribuida, etc.

Este contexto cobra especial relevancia al considerar que Chile busca cumplir con los compromisos adquiridos en su Contribución Determinada a Nivel Nacional (NDC, por sus siglas

en inglés) [3], que representan los compromisos de los países para alcanzar el objetivo internacional de cambio climático. Dichos compromisos buscan limitar el aumento de la temperatura del planeta mediante la reducción de las emisiones de Gases de Efecto Invernadero, con el fin de avanzar hacia un desarrollo inclusivo y sostenible del mundo.

## 1.1. Objetivos

El objetivo general de la memoria es desarrollar un modelo de proyección de demanda eléctrica a escala ciudad para el sector industrial. Para esto se definen los siguientes objetivos específicos:

- Caracterizar la demanda industrial del año base.
- Definir las variables que explican el crecimiento de la demanda eléctrica.
- Caracterizar la distribución espacial de los distintos tipos de industrias.
- Proponer e implementar una metodología para proyectar la demanda eléctrica.
- Aplicar la metodología para proyectar la demanda eléctrica del sector industrial en la Región Metropolitana (RM).

# Capítulo 2

## Marco Teórico

### 2.1. Balance Nacional de Energía

El Balance Nacional de Energía (BNE) [2] es un informe estadístico que busca recopilar las transacciones energéticas realizadas en el país en cada año, con el fin de caracterizar la producción, venta y consumo de energético nacional. En este informe se contabilizan diversos tipos de energéticos (petróleo crudo, gas natural, carbón, gasolina, diésel, electricidad, etc) para diferentes sectores económicos del país (industrial, minería, transporte, comercio, uso residencial, etc). La información se entrega a nivel nacional, desagregada por regiones.

El BNE es un producto sumamente importante para el país, ya que es el punto de partida para la elaboración de políticas públicas en materia de energía, dado que muestra cómo se está utilizando la energía (tanto a nivel nacional como regional). También es el principal insumo para el desarrollo de otras herramientas y productos estadísticos del ministerio de energía, como pueden ser el Inventario de Gases de Efecto Invernadero del sector energía y el proceso Planificación Energética de Largo Plazo.

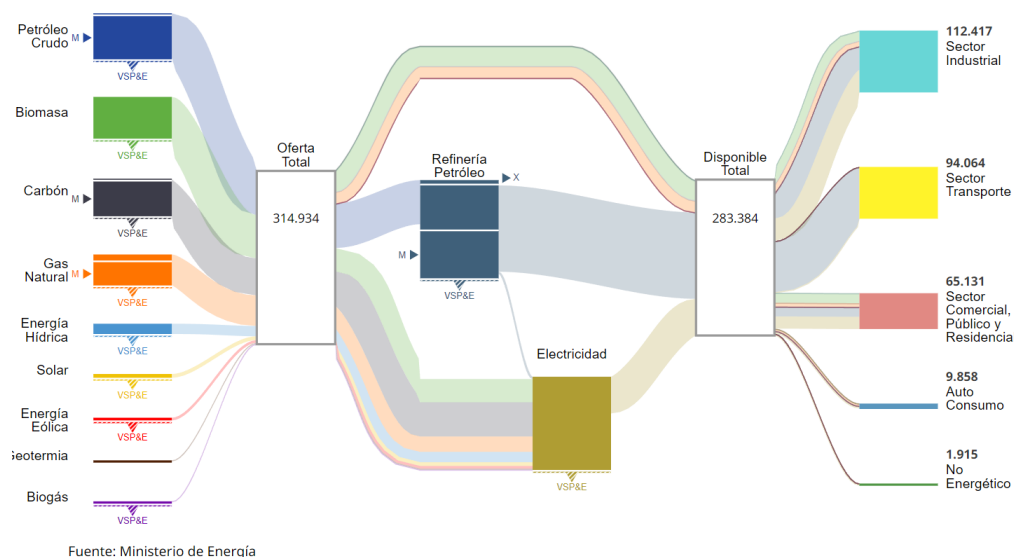


Figura 2.1: Diagrama de flujo energético del país para el año 2020 en Tcal. [4]

En la Tabla 2.1 se muestran los resultados del Balance del año 2022 a nivel nacional, desagregada en cada sector energético y para cada energético. Las demandas están expresadas en Tcal.

Tabla 2.1: Balance Nacional de Energía del año 2022 a nivel Nacional [2].

Energético	Demanda por Sector [MWh]					Total general	Total porcentual
	Comercial, público y residencial	Energía	Industria y Minería	Transporte	Uso no energético		
Alquitrán	0,0	176.266,1	0,0	0,0	0,0	176.266,1	0,0%
Biogás	146.917,9	0,0	35.445,4	0,0	0,0	182.363,2	0,0%
Biomasa	30.002.018,5	110.890,0	15.863.834,3	0,0	0,0	45.976.742,8	12,1%
Carbón	0,0	0,0	2.510.594,2	0,0	0,0	2.510.594,2	0,7%
Coque de Petróleo	0,0	0,0	2.319.441,9	0,0	0,0	2.319.441,9	0,6%
Coque Metalúrgico	0,0	0,0	36.438,2	0,0	0,0	36.438,2	0,0%
Derivados Industriales de Petróleo	0,0	6.190.358,3	0,0	0,0	1.612.969,8	7.803.328,1	2,0%
Electricidad	28.789.405,3	2.643.334,2	50.394.775,0	1.506.694,6	0,0	83.334.209,0	21,9%
Gas de Alto Horno	0,0	528.367,1	97.430,3	0,0	0,0	625.797,4	0,2%
Gas de Coque	0,0	359.590,4	500.321,6	0,0	0,0	859.911,9	0,2%
Gas de Refinería	0,0	1.511,7	0,0	0,0	0,0	1.511,7	0,0%
Gas Licuado de Petróleo	16.846.807,4	157.589,9	4.215.527,5	230.016,6	0,0	21.449.941,4	5,6%
Gas Natural	9.149.684,6	4.753.240,7	12.572.028,6	106.910,5	0,0	26.581.864,5	7,0%
Gasolina de Aviación	3.177,9	0,0	534,6	41.746,7	0,0	45.459,1	0,0%
Gasolina de Motor	0,0	0,0	0,0	48.469.216,9	0,0	48.469.216,9	12,7%
Kerosene	1.414.319,2	0,0	147.363,3	75.329,7	0,0	1.637.012,2	0,4%
Kerosene de Aviación	44.201,0	0,0	359.119,0	13.774.622,9	0,0	14.177.942,9	3,7%
Licor Negro	0,0	0,0	8.422.245,8	0,0	0,0	8.422.245,8	2,2%
Nafta	0,0	1.358.311,9	0,0	0,0	0,0	1.358.311,9	0,4%
Petróleo Combustible	21.784,4	57.892,6	4.815.709,6	1.508.126,0	0,0	6.403.512,6	1,7%
Petróleo Diésel	4.443.618,9	242.387,9	39.791.954,1	64.005.642,8	0,0	108.483.603,6	28,5%
<b>Total general</b>	<b>90.861.935,0</b>	<b>16.579.740,9</b>	<b>142.082.763,3</b>	<b>129.718.306,7</b>	<b>1.612.969,8</b>	<b>380.855.715,6</b>	<b>100,0%</b>
<b>Total porcentual</b>	<b>23,9%</b>	<b>4,4%</b>	<b>37,3%</b>	<b>34,1%</b>	<b>0,4%</b>	<b>100,0%</b>	

Los resultados indican que el sector Industrial y Minería representan un 37,3% del total nacional. La Tabla 2.2 presenta el balance regional de energía, donde la Región Metropolitana representa un 25,5% del total de la demanda energética, siendo la región con más consumo energético.

Tabla 2.2: Balance Nacional de Energía del año 2022 desagregado por regiones [2].

Región	Demanda por Sector [MWh]					Total general	Total porcentual
	Comercial, público y residencial	Energía	Industria y Minería	Transporte	Uso no energético		
Aysén del Gral. Carlos Ibáñez del Campo	1.751.089,3	0,0	648.068,7	1.022.692,5	0,0	3.421.850,6	0,9 %
Antofagasta	1.852.441,1	1.016.237,9	40.448.125,8	7.070.368,1	0,0	50.387.172,9	13,2 %
Arica y Parinacota	420.801,8	0,0	789.400,6	1.388.163,4	0,0	2.598.365,7	0,7 %
Atacama	1.014.914,3	415.539,3	9.611.720,5	3.317.520,6	0,0	14.359.694,6	3,8 %
Coquimbo	1.748.455,2	2.981,2	4.252.397,5	5.881.360,8	0,0	11.885.194,8	3,1 %
La Araucanía	9.257.154,3	28.287,2	2.705.407,0	5.890.717,0	0,0	17.881.565,6	4,7 %
Los Lagos	9.421.350,7	476,4	4.443.585,0	8.402.670,5	0,0	22.268.082,6	5,8 %
Los Ríos	4.203.531,3	0,0	5.939.980,4	2.877.114,7	0,0	13.020.626,5	3,4 %
Magallanes y de la Antártica Chilena	4.417.186,8	3.619.701,6	808.270,2	1.897.291,5	0,0	10.742.450,1	2,8 %
Ñuble	2.867.554,2	655,4	4.977.987,4	2.952.273,5	0,0	10.798.470,5	2,8 %
Tarapacá	716.742,1	62,5	5.951.205,1	2.880.222,4	0,0	9.548.232,1	2,5 %
Valparaíso	6.068.930,5	2.850.593,6	6.111.813,7	12.894.194,5	910.374,6	28.835.906,8	7,6 %
Biobío	9.570.099,8	8.259.735,9	22.524.578,6	10.853.028,3	702.595,2	51.910.037,7	13,6 %
Libertador Gral. Bernardo O'Higgins	3.772.208,6	11.220,3	6.195.335,6	5.831.009,2	0,0	15.809.773,7	4,2 %
Maule	5.778.325,6	5.814,7	7.357.189,7	7.065.110,7	0,0	20.206.440,7	5,3 %
Metropolitana de Santiago	28.001.149,4	368.434,9	19.317.697,5	49.494.568,8	0,0	97.181.850,6	25,5 %
<b>Total general</b>	<b>90.861.935,0</b>	<b>16.579.740,9</b>	<b>142.082.763,3</b>	<b>129.718.306,7</b>	<b>1.612.969,8</b>	<b>380.855.715,6</b>	<b>100,0 %</b>
<b>Total porcentual</b>	<b>23,9 %</b>	<b>4,4 %</b>	<b>37,3 %</b>	<b>34,1 %</b>	<b>0,4 %</b>	<b>100,0 %</b>	

Al enfocarse en la Región Metropolitana (Tabla 2.3), se tiene que el sector Industrial y Minería representan un 19,9%, algo menor a la mitad del total nacional. El energético Electricidad representa un 24,7% del total, siendo el valor más alto de todos los energéticos. La demanda industrial del energético Electricidad es un 35% del total del energético.

Tabla 2.3: Balance de energía para la RM.

Energético	Demanda RM por Sector [MWh]				Total general	Total Porcentual
	Comercial, público y residencial	Energía	Industria y Minería	Transporte		
Biogás	146.917,9	0,0	13.544,6	0,0	160.462,4	0,2 %
Biomasa	763.781,4	0,0	227.049,8	0,0	990.831,2	1,0 %
Carbón	0,0	0,0	68.223,0	0,0	68.223,0	0,1 %
Coque de Petróleo	0,0	0,0	615.766,4	0,0	615.766,4	0,6 %
Coque Metalúrgico	0,0	0,0	13.134,2	0,0	13.134,2	0,0 %
Electricidad	14.477.441,6	366.366,0	8.306.358,9	875.545,2	24.025.711,7	24,7 %
Gas Licuado de Petróleo	6.321.399,9	0,0	925.120,7	6.971,2	7.253.491,7	7,5 %
Gas Natural	4.390.938,8	0,0	5.313.792,6	4.087,5	9.708.818,8	10,0 %
Gasolina de Aviación	1.352,5	0,0	99,1	12.959,7	14.411,3	0,0 %
Gasolina de Motor	0,0	0,0	0,0	18.461.831,0	18.461.831,0	19,0 %
Kerosene	626.065,5	0,0	6.849,3	73.418,5	706.333,2	0,7 %
Kerosene de Aviación	11.703,2	0,0	26.977,7	11.873.624,0	11.912.304,8	12,3 %
Petróleo Combustible	0,0	0,0	64.385,8	0,0	64.385,8	0,1 %
Petróleo Diésel	1.261.548,8	2.068,9	3.736.395,7	18.186.131,9	23.186.145,1	23,9 %
<b>Total general</b>	<b>28.001.149,4</b>	<b>368.434,9</b>	<b>19.317.697,5</b>	<b>49.494.568,8</b>	<b>97.181.850,6</b>	<b>100,0 %</b>
<b>Total porcentual</b>	<b>28,8 %</b>	<b>0,4 %</b>	<b>19,9 %</b>	<b>50,9 %</b>	<b>100,0 %</b>	

En las tablas 2.4 y 2.5 se muestra el detalle del sector Industrial y Minero de la Región Metropolitana. El energético Electricidad representa un 43,0% del total de los energéticos, mientras que los subsectores más grandes son Industrias Varias y Cobre. La demanda total

eléctrica es 8.306.358[MWh] para el año 2022.

Tabla 2.4: Balance de energía para la RM, sector Industria y Minería (1).

Energético	Demanda por subsectores de la RM [MWh]					
	Agroindustria	Azúcar	Cemento	Cobre	Construcción	Industria Lactea
Biogás	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Biomasa	29.636,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Carbón	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Coque de Petróleo	0,0	0,0	575.976,8	0,0	0,0	0,0
Coque Metalúrgico	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Electricidad	739.723,3	1.597,2	187.951,5	1.769.971,6	64.851,8	64.072,8
Gas Licuado de Petróleo	21.231,2	0,0	7.827,8	1.231,2	95.544,7	1.567,3
Gas Natural	233.619,3	9.098,0	27.317,8	20.926,8	545.349,5	123.382,3
Gasolina de Aviación	0,0	0,0	0,0	0,0	46,7	0,0
Kerosene	54,5	0,0	0,0	0,0	1.567,4	0,0
Kerosene de Aviación	0,0	0,0	0,0	28,1	2.089,9	0,0
Petróleo Combustible	0,0	0,0	11.279,6	0,0	6.641,2	0,0
Petróleo Diésel	60.537,1	0,0	44.273,1	1.221.215,8	378.165,5	3.284,5
<b>Total general</b>	<b>1.084.802,2</b>	<b>10.695,2</b>	<b>854.626,6</b>	<b>3.013.373,4</b>	<b>1.094.256,6</b>	<b>192.307,0</b>
<b>Total porcentual</b>	<b>5,6 %</b>	<b>0,1 %</b>	<b>4,4 %</b>	<b>15,6 %</b>	<b>5,7 %</b>	<b>1,0 %</b>

Tabla 2.5: Balance de energía para la RM, sector Industria y Minería (2).

Energético	Demanda por subsector de la RM [MWh]					Total general	Total porcentual
	Industrias Varias	Minas Varias	Papel y celulosa	Petroquímica	Siderurgia		
Biogás	13.544,6	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>13.544,6</b>	<b>0,1 %</b>
Biomasa	5.491,5	0,0	191.921,6	0,0	0,0	<b>227.049,8</b>	<b>1,2 %</b>
Carbón	9.426,2	44.225,5	0,0	0,0	14.571,3	<b>68.223,0</b>	<b>0,4 %</b>
Coque de Petróleo	0,0	0,0	0,0	0,0	39.789,6	<b>615.766,4</b>	<b>3,2 %</b>
Coque Metalúrgico	13.134,2	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>13.134,2</b>	<b>0,1 %</b>
Electricidad	4.713.662,6	109.645,5	380.658,1	1.255,5	272.969,3	<b>8.306.358,9</b>	<b>43,0 %</b>
Gas Licuado de Petróleo	757.260,2	17.493,1	12.840,3	0,0	10.124,8	<b>925.120,7</b>	<b>4,8 %</b>
Gas Natural	2.627.867,8	200.666,5	1.361.614,2	0,0	163.950,2	<b>5.313.792,6</b>	<b>27,5 %</b>
Gasolina de Aviación	52,4	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>99,1</b>	<b>0,0 %</b>
Kerosene	2.443,6	0,0	0,0	0,0	2.783,8	<b>6.849,3</b>	<b>0,0 %</b>
Kerosene de Aviación	24.859,6	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>26.977,7</b>	<b>0,1 %</b>
Petróleo Combustible	46.465,0	0,0	0,0	0,0	0,0	<b>64.385,8</b>	<b>0,3 %</b>
Petróleo Diésel	1.682.329,7	346.589,9	0,0	0,0	0,0	<b>3.736.395,7</b>	<b>19,3 %</b>
<b>Total general</b>	<b>9.896.537,4</b>	<b>718.620,5</b>	<b>1.947.034,2</b>	<b>1.255,5</b>	<b>504.189,0</b>	<b>19.317.697,5</b>	<b>100,0 %</b>
<b>Total porcentual</b>	<b>51,2 %</b>	<b>3,7 %</b>	<b>10,1 %</b>	<b>0,0 %</b>	<b>2,6 %</b>	<b>100,0 %</b>	

En base a lo anterior expuesto, si se desarrolla un modelo de proyección de demanda eléctrica en el sector industrial (Industria y Minería), se lograría explicar la evolución de un 43,0 % del sector.

## 2.2. Proyección espacial de demanda

La proyección espacial de demanda tiene como objetivo estimar la evolución de una carga o requerimiento energético geográficamente dentro de una ciudad. Esto permite, tanto a em-

presas privadas como públicas, estar mejor preparadas para diferentes escenarios de evolución de la demanda eléctrica. Por ejemplo, al tener una proyección de demanda geolocalizada las empresas de distribución eléctrica pueden invertir en mejorar la red de distribución con el fin de hacer frente a las alzas de demanda, el gobierno podría afrontar de mejor manera la elaboración de políticas públicas en pos de hacer más expedita la transición energética a fuentes renovables, teniendo en cuenta como cambiará la demanda eléctrica y el cambio de uso de los combustibles, etc. El Coordinador utiliza las proyecciones de demanda eléctrica para proponer obras de transmisión del sistema nacional y zonal, con el fin de estar preparados para las necesidades energéticas del futuro.

Varias metodologías de proyección espacial de demanda se centran en la creación de mapas de intensidad de demanda o carga en un área de estudio, y en base a estos se utilizan diferentes métodos de proyección de demanda. A grandes rasgos se definen dos tipos de división espacial del área de trabajo, una mediante una grilla regular y otra con una irregular [5]. Es importante notar que cada uno tiene sus pros y contras y la utilización dependerá de cada caso de estudio. Un área regular permite una división uniforme y más fácil de implementar, pero puede darse el caso donde un área tenga dos sectores en donde la demanda se comporte totalmente diferente. Por otro lado, una división irregular permite delimitar de mejor manera los distintos sectores de una ciudad, y por consiguiente, los distintos tipos de comportamientos de la demanda. Sin embargo, la implementación de este último es mucho más compleja y requiere una mayor cantidad de información.

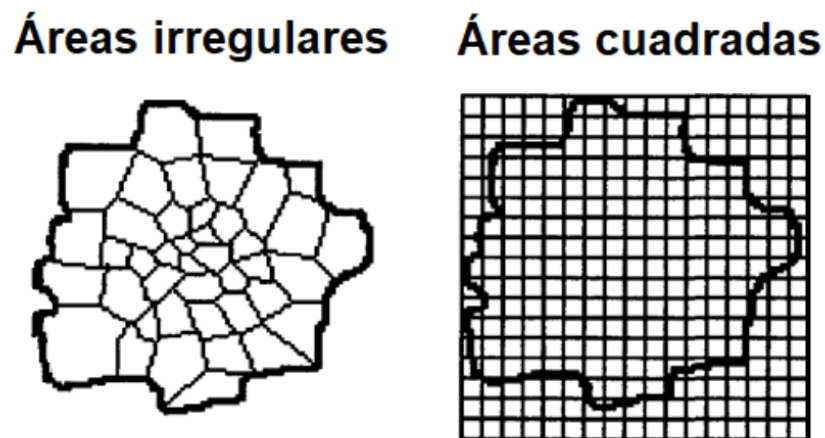


Figura 2.2: Grilla regular e irregular. [1][5]

A menudo, la creación de los mapas, junto con la elección del modelo de proyección de demanda, se ve obstaculizado por la falta de información o por la escasa calidad de esta.

## 2.3. Modelos de proyección de demanda

En general, los métodos de proyección de demanda se pueden encasillar en las siguientes categorías [6][7]:

### 2.3.1. Métodos de Tendencia

Estos métodos realizan técnicas de extrapolación para estimar la demanda futura en cada sub-área. Por lo general, es necesaria tener información histórica de la demanda en cada sub-área y algún otro método para estimar las cargas en las zonas en las que, en el momento de aplicar el método, no hay carga. A menudo suele considerarse información adicional relacionada al clima de la zona, población o ingresos, con el fin de insertar variables que puedan modificar el comportamiento de la demanda. Para la aplicación de estas técnicas se puede contar con pequeños datasets, sin embargo, puede aportar poca información, considerando que no inserta la relación entre áreas. Generalmente se ajustan a una regresión lineal o a algún polinomio.

### 2.3.2. Métodos de Simulación

Estos métodos se basan en modelar el crecimiento de la demanda para reproducir datos históricos. Se utilizan para determinar el año, ubicación y magnitud de la carga. Comúnmente suelen utilizar información del uso del suelo, mapas de probabilidad, ubicaciones, etc., por lo que suelen necesitar una gran cantidad de información detallada. A pesar de esto, estos métodos ofrecen resultados detallados y con gran resolución a largo plazo. Generalmente se basan en algoritmos evolutivos, autómatas celulares, inteligencia artificial y sistemas multi-agente.

### 2.3.3. Métodos Híbridos

Los métodos híbridos son una combinación de los métodos de simulación con los de tendencia, permitiendo obtener los beneficios de cada método. Por ejemplo, se puede realizar una proyección mediante tendencia de variables de interés para realizar una simulación de la evolución de la demanda en algún sector. El contra de estos métodos es que suele utilizar una cantidad masiva de datos y gran poder computacional.

## 2.4. Nivel de Agregación

Los modelos se pueden clasificar en *top down* y *bottom up*, según su nivel de detalle o caracterización del sector en el que se aplica la tecnología. En la práctica, la utilización de estos modelos depende de cada caso, dada la información disponible [20].



### 2.4.1. Bottom Up

Un modelo con enfoque *Bottom Up* o modelo de enfoque de “*abajo hacia arriba*” se basa en la formación de un modelo complejo en donde se agrega información de un conjunto de subcomponentes elementales, es decir, se parte desde los usos finales hasta la proyección general de la demanda. Por ejemplo, al proyectar la demanda energética del sector industrial, la proyección se realizaría a partir de la caracterización y proyección de la demanda de los usos térmicos (calderas, hornos), usos motrices y usos eléctricos, para los diferentes tipos de industrias. Posteriormente, se agregan estos resultados para obtener la proyección agregada del sector industrial.

### 2.4.2. Top Down

Al contrario del caso anterior, en los modelos *Top Down* o de “*abajo hacia arriba*” tienen una representación más simplificada del sector o sistema a evaluar. Siguiendo el ejemplo anterior, se toma la demanda energética para un tipo de industria y luego haciendo supuestos de participación de puede estimar la demanda por cada tipo de uso. Esto se aplica para cada industria.

### 2.4.3. Tipo de clientes eléctricos

En Chile, un usuario final con potencia conectada inferior o igual a 5.000 kW, es considerado cliente Regulado (R), dado que las características del mercado son de monopolio natural y, por lo tanto, la Ley General de Servicios Eléctricos establece que están afectos a regulación de precios. Por otro lado, los usuarios finales cuya potencia conectada sea superior a 5.000 kW, la Ley dispone la libertad de precios, suponiéndoles capacidad negociadora y la posibilidad de proveerse de electricidad de otras formas, tales como la autogeneración o el suministro directo desde empresas generadoras. Este tipo de se conoce como clientes Libres (L). Aquellos clientes que posean una potencia conectada superior a 500 kW pueden elegir el régimen al cual adscribirse (libre o regulado). Alternativamente, se utiliza el concepto de *Cliente Libre en Distribución* (LD) para hacer referencia a los clientes Libres (L) conectados en distribución, es decir, tienen poder de negociación por su potencia instalada, pero se conectan a la red distribución.

Los clientes industriales pueden ser Libres (L), Libres en distribución (LD) y Regulados (R). Estimar el porcentaje de participación de los clientes regulados industriales es una tarea compleja, dado que estos están agrupados junto con clientes regulados residenciales y comerciales. Es por esto que la metodología debe plantear una forma de identificar los clientes regulados industriales para poder realizar una correcta proyección de la demanda eléctrica del sector industrial (L, LD y R).

# Capítulo 3

## Estado del Arte

### 3.1. Antecedentes

Los modelos encontrados en el estado del arte muestran metodologías para la proyección espacial de la demanda eléctrica, considerando una variedad de fuentes de información detallada. Destaca la presencia de opinión de expertos, planes reguladores, proyecciones de producción de empresas, planificaciones de crecimiento de la ciudad, planificación de la economía del país, etc. En Chile no existen fuentes de información pública tan detalladas y de calidad como en los modelos que se expondrán, por lo que ninguna de las metodologías investigadas pueden ser seguidas y aplicadas en el país sin realizar modificaciones o supuestos. Es por esto que es fundamental obtener la mayor cantidad de información de calidad para elaborar una metodología acorde con los objetivos de la memoria.

#### 3.1.1. Modelos de tendencia

En [8] se presenta una metodología que proyecta espacialmente la demanda en una zona piloto de Brasil. Se delimitan zonas de  $500[m^2]$ , identificando información relevante de cada zona como puede ser el tipo de consumo eléctrico, consumo por año y localización de los consumidores, zonas no utilizables, etc. Para clasificar las zonas en saturadas y no saturadas se utilizan imágenes aéreas junto con procesos estadísticos. Se obtienen curvas S para los dos tipos de zonas, considerando una data histórica de 5 años. La Figura 3.1 se muestra el esquema general del modelo propuesto.

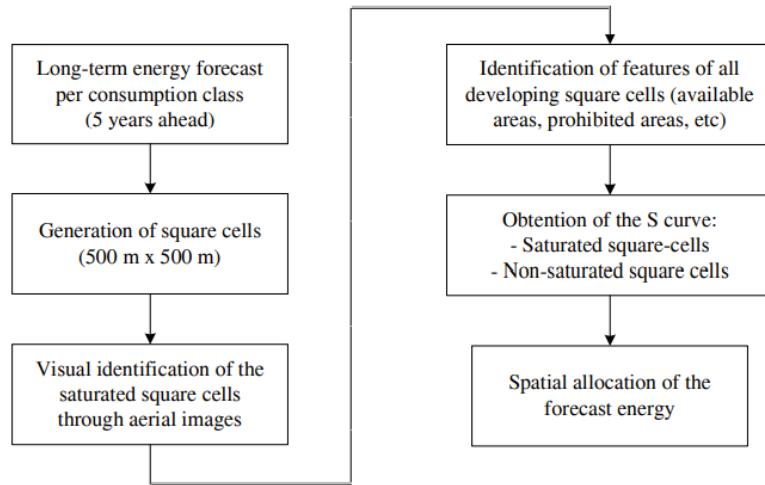


Figura 3.1: Esquema general del modelo propuesto. [8]

### 3.1.2. Modelos basados en algoritmos evolutivos

En [10] se propone un método para identificar el uso del suelo de una zona sin utilizar, es decir, permite determinar el uso futuro de una sub-área. En la metodología se propone utilizar un conjunto de reglas de clasificación fuzzy para cada sub-área de  $500[m^2]$ . Estas reglas insertan información relevante que permite diferenciar cada sub-área, pudiendo incluir densidad de demanda, cercanía a recintos educacionales, recintos médicos, cercanía a zona industrial, cercanía a zona residencial, etc. Con estas, se define un vector para sub-área en una codificación apropiada, que se divide en dos partes: La primera considera las reglas anteriormente mencionadas ([A B C E D...]) y una salida ([A B C ...]) que aportan información del uso del suelo. Para identificar las zonas sin utilizar, se realiza una comparación con las zonas ya definidas mediante una métrica ( $SM$ ) que compara que tan parecidas son las reglas entre ambas zonas. Si la métrica es alta es muy probable que el uso del suelo futuro sea el mismo, en cambio, un valor bajo indica que es poco probable que se comporte como la zona comparada.

Un problema que se puede dar es que una zona sin identificar puede tener el mismo valor de  $SM$  para diferentes zonas ya definidas, por lo que es necesario utilizar algoritmos evolutivos, en particular, la selección por torneo. Este método toma  $n$  elementos con el mismo valor de  $SM$  y realiza una selección por torneo para determinar cuál es el que tiene mejor función de adaptación. Los resultados mostrados indican una alta efectividad al comparar con opinión de expertos para diferentes zonas sin identificar.

Si bien el método propuesto no realiza una proyección de la demanda, puede ser de gran utilidad para la implementación de un método híbrido que dado el uso de suelo y mediante métodos de tendencia, proyectar la demanda espacialmente.

### 3.1.3. Modelos basados en Autómatas celulares

En [11] se utiliza un modelo de autómatas celulares para la asignación espacio-temporal de nuevas cargas en una zona de servicio. Un Autómata Celular es un modelo discreto que evoluciona dependiendo de ciertas reglas de evolución. Cada sub-área o célula tiene un estado discreto que puede ser modificado de acuerdo con reglas que involucran su propio estado y el de sus vecinos. Este algoritmo considera el desarrollo de nuevas zonas, la posible reurbanización de zonas antiguas y la interacción entre celdas vecinas.

El estado de cada célula corresponde con la intensidad de demanda o carga, pudiendo ser discretizada en 5 niveles: 0 = sin carga, 1 = baja carga, 2 = media carga, 3 = alta carga y 4 = muy alta carga. También se realiza una división por tipos de consumos: industrial, residencial e industrial. El estudio asume que cada célula tiene una probabilidad de desarrollo, que en conjunto con las reglas del autómata celular puede evolucionar. La probabilidad de desarrollo de una zona no desarrollada se obtiene mediante una heurística evolutiva, mediante la selección de reglas que incluyen distancia al hospital, al centro, a la escuela, a una gran avenida, densidad de demanda eléctrica de la vecindad, etc. La probabilidad de desarrollo se obtiene al comparar las reglas de cada zona no desarrolladas con un conjunto de reglas ya calculadas con zonas desarrolladas. Se procede de manera análoga que en el método anterior mencionado, obteniendo la densidad de carga o demanda para posteriormente asignarle una probabilidad de desarrollo en cada una de las 5 categorías. Por otro lado, para las zonas desarrolladas se calcula su probabilidad de desarrollo en base a las preferencias del uso del suelo, que consideran cercanía a servicios, medios de transporte, nivel de ingresos, cercanías a zonas peligrosas, etc.

Para simular el crecimiento espacial de la demanda se considera el siguiente set de reglas para los autómatas celulares:

1. Una célula solo puede evolucionar a un estado superior o quedarse en el actual. No puede pasar de un estado a un estado inferior, por ejemplo, pasar de *Medio* a *Bajo*. En la realidad es posible que se dé el comportamiento de decrecimiento del consumo energético debido a factores como criminalidad, factores económicos, depresión, cierre de fuentes de suministros, etc. Sin embargo, se decide dejar fuera del alcance del método propuesto.
2. Las densidades de cada célula solo pueden subir un nivel por cada paso discreto de tiempo, es decir, no se pueden saltar estados. En la realidad el paso de una densidad baja a una alta puede deberse a la construcción de nuevos proyectos, como puede ser la demolición de un conjunto de casas para construir un centro comercial. Este tipo de comportamientos es muy difícil de predecir, por lo que se decide dejar fuera de los alcances del trabajo.
3. Una célula sin desarrollar solo puede evolucionar si en una vecindad de 3x3 células hay

3 desarrolladas. Este valor se define porque fue el que mejor resultados presentó en las simulaciones.

4. Si una zona no desarrollada es seleccionada por el algoritmo para evolucionar, pasando del estado 0 al 1 con carga residencial, después de evolucionar se signa una alta probabilidad de desarrollo para el siguiente paso discreto de tiempo.
5. Si una célula es seleccionada para evolucionar de un estado 1 (bajo) a 2 (media), en el siguiente espacio de tiempo se le asigna una probabilidad de desarrollo media.
6. Si una célula es seleccionada para evolucionar de un estado medio a alto, se le asigna una probabilidad de desarrollo bajo para el siguiente espacio de tiempo discreto.

Los últimos 3 puntos se refieren al patrón de crecimiento de las cargas eléctricas en sistemas de distribución a la curva S. Antes de que una zona esté poblada la demanda es cero, cuando se comienza a poblar la demanda crece rápidamente. Este comportamiento continúa por un corto periodo de tiempo, después de esto la zona experimenta un estabilizamiento de la demanda.

El algoritmo se ejecuta en cada espacio de tiempo discreto y se detiene cuando el crecimiento total de la demanda en la zona alcance la proyección antes calculada.

En [12] se propone una implementación que combina Autómatas Celulares (CA) con Support Vector Machine (SVM). SVM es un método de *Machine Learning* que se basa en la teoría estadística, en este se busca definir un hiperplano que separe los datos de entrenamiento en las diferentes clases. SVM generalizado busca un trade-off entre la complejidad y la capacidad de aprendizaje del modelo, que dependiendo del tipo de kernel, puede resolver problemas no lineales de distribución de carga espacial encontrando relaciones que CA no puede dado su linealidad. El método propuesto utiliza SVM con kernels no lineales y un método de suavizado de intervalos para encontrar relaciones no lineales de la demanda entre los vecinos. Estos resultados definen un conjunto de reglas más complejas y menos evidentes que con el algoritmo de CA. Se aplica en Haidian, un distrito de Pekín, China. La información utilizada proviene del GIS (Sistema de Información Geográfica, por sus siglas en inglés), el departamento de planificación y el libro de estadística local (reporte estadístico elaborado en la región).

En [13] se analizan los factores de riesgo que afectan la evolución de la demanda eléctrica. Se determina que para sectores residenciales la densidad de carga se ve influenciada por la población urbana, nivel de ingresos, espacio libre por persona y electrodomésticos. Para el sector comercial se ve influenciada por la situación económica internacional, Producto Interno Bruto (PIB), fluctuaciones cíclicas de la economía, velocidad de desarrollo de la economía urbana, etc. El sector industrial se ve influenciado por el progreso técnico, políticas de ahorro de energía, etc. Finalmente, el sector agroindustrial, se ve afectado por el progreso técnico y

por las áreas de cultivo.

Con estos factores definidos se definen las reglas de evolución del autómata celular para proyectar el crecimiento de la demanda en cada zona de estudio. Se utiliza información georreferenciada e información referente a la intensidad de demanda.

### **3.1.4. Modelos basados Inteligencia artificial**

En [15] se propone una metodología que utiliza inteligencia artificial para proyectar espacialmente la demanda residencial, comercial e industrial. Se definen pequeñas zonas que se separan a partir de múltiples atributos: uso del suelo (residencial, industrial o comercial), intensidad (superficie, densidad de población), desarrollo (grado de urbanización, ingreso por kWh, PIB per cápita), Clima (temperatura promedio, máxima y mínima temperatura) y ubicación (distancia a avenidas, distancia a áreas comerciales, distancias a oficinas del gobierno). En base a estos atributos se entrena una red neuronal y mediante clustering se agrupan zonas pequeñas en distintos tipos de perfiles de cargas. Se proyectan estos atributos considerando planes de desarrollo de industria, transporte y suelo, para aplicarse al modelo entrenado. El modelo es probado con datos provenientes de China, con un dataset masivo con información muy detallada debido a mediciones avanzadas (medidores inteligentes), servicio meteorológico, base de datos de desarrollo socioeconómico, información de planificación, etc.

Tal como se mencionó anteriormente, en [12] se muestra un método que mezcla autómatas celulares con SVM, que es un algoritmo de inteligencia artificial, donde se utiliza SVM para encontrar relaciones no lineales y menos evidentes entre la celda de estudio con sus vecinas.

### **3.1.5. Modelos basados en sistemas multi-agente**

En [14] se propone una metodología para modelar y simular el crecimiento espacial de la demanda en una ciudad, considerando las relaciones entre diferentes partes de la ciudad y el crecimiento de la carga, para posteriormente determinar cómo se distribuirá dentro de las sub-zonas de la ciudad. El sistema multi-agente está compuesto por múltiples agentes que exhiben comportamiento autónomo, pero al mismo tiempo pueden interactuar con los otros agentes del sistema. Las tres características fundamentales de estos agentes son: tienen permitido de forma autónoma, toman decisiones basados en sus propios objetivos y tienen permitido interactuar con otros agentes utilizando protocolos sociales de interacción. En este trabajo se definen tres tipos de agentes:

1. Agente estático: cada sub-zona se considera como un agente estático que solo puede afectar su propio estado en función de información obtenida de vecinos y agentes móviles.
2. Agente móvil: el crecimiento esperado de la carga o demanda de la ciudad se reparte en diferentes fracciones y estas se dan a los agentes móviles. Estos pueden moverse libremente por la ciudad, repartiendo carga hasta que se queden sin en cero. Depende de las características de los agentes estáticos.

3. Agente proactivo: Se encarga de representar el efecto del crecimiento de las cargas no naturales. Actúa como un agente móvil pero no sigue un comportamiento libre, sino que sigue una trayectoria fijada por un patrón de onda de propagación de la demanda y no depende de las características de los agentes estáticos.

Para la distribución de carga entre los agentes estáticos se debe clasificar las sub-zonas según las preferencias de los consumidores y otros factores. Para obtener la probabilidad de desarrollo de zonas sin carga se utiliza un método similar al visto en [10], donde se utiliza una heurística evolutiva para obtener patrones del uso del suelo. Se tendrán tres probabilidades de desarrollo, una para cada tipo de carga (residencial, comercial e industrial), por ejemplo, si un agente estático tiene una carga residencial muy alta, entonces se tendrá una probabilidad de desarrollo alta.

Para obtener la probabilidad de re-desarrollo en zonas con carga se compara con los vecinos. También se considera el crecimiento del centro urbano y su cercanía, que es donde se concentra la mayor cantidad de cargas.

### 3.1.6. Modelos Híbridos

En [9] se desarrolla un modelo de crecimiento de demanda mediante un método de tendencia, mientras que la distribución espacial se lleva a cabo con un método de simulación. Los pasos propuestos en la metodología se pueden explicar, a grandes rasgos, en los siguientes puntos:

1. En primer lugar, el crecimiento de la población se predice basándose en la curva Gompertz (curva S).
2. Para distribuir este crecimiento de la población se define un índice de recepción por cada sub-área. Este índice se calcula teniendo en consideración diferentes factores, como pueden ser:
  - Proximidad a rutas del transporte público.
  - Proximidad al centro de la ciudad.
  - Uso del suelo.
  - Restricciones de uso para construcción. Por ejemplo, zonas protegidas, plan regulador, etc.
  - Inclinación del terreno.
3. El crecimiento de la demanda comercial se obtiene mediante un método de tendencia que considera la data histórica de cada sub-área. Se utiliza una regresión lineal.
4. El crecimiento de la demanda residencial se obtiene considerando la demanda ponderada por la proporción entre la población futura y la actual.

Se utiliza información procedente del censo, consumo eléctrico en cada sub-área, diferenciando entre tipos comerciales, industriales y residenciales, y finalmente, información cartográfica que incluye la dirección de los clientes, calles, cuadras, centros asistenciales, colegios, parroquias, etc.

## 3.2. Modelos aplicados en Chile

### 3.2.1. Planificación Energética de Largo Plazo

Según el artículo 83 de la Ley General de Servicios Eléctricos, cada cinco años el Ministerio de Energía deberá desarrollar un proceso de planificación energética de largo plazo (PELP), para los diferentes escenarios energéticos de expansión de la generación y del consumo, en un horizonte de al menos treinta años. Este deberá incluir escenarios de proyección de demanda y oferta energética [16]. Por otro lado, la Comisión Nacional de Energía (CNE) deberá realizar anualmente una planificación de la transmisión, considerando los resultados de la Planificación Energética de Largo Plazo [17] y las obras propuestas por el Coordinador Eléctrico Nacional.

La elaboración de la Planificación Energética de Largo Plazo, en adelante PELP, permite una mejor planificación de la infraestructura necesaria para alcanzar las metas y compromisos del país, como puede ser la carbono neutralidad y el retiro de centrales a carbón. También es importante porque permite continuar con la integración de energías renovables, permitiendo orientar los diversos sectores del país y anticipar desafíos a nivel logístico como de infraestructura [18].

En [20], el Centro de Energía de la Universidad de Chile, realizó una actualización de herramientas de prospectiva de largo plazo que posteriormente serían usados en la PELP. La metodología considera la proyección de oferta y demanda para los sectores: Industrial y Minero (y sus subsectores), Público y Residencial; y Transporte. La herramienta tiene como entrada una planilla de Excel que alimenta al modelo de demanda LEAP y este al sistema de modelamiento energético OSeMOSYS, que entrega una proyección de la oferta energética. En la Figura 3.2 se muestra el esquema utilizado en la PELP.



Figura 3.2: Esquema utilizado en la PELP. [20]

Los resultados de las proyecciones para los diferentes escenarios se pueden descargar des-



de la página oficial de la PELP. La proyección energética a nivel país para los diferentes escenarios de descarbonización se muestran en la Figura 3.3.

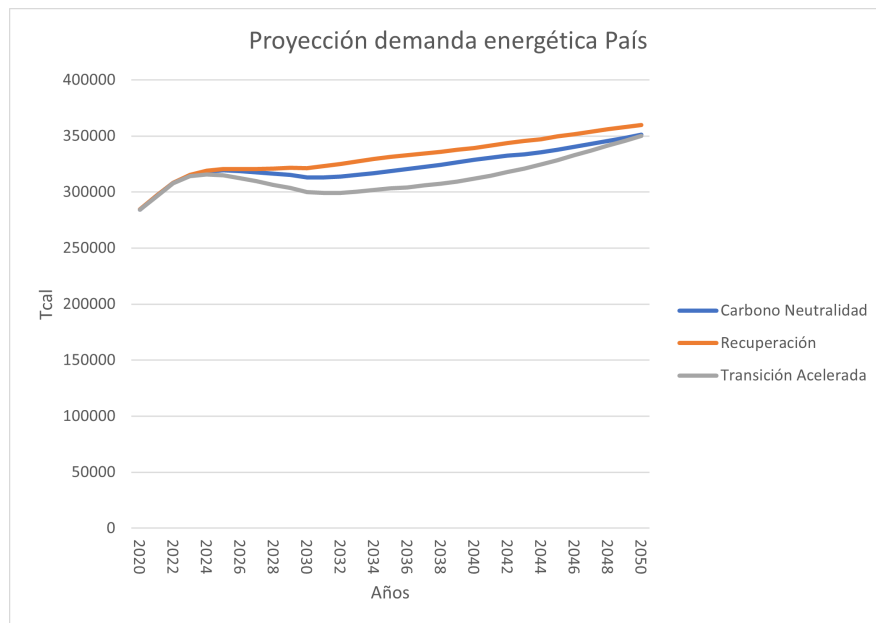


Figura 3.3: Proyección de demanda energética Nacional hasta 2050, PELP. [18]

En la Figura 3.4 se muestra la proyección de la demanda industrial y minera (agregada) para la Región Metropolitana, para los escenarios de descarbonización acelerada, recuperación y carbono neutralidad.

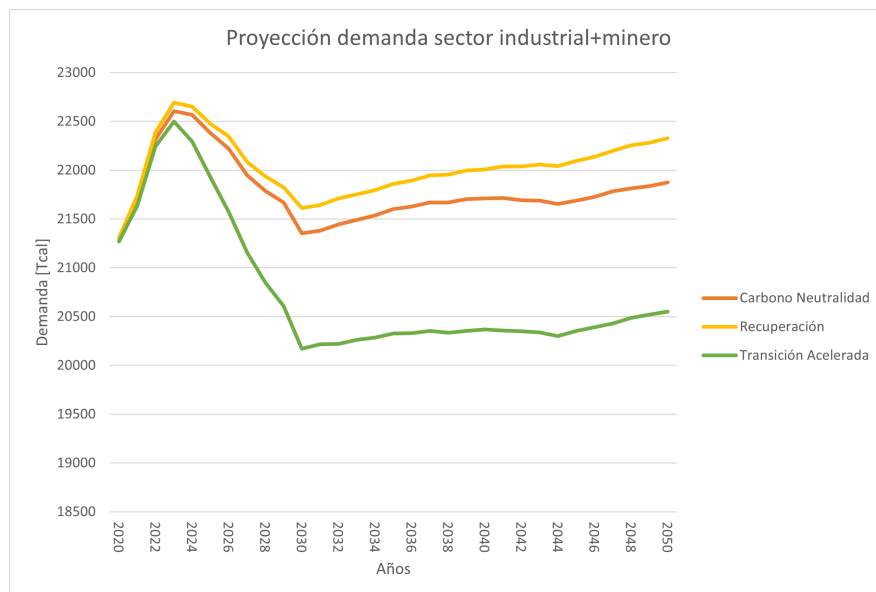


Figura 3.4: Proyección de demanda del sector minero e industrial (agregado) para la RM, PELP. [19]

Por otro lado, en la Figura 3.5 se muestra cómo cambia la participación en la demanda

energética en cada sector de la Región Metropolitana, para el año 2020 y 2050, en el escenario de carbono neutralidad.

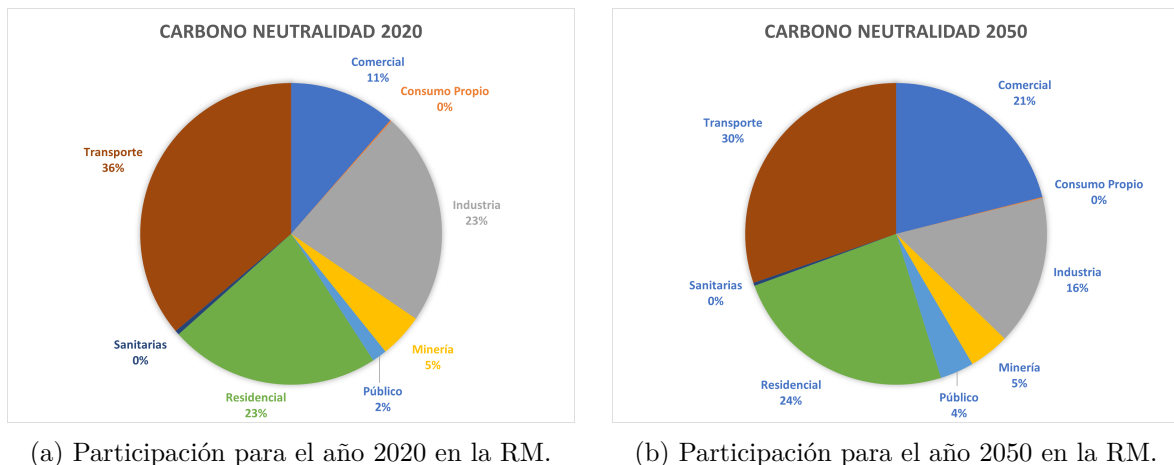


Figura 3.5: Participación de la demanda por sector, PELP.

A continuación, se muestran las variables explicativas que se utilizan en [20] para las proyecciones del sector industrial y minero.

### 3.2.1.1. Sector Industrial y minero

Este sector corresponde a las industrias: Cobre, azúcar, cemento, papel y celulosa, pesca, petroquímica, siderurgia, industrias varias y mineras. El consumo energético se explica por diferentes variables para cada industria, por ejemplo:

- Cobre: se relaciona la producción del Cobre para tres escenarios distintos escenarios. Se consideran proyecciones de precio del material y proyecciones demanda internacional.
- Industria del cemento: Se relaciona con las toneladas despachadas de cemento.
- Industria de papel y celulosa: el consumo energético depende principalmente de la proyección de la producción de la celulosa. El consumo energético se estima a partir de estimaciones de intensidad energética y producción de celulosa.
- Industrias varias: dado la falta de información para desagregar esta categoría, se utiliza un modelo que correlaciona el consumo energético con el PIB nacional.

En resumen, la proyección de la producción de cada subsector se basa principalmente en modelos econométricos, proyecciones de organismos expertos y producción de cada subsector. En la Tabla 3.1 se muestra un resumen de las variables utilizadas para cada subsector en la proyección energética.

Tabla 3.1: Drivers utilizados para proyectar demanda energética para cada subsector del sector industria y minería. [20]

Subsector	Drivers	Fuente
<b>Cobre</b>	Producción de Cobre	COCHILCO
<b>Papel y Celulosa</b>	Producción de Celulosa	CORMA/ INFOR
<b>Hierro</b>	Producción de Hierro	Anuario de la Minería
<b>Petroquímica</b>	Producción de productos industrial que incluye etileno, propileno y nafta.	BNE y ENAP
<b>Minas Varias</b>	Producción de todos los sectores que no sean cobre, hierro y salitre	Anuario de la Minería
<b>Industrias Varias</b>	PIB	Banco Central / Ministerio de Hacienda
<b>Cemento</b>	Despacho de cemento	Instituto Chileno del Hormigón
<b>Azúcar</b>	Hectáreas cultivadas de remolacha	ODEPA
<b>Siderurgia</b>	Producción Acero	Instituto Chileno del Acero y ALACERO
<b>Pesca</b>	Producción SERNPESCA	Anuario estadístico SERNAPESCA
<b>Salitre</b>	Producción Salitre	Anuario Minería.

La metodología llevada a cabo en la proyección energética es de tipo *top down* (de arriba hacia abajo), donde cada sector se desagrega el balance regional por cada uso final y energético. Posteriormente, se calcula la intensidad de uso final con respecto a la energía útil y la producción regional. Con esto y la proyección de producción se obtiene la demanda energética.

En lo que refiere a la industria del cobre, se realiza una metodología más detallada y compleja, teniendo como principal driver el material procesado en cada subproceso de producción. Las principales características del modelo son:

- Se basa en información y antecedentes recopilados por COCHILCO[21], además de información de carácter privado.
- Los procesos considerados corresponden a: Mina Subterránea, Mina Rajo, Concentrado, Lixiviación, Fundición, Refinería, Servicios y Desalinización.
- Entre los energéticos considerados se tienen: Petróleo Diésel, Gas Licuado, Electricidad, Gas Natural, Biogás, Hidrógeno, Energía Solar, Petróleos Combustibles, Coque de Petróleo, Carbón Coque, Mineral Leña y Biomasa Kerosene.
- Para el cálculo de energía demandada según cada energético se realiza cálculo de la Energía en base al total del Material Procesado (MP), considerando la Participación y Eficiencia del Energético en cada Proceso.
- Entre otras.

En general, se tiene que el modelo es detallado en términos de usos finales, pero varios parámetros son muy difíciles de actualizar y requieren supuestos importantes (intensidades energéticas, leyes de los minerales, participación de combustibles, participación de rajo

abierto/subterránea, etc). Por otro lado, también supone que las leyes de los materiales son iguales para todas las regiones. Los usos finales definidos son térmicos (calderas, hornos), usos motrices y usos eléctricos.

### **3.2.2. Modelo de Proyección de Demanda de Largo Plazo del SEN**

En [22] se detalla el desarrollo de un modelo econométrico para la proyección de energía del SEN. La demanda de los clientes regulados y libres es modelada y proyectada para un horizonte de 20 años con una resolución mensual. Las variables explicativas consideradas son económicas y sociales (IMACEC, precio de la electricidad, población, etc.). Se desarrolla en `Python` y considera distintos supuestos de crecimientos de variables macroeconómicas, permitiendo que el usuario del modelo pueda actualizar los datos de entrada, como puede ser el año base de proyección y el año base histórico. También se pueden modificar factores como las variables explicativas y la desagregación de demanda por barra.

La metodología del modelo consiste en:

- Construcción de base de datos con información histórica de demanda para el periodo 2010-2021. La demanda real se estima a partir de datos de retiros y datos de generación histórica de proyectos PMGD y otros acogidos al régimen de Netbilling.
- Se caracterizan los diferentes sectores económicos a los que pertenecen los datos de demanda. Se identifican 3 tipos de clientes: Clientes regulados y libres en distribución; Clientes libres en minería del cobre; Clientes libres de otros sectores.
- Los clientes libres se caracterizan en distintos subsectores como industria de la celulosa, hierro, industrias varias, etc.
- Para los clientes libres y regulados en distribución, se utilizan modelos econométricos que consideran datos históricos y una serie de variables macroeconómicas como el IMACEC, población, precio de la electricidad, etc.
- Las proyecciones de demanda se realizan para distintos niveles de agregación que posteriormente son desagregadas en las distintas subestaciones del SEN. Se consideran subestaciones de clientes libres y para distribución se consideran las subestaciones primarias.
- Las proyecciones de demanda eléctrica son complementadas con un modelo de uso final, el cual tiene como objetivo estimar el impacto de distintas políticas energéticas que pudieran afectar las proyecciones de demanda eléctrica, como puede ser la electromovilidad, electrificación de la calefacción, generación distribuida, etc.

### **3.2.3. Modelo de proyección de demanda energética a escala de ciudad**

En [1] se desarrolla un modelo de proyección de demanda energética con desagregación espacial detallado a nivel manzana. La proyección se realiza para los sectores industrial,

comercial, residencial y público. El horizonte de evaluación es entre 2017 y 2042, aplicado en la Región Metropolitana. Para el sector residencial se obtienen parámetros de población y viviendas por manzana del censo 2017, superficie construida por manzana con el Catastro de Bienes Raíces, la demanda del BNE y la intensidad energética por uso final de estudios previos. Para el sector comercial, público e industrial se calcula a partir de la superficie construida por manzana y la intensidad de consumo de cada energético. La calibración del modelo se realiza en el año base y luego se realizan proyecciones de demanda de energía a partir de las proyecciones de los distintos datos de entrada del modelo.

### **3.2.3.1. Sector Industrial**

Se detecta que no existen fuentes de información pública que permitan distribuir espacialmente los niveles de producción de cada industria, por lo que propone una metodología que supone que el consumo del sector industrial depende de la superficie construida para el sector. Se considera que el sector industrial se divide en: minería, agroindustria e industria.

Para caracterizan el año base se debe obtener información de la superficie construida, por lo que se utiliza información del Catastro de Bienes Raíces del SII. Los destinos considerados para el sector minero son minería (M), agroindustrial (B) e industria (I). Se obtiene que la superficie del sector industrial asciende a 13.525.433 [ $m^2$ ].

Para la intensidad energética del sector industrial, se calcula dividiendo el consumo total de cada combustible de la región, utilizando datos del BNE del 2017, por la superficie total de 13.525.433 [ $m^2$ ]. En cada manzana el consumo de cada energético por el sector industrial se calcula multiplicando su intensidad por la superficie en metros cuadrados.

Debido a que no hay información suficiente para predecir el crecimiento de la superficie del sector industrial y su distribución, se opta por dejar la superficie constante y se considera que el consumo energético depende de los niveles de producción del sector industrial. Para esto se toman las proyecciones de consumo total del sector industrial proyectadas por el modelo PELP.

En la Figura 3.6 se muestra la proyección de intensidad del sector industrial propuesta en el modelo.

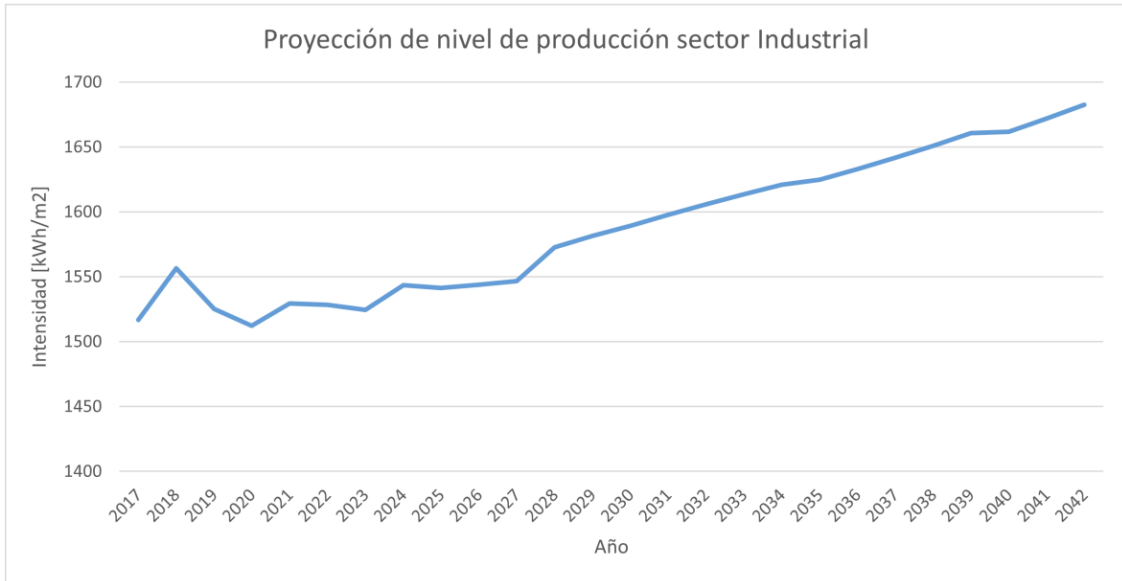


Figura 3.6: Proyección de intensidad del sector industrial entre 2017 y 2042 según el modelo propuesto. [1]

# Capítulo 4

## Metodología

La metodología se divide en dos grandes partes, una para proyectar la demanda eléctrica de los clientes libres (L) y libres en distribución (LD) industriales, y otra para proyectar los clientes regulados industriales (R). La suma de ambas proyecciones dan como resultado la proyección de demanda eléctrica del sector industrial.

### 4.1. Metodología general para clientes libres y libres en distribución industriales

La metodología para proyectar la demanda eléctrica se estructura en dos enfoques complementarios. En primer lugar, se realiza una proyección de la demanda eléctrica mediante el uso de modelos econométricos para cada subsector hasta el año 2050. Estos modelos se entrenan con datos históricos y con variables explicativas (*drivers*) de cada subsector. En cada modelo se obtiene un polinomio que predice el comportamiento futuro de la demanda eléctrica con resolución mensual.

En segundo lugar, se implementa una metodología de proyección espacial basada en un enfoque de autómatas celulares, teniendo como entrada la proyección de demanda eléctrica, la ubicación de las industrias en el año base y las zonas de crecimiento dadas por el plan regulador de cada comuna de la Región Metropolitana.

La integración de estos dos enfoques, junto con la de clientes regulados, permite la construcción de un modelo de proyección de demanda eléctrica del sector industrial a escala ciudad. La Figura 4.1 muestra la metodología general de proyección de clientes libres y libres en distribución.

# Modelo general de proyección (L y LD)

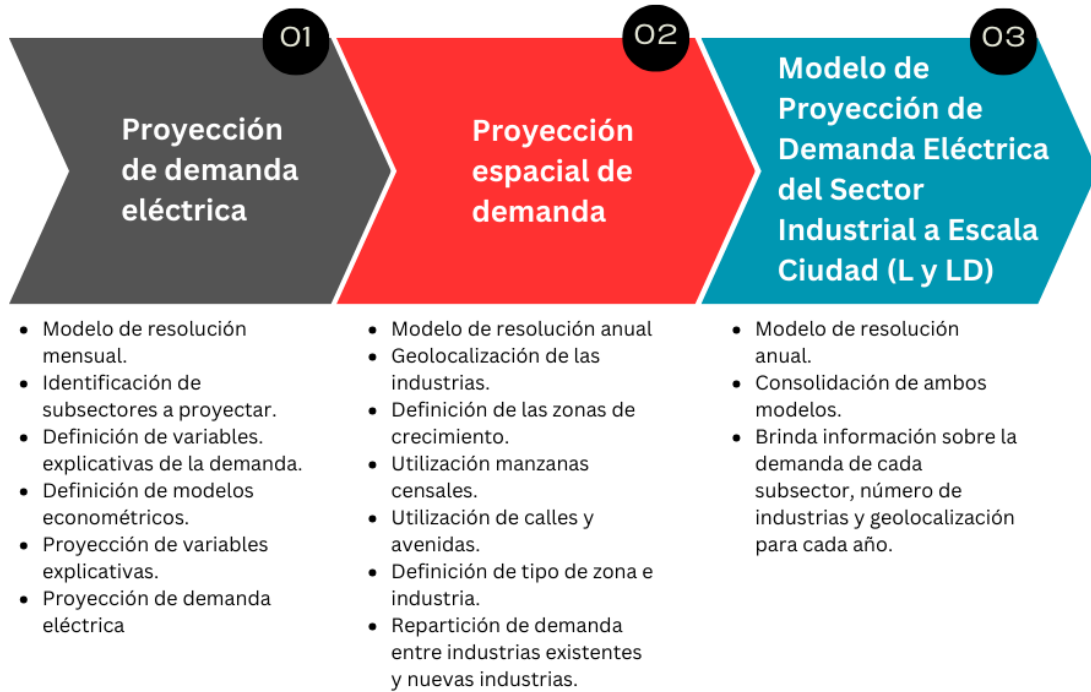


Figura 4.1: Metodología general de proyección de clientes libres y libres en distribución

Los modelos se programan utilizando *Python* y *Excel*. Entre las librerías utilizadas se encuentra *Pandas*, *Numpy*, *Geopandas*, *Folium*, *Re*, *Sklearn*, *StatsModels*, *Request*, *Plotly*, etc. El modelo de proyección de demanda tiene como entrada archivos de *Excel* con los datos históricos y como salida las proyecciones hasta el año 2050. El modelo de proyección espacial tiene como entrada las salidas del modelo anterior y entrega las industrias geolocalizadas para cada año de la proyección, como la demanda por zonas.

## 4.1.1. Proyección de demanda eléctrica

Para el desarrollo de cada modelo econométrico se utiliza la base de datos de retiros del CEN [22], que cuenta con información histórica de retiros para todas las barras del Sistema Eléctrico Nacional (SEN). Los datos presentan información sobre el nombre del cliente, año y mes del retiro, barra, comuna de la barra, sector, subsector, tipo de cliente (Libre, libre en distribución o regulado) e información sobre el cliente minero (si fuese el caso).

Los sectores a proyectar son el industrial y el minero, por lo que la información corresponde a clientes libres (L) o libres en distribución (LD). Se filtra por la Región Metropolitana,



obteniendo los siguientes subsectores:

- |                      |                  |
|----------------------|------------------|
| 1. Cobre             | 6. Minas Varias  |
| 2. Acero             | 7. Alimentos     |
| 3. Cemento           | 8. Público       |
| 4. Celulosa          | 9. Azúcar        |
| 5. Industrias Varias | 10. Petroquímica |

La información presenta resolución temporal mensual, desde el año 2010 hasta mediados del 2023. No todos los subsectores tienen retiros desde el 2010, posiblemente debido a que no se había realizado la creación del subsector la base de datos del CEN. La Tabla 4.1 muestra la fecha del primer y último retiro.

Tabla 4.1: Periodo retiros para cada subsector

Subsector	Primer retiro	Último retiro
<b>Acero</b>	2010-06	2023-05
<b>Alimentos</b>	2010-01	2023-05
<b>Azúcar</b>	2018-09	2023-05
<b>Celulosa</b>	2010-01	2023-05
<b>Cemento</b>	2010-01	2023-05
<b>Cobre</b>	2010-01	2023-05
<b>Industrias Varias</b>	2010-01	2023-05
<b>Minas Varias</b>	2010-01	2023-05
<b>Petroquímica</b>	2022-06	2023-05
<b>Público</b>	2018-01	2023-05

En base a esto, es posible ver que los subsectores con menos información son azúcar, público y el petroquímico. Tener tan pocas entradas puede ser un gran problema al momento de entrenar un modelo, dado que podría no lograr capturar el comportamiento de la demanda.

Para realizar la proyección se utiliza **Excel** y **Python**. Las librerías utilizadas son: **Pandas**, útil para manipular las bases de datos; **Sklearn**, para realizar las regresiones lineales y normalización de datos; y **StatsModels** para realizar regresiones lineales mediante *Ordinary Least Squares* (OLS). Se utilizará el coeficiente de determinación  $r^2$  para determinar la proporción de la variabilidad de la variable dependiente que es explicada por el modelo. Por otro lado, se empleará el valor p (*p-value*) asociado a cada coeficiente en la regresión para determinar su significancia estadística.

#### 4.1.1.1. Modelo econométrico

Después de un análisis exploratorio, se encuentra una gran diferencia en magnitud para los valores de retiros de la base de datos, por lo que se decide utilizar un modelo Log-Log.

Realizar la proyección con este cambio de escala permite capturar de mejor manera el comportamiento de la demanda, sin perjuicio de la diferencia de magnitud entre los datos.

Para cada subsector se define un modelo econométrico, que depende de las variables explicativas, la presencia de *Lag* (retraso) de las variables y de variables *dummies*. La expresión general se puede expresar de la siguiente forma:

$$\begin{aligned}
 \text{Log}_{\text{Dem}}(\text{subsector}) = & \underbrace{\sum_{k=1}^K \alpha_k \cdot \log(\text{driver}_{\text{subsector}}^k)}_{\text{Suma de k drivers}} \\
 & + \underbrace{\sum_{j=1}^L \sum_{k=1}^K \beta_j \cdot \text{Lag}(j) \cdot \log(\text{driver}_{\text{subsector}}^k)}_{\text{Suma de k drivers con j lag}} \\
 & + \underbrace{\sum_{i=1}^I \gamma_i \cdot \text{Lag}(i) \cdot \log_{\text{Dem}}(\text{subsector})}_{\text{Suma de i lags de la variable a predecir}} \\
 & + \underbrace{\text{D} \cdot \text{Dummy}}_{\text{Suma de variable dummy}} \tag{4.1}
 \end{aligned}$$

Donde:

$\alpha_k$  : Coeficiente que indica cuál de los k drivers participa, binario.

$\beta_j$  : Coeficiente que indica que lag participa para cada driver, binario.

$\gamma_i$  : Coeficiente que indica que lag se aplica a la variable Demanda, binario.

Dummy : Variable Dummy, indica un comportamiento anormal en los datos.

D : Coeficiente binario para la variable dummy

Lo anterior inserta un comportamiento recurrente sobre la variable a predecir al agregar *lag*, por ejemplo, para predecir  $Dem(t)$  se necesita  $Dem(t - 1)$ ,  $Dem(t - 2)$ ,  $Dem(t - 3)$ , etc. Esto implica una inferencia mucho más compleja a nivel de programación como de tiempo de cómputo, dado que debe realizarla una por una y no todas en paralelo (sin recurrencia).

A modo de ejemplo, se muestra cómo se vería un modelo recurrente para el Cobre, considerando como drivers la producción del cobre (sin lag, L1 y L3), la demanda del cobre del mes anterior (L1) y una variable dummy para insertar el comportamiento en pandemia.

$$\begin{aligned}
\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Cobre}) &= \log(\text{Prod\_Cu}) \\
&+ L1_{\log}(\text{Prod\_Cu}) \\
&+ L3_{\log}(\text{Prod\_Cu}) \\
&+ L1_{\log_{\text{Dem}}}(\text{Cobre}) \\
&+ \text{Dummy}_{\text{pandemia}}
\end{aligned} \tag{4.2}$$

Para obtener las predicciones de demanda para cada subsector se debe aplicar la función inversa de logaritmo, es decir, se aplica  $\exp()$ . Por otro lado, la variable *Dummy* se utiliza para insertar el efecto de la pandemia en la demanda.

#### 4.1.1.2. Definición de variables explicativas

Para cada subsector se definen los variables explicativas o *drivers* de la demanda. Esto depende de cada subsector y, según lo visto en la búsqueda del estado del arte, la demanda eléctrica depende en gran medida de la producción. Otras variables importantes pueden ser la población, el PIB, el IMACEC, etc.

Según la información disponible, se definen los siguientes drivers para cada subsector en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2: Drivers para cada subsector

Subsector	Drivers
<b>Acero</b>	IMACEC, Producción Acero
<b>Alimentos</b>	Población
<b>Azúcar</b>	Población
<b>Celulosa</b>	IMACEC, Producción Celulosa
<b>Cemento</b>	Población
<b>Cobre</b>	Producción Cobre
<b>Industrias Varias</b>	IMACEC, Población
<b>Minas Varias</b>	IMACEC
<b>Petroquímica</b>	IMACEC
<b>Público</b>	IMACEC, Población

#### 4.1.1.3. Proyección Drivers

##### 4.1.1.3.1. Proyección población

El Instituto Nacional de Estadísticas (INE) realiza proyecciones y estimaciones de la población, tanto a nivel nacional como regional [23]. Se decide utilizar estas proyecciones dado que estas son las mejores proyecciones posibles, tanto a nivel nacional (hasta 2050) como regional (hasta 2035). La resolución de los datos es anual, contabilizando la población hasta el mes de julio de cada año. Por esto, se pasan los datos a resolución mensual realizando una

interpolación lineal entre los años.

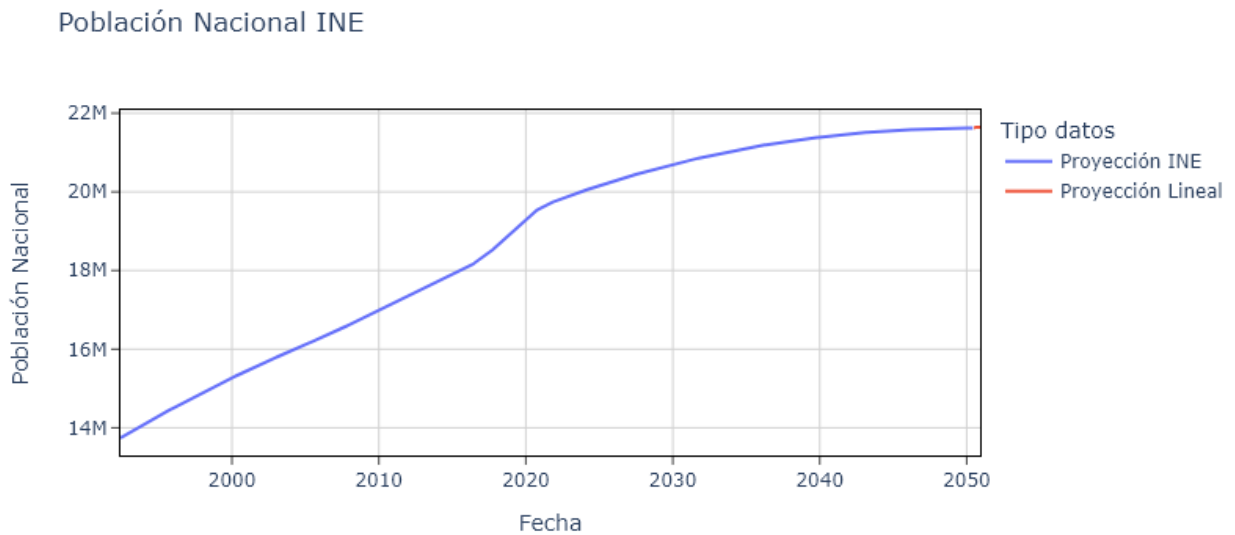


Figura 4.2: Proyección población nacional.

En la Figura 4.2 se muestran los datos proyectados de población nacional hasta junio del 2050, por lo que se proyecta linealmente hasta diciembre de ese año.

Para realizar la proyección de población regional se utiliza como base la proyección nacional, realizando una proyección previa a los datos y posterior a esta. Nuevamente, se realiza una interpolación lineal entre los años para tener datos mensuales.

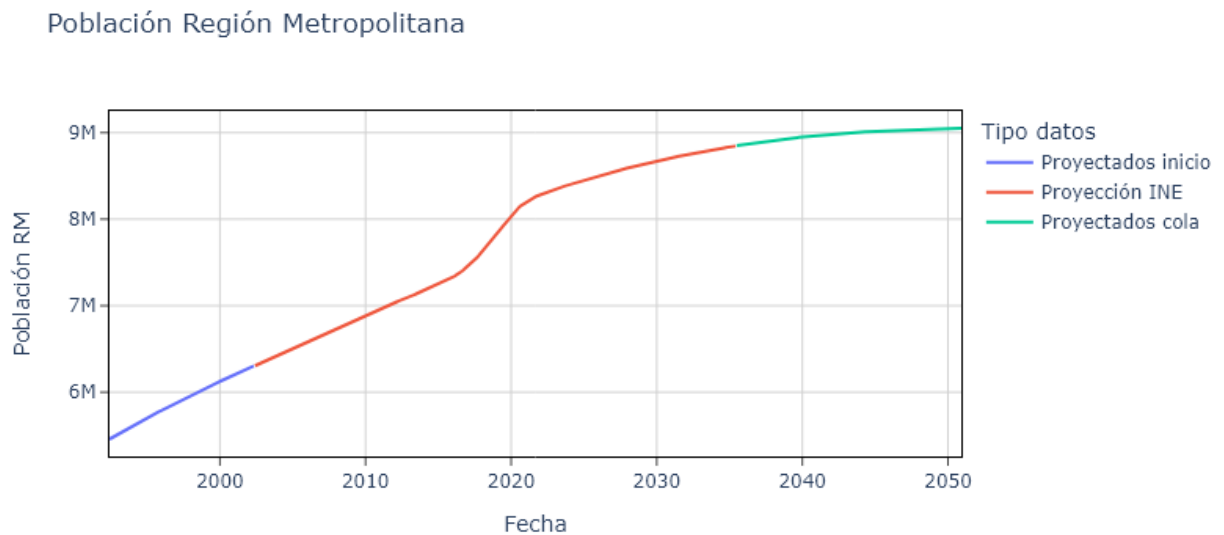


Figura 4.3: Proyección población Región Metropolitana.

#### 4.1.1.3.2. Proyección PIB

El PIB sirve para medir la producción de bienes y servicios del país, calculándose de forma trimestral o anual. Los datos disponibles se encuentran en la Base de Datos Estadísticos (BDE) del Banco Central [24], tomando como referencia el año 2018. Para proyectar a futuro se utiliza información del *Informe de Finanzas Públicas Trimestral*, correspondiente al tercer trimestre del año 2023 [25], donde se realizan proyecciones hasta el año 2028. En resumen, se tiene un crecimiento porcentual del PIB anual de 2,5 % aproximadamente. Luego, se toma el supuesto que el PIB tendrá un crecimiento desacelerado hasta el año 2050 hasta llegar a un crecimiento anual de 0,5 %. La Figura 4.4 muestra los datos históricos hasta 2023 y la proyección hasta 2050.

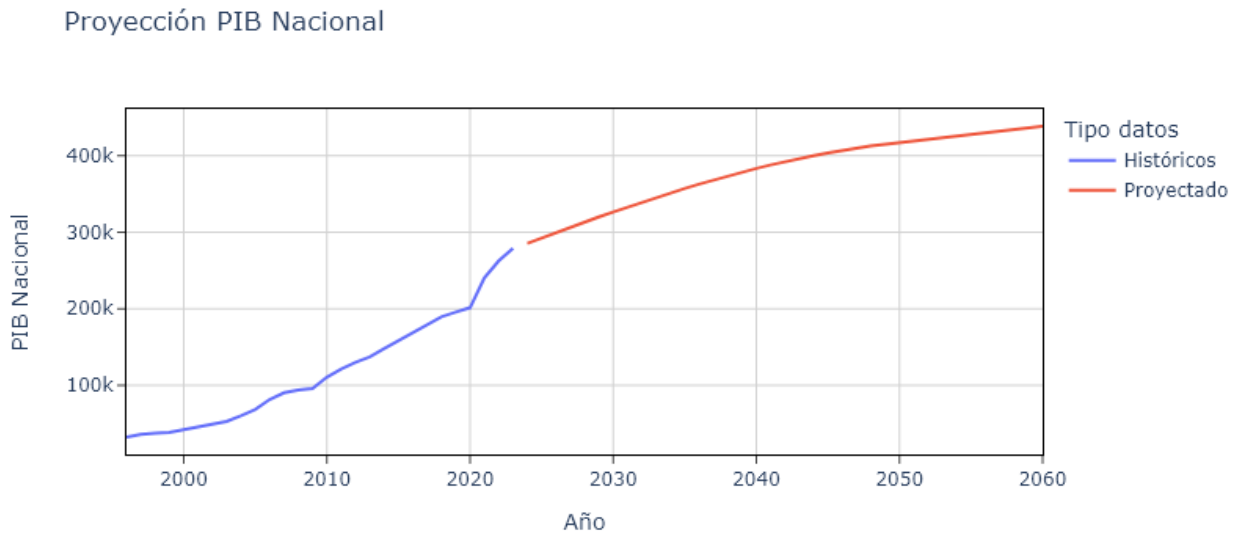


Figura 4.4: Proyección PIB Nacional

#### 4.1.1.3.3. Proyección IMACEC

El Índice Mensual de Actividad Económica o IMACEC, es una estimación que resume la actividad de los distintos sectores de la economía en un determinado mes, a precios del año anterior. Su variación interanual constituye una aproximación de la evolución del PIB [26]. Es por esto que se considera que el IMACEC evolucionará de la misma forma que lo hace el PIB, proyectando un crecimiento porcentual igual al del PIB Nacional.

Los datos históricos de IMACEC con resolución mensual se obtienen de la Base de Datos Estadísticos (BDE) del Banco Central [27]. La Figura 4.5 muestra el IMACEC histórico con resolución mensual.

### IMACEC histórico

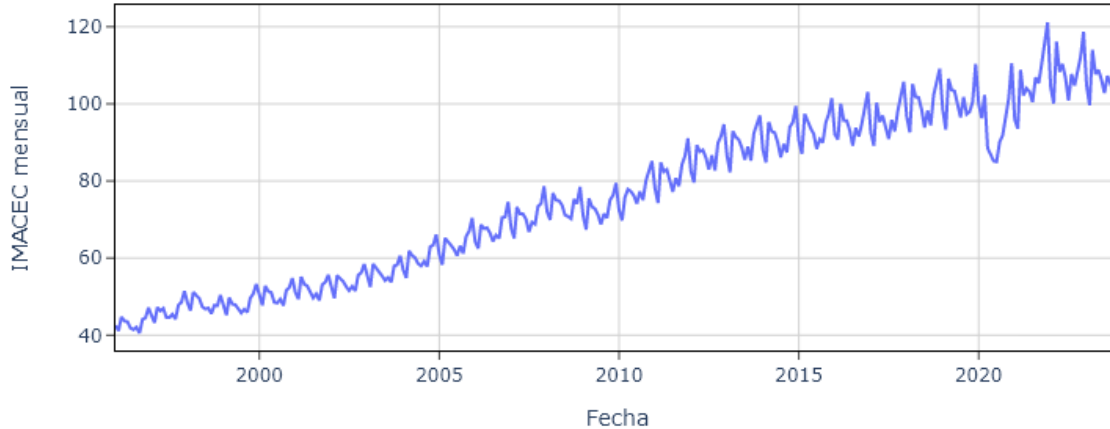


Figura 4.5: IMACEC Histórico

Se realiza una proyección anual del IMACEC hasta el año 2050, dado que la proyección del PIB fue realizada de esa forma. Para obtener datos con resolución mensual se decide realizar una modulación mensual, basada en el comportamiento mensual de un año base. Para esto se consideró que el IMACEC tiene un comportamiento más bien periódico a través de los meses, sin perjuicio del efecto de la pandemia en el año 2021. Es por esto que se toma como base el año 2018 para realizar la modulación. La ecuación 4.3 muestra la expresión para realizar la modulación:

$$\text{Modulación\_Imacec}(m) = \frac{\text{Imacec}(m)}{\frac{1}{12} \sum_{m=1}^{12} \text{Imacec}(m)} = \frac{\text{Imacec}(m)}{\text{Imacec\_Anual}} \quad (4.3)$$

donde  $m$  representa los meses.

Los coeficientes obtenidos en base al año 2018 se muestran en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3: Modulación mensual IMACEC

Fecha	Mes	Imacec	Coefficiente de Modulación
ene.2018	1	96,56	0,96
feb.2018	2	92,64	0,92
mar.2018	3	105,14	1,05
abr.2018	4	101,79	1,02
may.2018	5	101,66	1,02
jun.2018	6	98,48	0,98
jul.2018	7	93,86	0,94
ago.2018	8	98,27	0,98
sept.2018	9	94,45	0,94
oct.2018	10	102,35	1,02
nov.2018	11	105,71	1,06
dic.2018	12	109,09	1,09

Para obtener la proyección con resolución mensual hasta el año 2050, se debe multiplicar el IMACEC nacional con el coeficiente de modulación. La Figura 4.6 muestra el IMACEC consolidado.

IMACEC histórico y proyectado

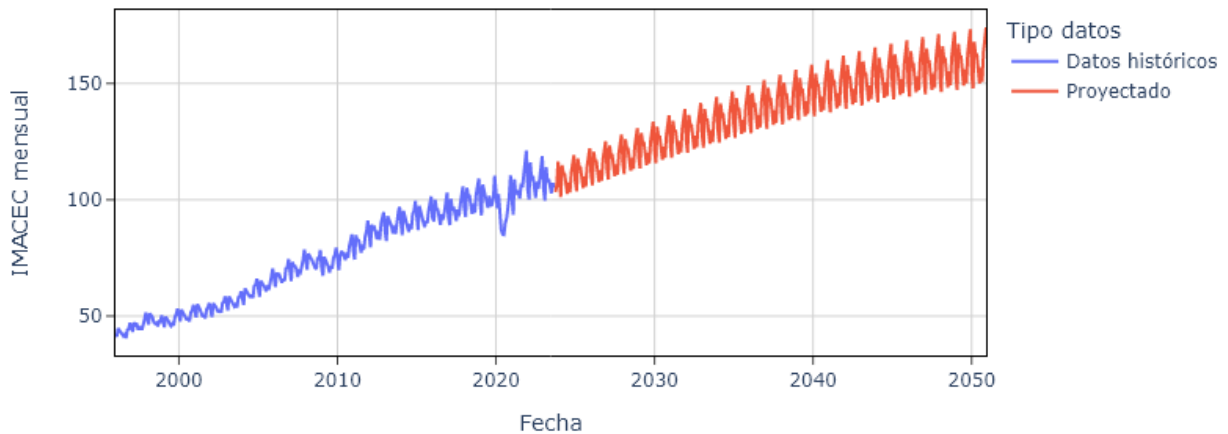


Figura 4.6: IMACEC histórico y proyectado

#### 4.1.1.3.4. Proyección producción celulosa

Se obtienen datos mensuales de producción de celulosa del Instituto Forestal (INFOR) con resolución mensual [28], desde el año 1955 hasta el año 2022. Al no tener fuentes de información sobre la evolución de la producción de celulosa, se decide dejar la producción como constante hasta el año 2050.

### Producción de celulosa

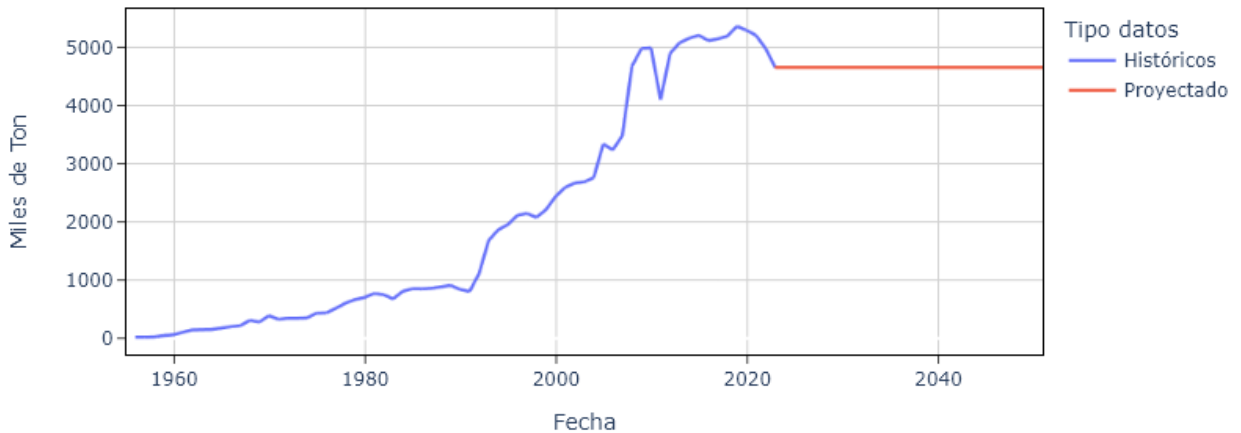


Figura 4.7: Proyección producción de celulosa

#### 4.1.1.3.5. Proyección producción cobre

Los datos históricos de producción de cobre a nivel nacional se obtienen a partir de las estadísticas de la Comisión Chilena del Cobre (COCHILCO) [29], con resolución mensual hasta el año 2022. Para la proyección, se utilizan los resultados de un informe que elabora COCHILCO donde proyecta la producción de cobre para el periodo 2022 – 2033 [30] y posteriormente se considera la producción constante, dado que no hay fuentes de información que realicen un pronóstico a futuro.

### Proyección producción de cobre

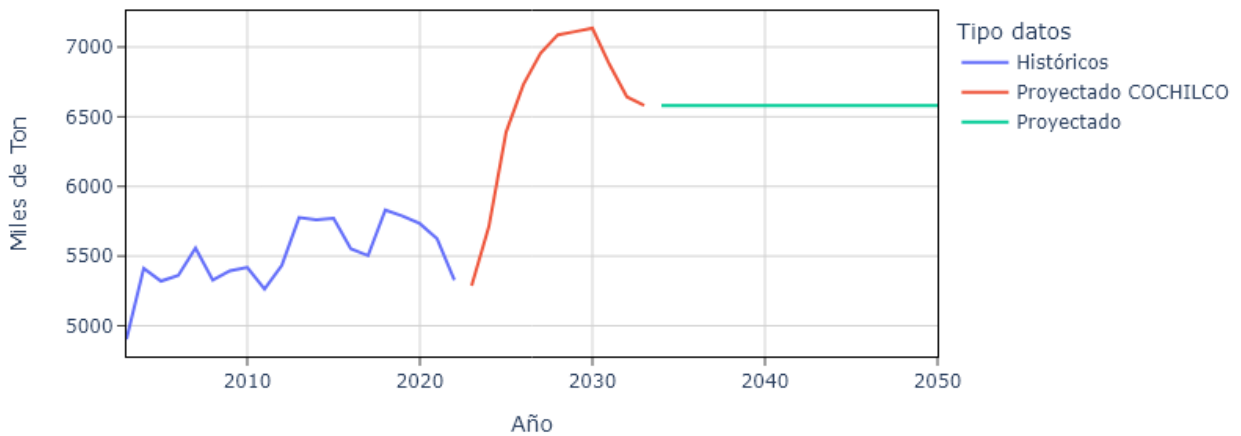


Figura 4.8: Proyección producción de cobre a nivel nacional.



Los datos históricos tienen una resolución mensual y la proyección es anual, por lo que nuevamente se realiza una modulación. El año seleccionado para realizar la modulación nuevamente es el año 2018, pero en este caso la modulación se hace por la producción total anual (y no por el promedio como en el IMACEC). La ecuación 4.4 muestra la expresión utilizada.

$$\text{Modulación\_Prod\_Cobre}(m) = \frac{\text{Prod\_Cobre}(m)}{\sum_{m=1}^{12} \text{Prod\_Cobre}(m)} = \frac{\text{Prod\_Cobre}(m)}{\text{Prod\_Cobre\_anual}} \quad (4.4)$$

donde  $m$  representa los meses.

Los coeficientes para la modulación de la producción del cobre se muestran en la Tabla 4.4.

Tabla 4.4: Modulación mensual producción de cobre

Fecha	Producción Cu [Miles Ton]	Coficiente de Modulación
ene.2018	476,2	0,08
feb.2018	453,1	0,07
mar.2018	488,0	0,08
abr.2018	446,9	0,07
may.2018	495,6	0,08
jun.2018	472,3	0,08
jul.2018	482,0	0,08
ago.2018	462,0	0,07
sept.2018	478,2	0,08
oct.2018	490,4	0,08
nov.2018	536,8	0,09
dic.2018	550,1	0,09

La Figura 4.9 muestra la proyección de la producción del cobre modulada en base al año 2018.

### Proyección producción de cobre

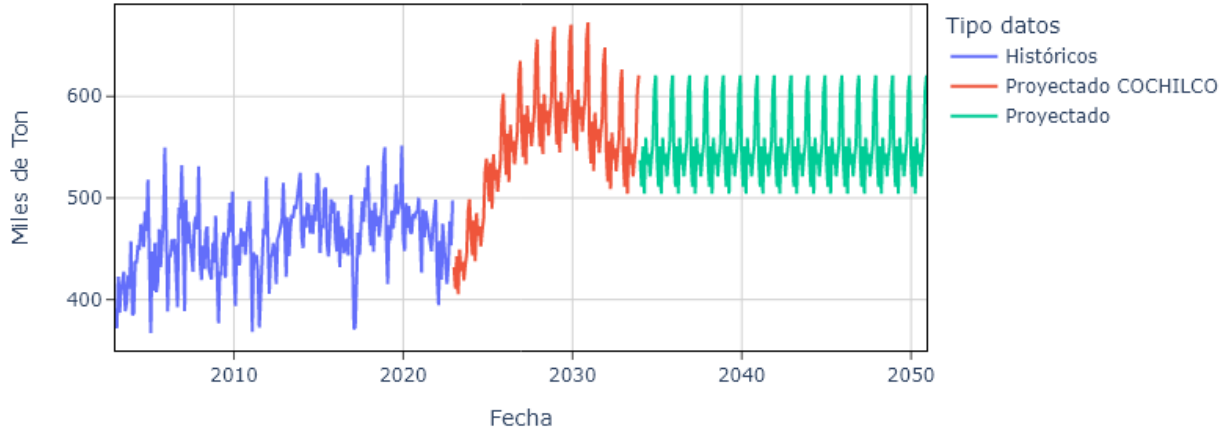


Figura 4.9: Proyección producción del cobre modulada

#### 4.1.1.3.6. Proyección cemento despachado

Los datos históricos de los despachos de cemento se obtienen de la Cámara Chilena de la Construcción (CChC) [31], con resolución mensual desde el año 1991 hasta el año 2023. A partir del año 2023 se considera los despachos como constantes al no tener fuentes de información para realizar una proyección.

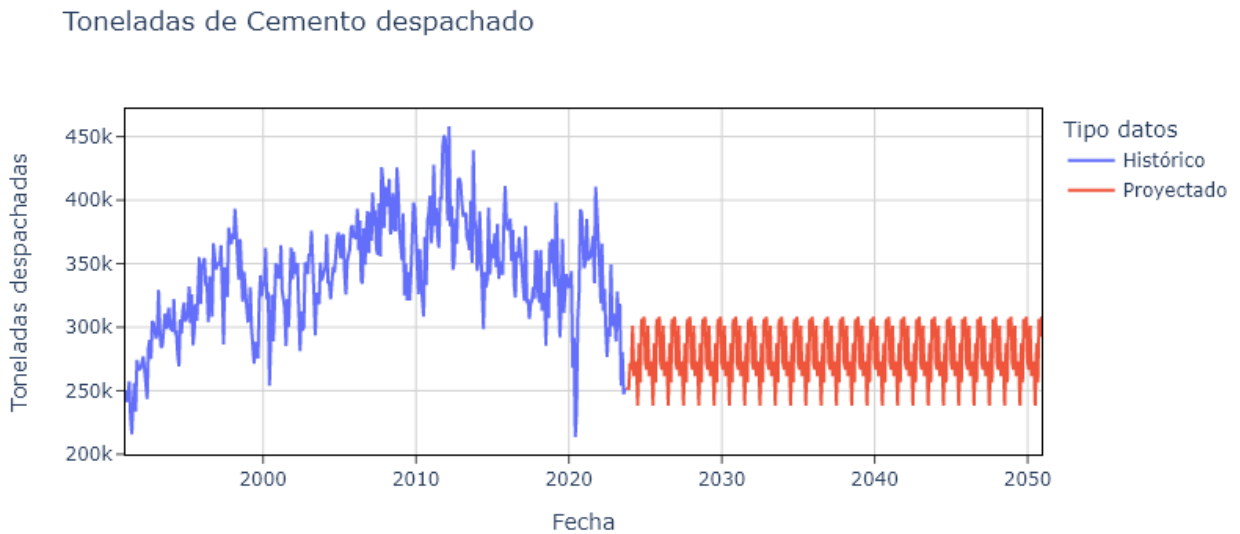


Figura 4.10: Proyección cemento despachado

La Figura 4.10 muestra una modulación mensual en base al año 2018. La ecuación 4.5 representa la modulación en base al año base y los coeficientes de modulación se muestran

en la Tabla 4.5.

$$\text{Modulación\_desp.}_\text{Cemento}(m) = \frac{\text{Desp.}_\text{Cemento}(m)}{\sum_{m=1}^{12} \text{Desp.}_\text{Cemento}(m)} = \frac{\text{Desp.}_\text{Cemento}(m)}{\text{Desp.}_\text{Cemento\_anual}} \quad (4.5)$$

donde  $m$  representa los meses.

Tabla 4.5: Modulación mensual despachos de cemento

Fecha	Cemento despachado [Toneladas]	Coefficiente de Modulación
ene.2018	325.288	0,08
feb.2018	319.233	0,08
mar.2018	360.803	0,09
abr.2018	313.131	0,08
may.2018	324.236	0,08
jun.2018	326.681	0,08
jul.2018	285.357	0,07
ago.2018	344.084	0,09
sept.2018	307.015	0,08
oct.2018	367.167	0,09
nov.2018	350.532	0,09
dic.2018	369.291	0,09

#### 4.1.1.3.7. Proyección producción acero

Para realizar la proyección de la producción del acero solo se obtuvo información de un informe elaborado por la Asociación Latinoamericana del Acero (ALACERO) [32]. Los datos de producción de acero crudo por país se muestran en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6: Producción de acero crudo por país (Millones de toneladas) [32].

País	2018	2019	2020	2021	2022 (e)
Brasil	35.407	32.569	31.415	36.071	34.531
México	20.128	18.692	16.555	18.454	18.342
Argentina	5.162	4.645	3.651	4.875	5.113
Chile	1.145	1.133	1.157	1.318	1.151
Colombia	1.219	1.333	1.149	1.338	1.373
Perú	1.217	1.230	731	1.234	1.102
Ecuador	583	607	482	612	540
Guatemala	300	306	243	307	273
Cuba	225	230	185	231	201
El Salvador	99	102	82	103	89
Uruguay	60	62	49	63	55
Venezuela	126	51	29	29	27
Otros Latam	25	26	23	26	24
<b>Total</b>	<b>65.696</b>	<b>60.986</b>	<b>55.751</b>	<b>64.661</b>	<b>62.821</b>

Debido a que solo se tiene información para el periodo 2018-2022, se decide proyectar de forma constante con el último valor disponible. Para pasar los datos a resolución mensual se realiza una interpolación lineal entre cada año.

#### 4.1.1.4. Limpieza base de datos de retiros CEN

Se realiza una limpieza de la base de datos de retiros del CEN, buscando clientes que no pertenezcan al sector industrial y que estén etiquetadas como tal. Los clientes eliminados de la base de datos son los siguientes:

Tabla 4.7: Clientes eliminados de la base de datos de retiros del CEN.

Clientes	Posible sector	Tipo
ENTEL CALL CENTER S.A	Comercial	Telefonía
ENTEL CHILE S.A.	Comercial	Telefonía
INVERSIONES Y SERVICIOS DATALUNA LTDA.	Comercial	Datacenter
SONDA S.A.	Comercial	Datacenter
EDGECONNEX CHILE SPA	Comercial	Datacenter

#### 4.1.2. Proyección espacial de la demanda

Para realizar la proyección espacial de demanda, se modela el crecimiento (o decrecimiento) de industrias y la creación de nuevos clientes. Para esto se toma información de los retiros de demanda eléctrica del año 2022 (año base) y las proyecciones realizadas por los modelos econométricos. La resolución del crecimiento es anual, por lo que los datos de las proyecciones se consolidan para pasar a la misma resolución temporal.

Para modelar el crecimiento se utiliza un enfoque de autómatas celulares, donde se definen un set de reglas para modelar el crecimiento de las industrias y también para definir donde pueden crecer. A grandes rasgos, toma en consideración las zonas de crecimiento en base al plan regulador, la distancia a las zonas con demanda, las manzanas censales y la distancia a las carreteras y avenidas. En base a esto, se definen que zonas captan industrias y se modela el crecimiento de nuevas industrias para cada subsector. La proyección se realiza a partir del año 2023 hasta el año 2050, con un periodo de un año por cada iteración.

La implementación se realiza utilizando **Python**, en particular, utilizando la librería **Geopandas**, para guardar la base de datos geolocalizada; **Folium**, para proyectar el mapa de industrias geolocalizadas de forma interactiva; y **Requests**, para realizar consultas a páginas webs o APIs.

El mayor supuesto de este modelo es que las industrias nuevas crecen en el plan regulador industrial. Se modela el crecimiento de nuevas industrias (clientes libres) en zonas donde está permitido y se reparte demanda entre los clientes existentes. Este enfoque no propone eliminar cliente (por ejemplo, asociado al cierre de alguna industria) dada la complejidad de decidir cuál desaparecerá.

#### 4.1.2.1. Geolocalización de las industrias

Para geolocalizar las industrias se toma como base los retiros de demanda eléctrica del año 2022. Se identifican todos los clientes y se busca su ubicación dentro de la Región Metropolitana. En total, para la Región Metropolitana se tiene 729 clientes libres del sector industrial, sumando 6.190.146[MWh] de consumo anual. Esta demanda, representa el 75 % de la demanda total eléctrica del sector industrial de la Región Metropolitana.

Para la búsqueda de las coordenadas de los clientes se utiliza información del nombre y comuna del retiro (barra). En algunas ocasiones se da el caso donde un mismo cliente retira de más de una barra. Para solucionar este problema, se verifica manualmente y se decide que se tomará la comuna de la barra que más retire.

La búsqueda se lleva a cabo inicialmente con **Nominatim**, una API de **OpenStreetMaps** que permite obtener la latitud y longitud de la búsqueda realizada. El problema de esta librería es que, al ser libre, no tiene una base de datos lo suficientemente detallada para encontrar todas las industrias. Por esto, se cambia a la API de Google Maps, que es la mejor base de datos posible para geolocalizar los clientes. Para utilizar la API, es necesario generar una *key* que permite hacer peticiones a la página de Google Maps. El uso de la API es pagado, pero se utiliza el tiempo de prueba de Google Cloud (3 meses).

Un pequeño problema de utilizar esta API es que siempre retorna una coincidencia, aunque no sea correcta (falso positivo). Se encontró que cuando la búsqueda no logra encontrar un cliente, entrega la dirección a la comuna de la barra (coincidencia genérica), por lo que se filtran estos resultados para no sean considerados como encontrados. Los resultados obtenidos de clientes geolocalizados se muestran en la Tabla 4.8.

Tabla 4.8: Detalle de clientes geolocalizados

Clasificación	Número de clientes	Porcentaje del total
<b>Coincidencia</b>	578	79,3 %
<b>Coincidencia Genérica</b>	151	20,7 %
<b>Total</b>	<b>729</b>	<b>100 %</b>

Las 578 industrias que se logran geolocalizar suman un total de 5.793.060, 3[MWh], lo que equivale a un 93.6 % del total de retiros industriales del año 2022. Si se ordenan los clientes de mayor a menor respecto al consumo, se tiene que los primeros 20 industrias representan más del 50 % de los retiros, tal como muestra la Tabla 4.9.

Tabla 4.9: Clientes más grandes del sector industrial.

N	Cliente	Subsector	Demanda [MWh]	Porcentaje del total [%]	Porcentaje acumulado [%]
1	ANGLO AMERICAN SUR S.A.	Cobre	1.735.735	28,0	28,0
2	GERDAU AZA S.A.	Acero	270.402	4,4	32,4
3	CEMENTO POLPAICO S.A.	Cemento	147.510	2,4	34,8
4	PAPELES CORDILLERA S.A.	Celulosa	112.568	1,8	36,6
5	CRISTALERIAS DE CHILE S.A.	Industrias Varias	87.398	1,4	38,0
6	CMPC TISSUE S.A.	Celulosa	85.571	1,4	39,4
7	GOODYEAR DE CHILE S.A.I.C.	Industrias Varias	80.069	1,3	40,7
8	CRISTALERIAS TORO SPA.	Industrias Varias	74.776	1,2	41,9
9	MINERA FLORIDA LTDA	Minas Varias	70.221	1,1	43,0
10	EMPRESAS CAROZZI S.A.	Alimentos	67.402	1,1	44,1
11	NESTLE CHILE S.A.	Alimentos	60.602	1,0	45,1
12	PRODUCTOS CHILENOS DEL ACERO LTDA.	Industrias Varias	57.397	0,9	46,0
13	SOPROLE S.A.	Industrias Varias	57.018	0,9	47,0
14	CIAL ALIMENTOS S.A.	Alimentos	49.237	0,8	47,8
15	LINDE GAS CHILE S.A.	Industrias Varias	47.489	0,8	48,5
16	MESSER CHILE LIMITADA	Industrias Varias	46.616	0,8	49,3
17	ENVASES CMF S.A.	Industrias Varias	45.984	0,7	50,0
18	SOCIEDAD CONCESIONARIA NUEVO PUDAHUEL S.A.	Industrias Varias	45.164	0,7	50,7
19	EMBOTELLADORAS CHILENAS UNIDAS S.A.	Industrias Varias	44.313	0,7	51,5
20	COMPAÑÍA INDUSTRIAL EL VOLCAN S.A.	Industrias Varias	41.537	0,7	52,1

La Figura 4.11 muestra las 20 industrias más grandes geolocalizadas.

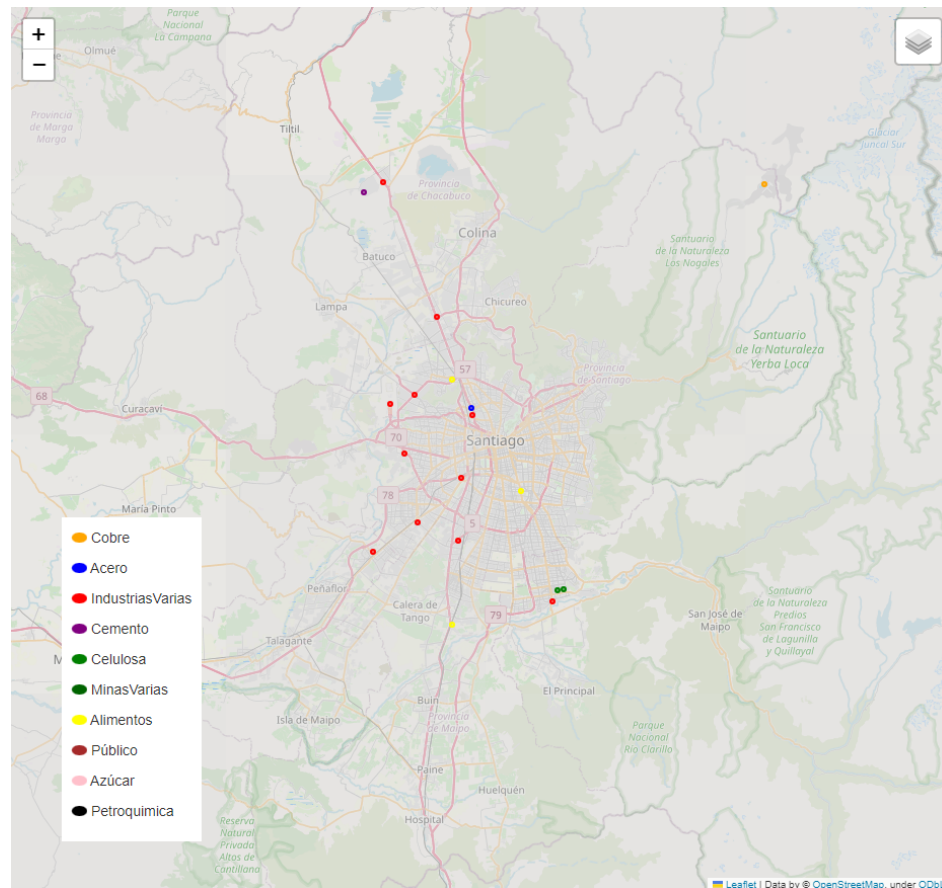


Figura 4.11: Geolocalización de las 20 industrias más grandes de la Región Metropolitana.

Por otro lado, el mapa con todos los clientes geocalizados se muestra en la Figura 4.12.

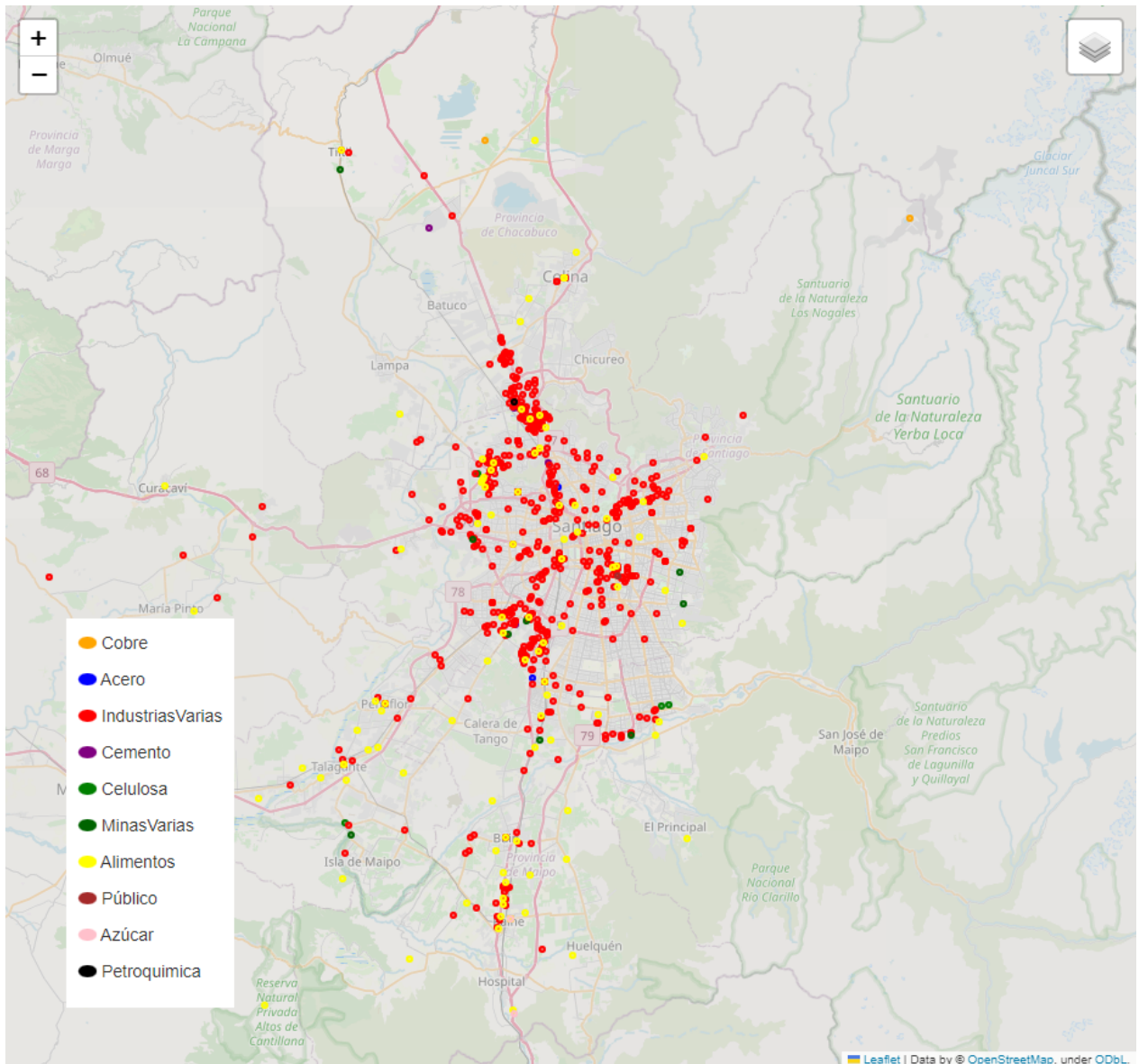


Figura 4.12: Clientes industriales geocalizado en la Región Metropolitana

Se puede observar como la gran mayoría de los clientes industriales se ubican en las zonas periféricas de la Región Metropolitana y cerca de las autopistas urbanas. Los clientes que se encuentran en la zona céntrica suelen ser industrias variadas de menor consumo, lo que tiene sentido dado que no se espera una gran industria cerca de sectores residenciales o comerciales.

#### 4.1.2.2. Plan regulador

Para definir las zonas de crecimiento de las nuevas industrias se utiliza el Plan regulador de la Región Metropolitana de Santiago (PRMS) [33]. Este tiene información geocalizada de los distintos tipos de uso de suelo para todas las comunas de la región. Entre los archivos disponibles se utiliza PRMS\_Uso\_Suelo.shp, que contiene los planos urbanos. La Figura



#### 4.13 muestra el plan regulador urbano.

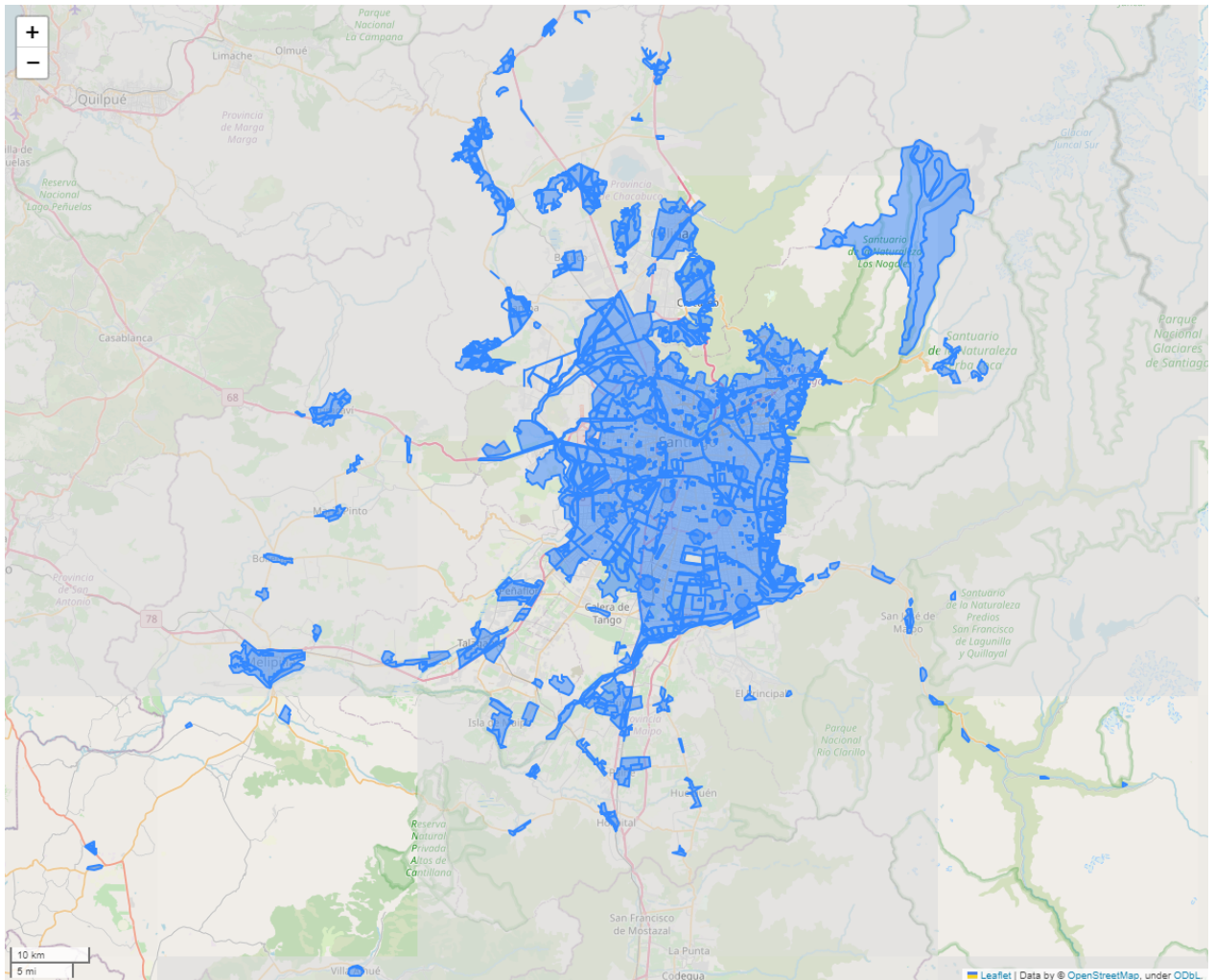


Figura 4.13: Plan regulador urbano

A estas zonas se aplica un filtro para obtener las zonas que permiten el desarrollo de algún tipo de industrias. Las zonas encontradas son las siguientes:

- Industria exclusiva con actividad molesta
- Explotación minera
- Actividad productiva y de servicio de carácter industrial

A partir de estas zonas se definen dos divisiones en el plan regulador: las zonas de crecimiento para el subsector minero (Cobre y Minas Varias) y las zonas de crecimiento para el resto de los subsectores. Se decide hacer esta división para separar las zonas mineras que suelen ser muy distintas a las demás zonas y porque no se tiene información de si un subsector realiza actividad molesta o no. La Figura 4.14 muestra en rojo las zonas mineras y en verde las zonas donde pueden crecer los demás subsectores.



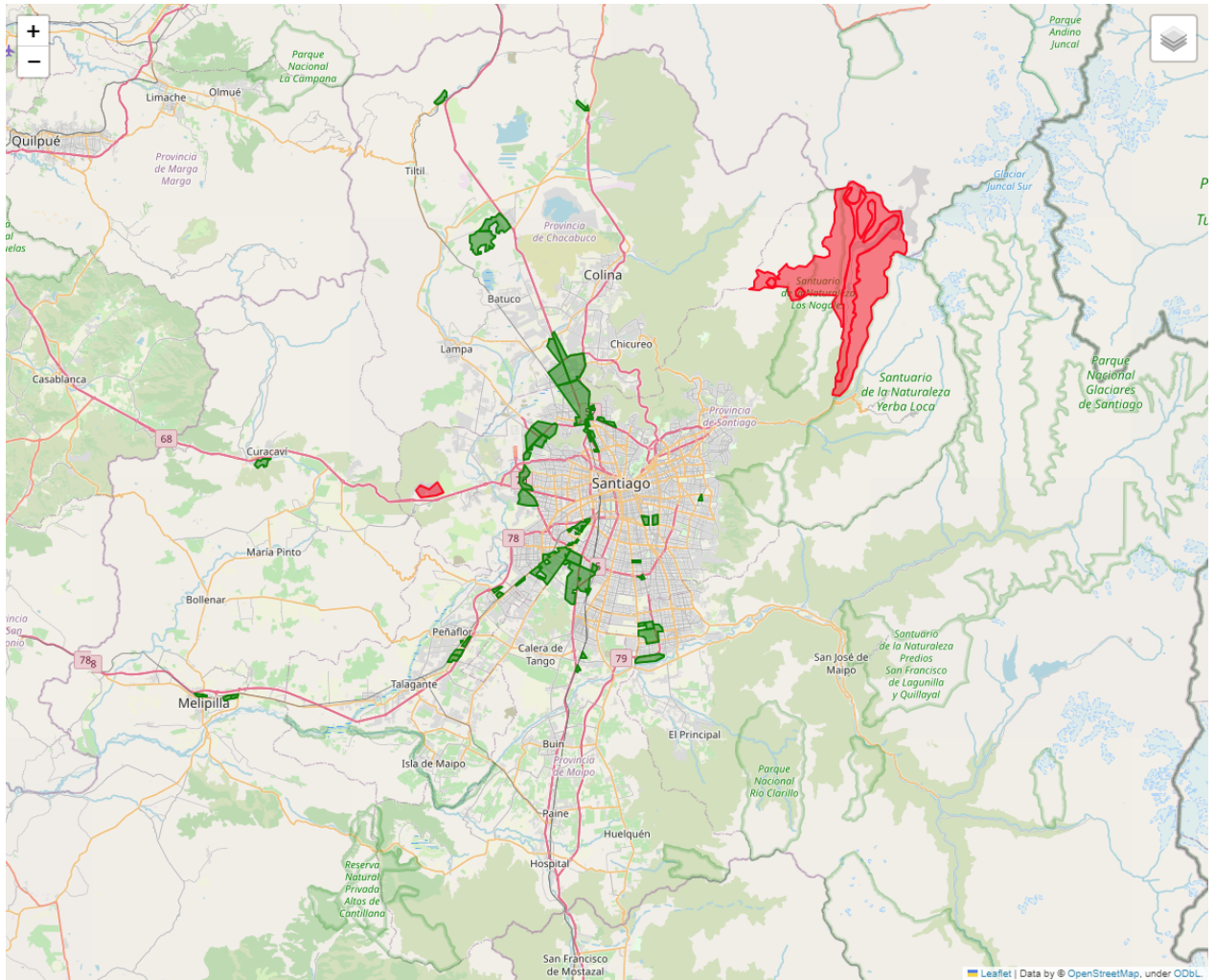


Figura 4.14: Plan regulador industrial.

Por otro lado, al observar en detalle la comuna de Renca se encuentra que faltan zonas con actividades industriales permitidas, por lo que se comprueba que es un error de la base de datos original. Se revisa el plan regulador actual de la comuna de Renca y se encuentra que se elaboró un nuevo plan regulador [34]. La Figura 4.15 muestra las zonas industriales de la base de datos del Minvu para Renca. En cambio, la Figura 4.16 muestra en rosado todas las zonas industriales.

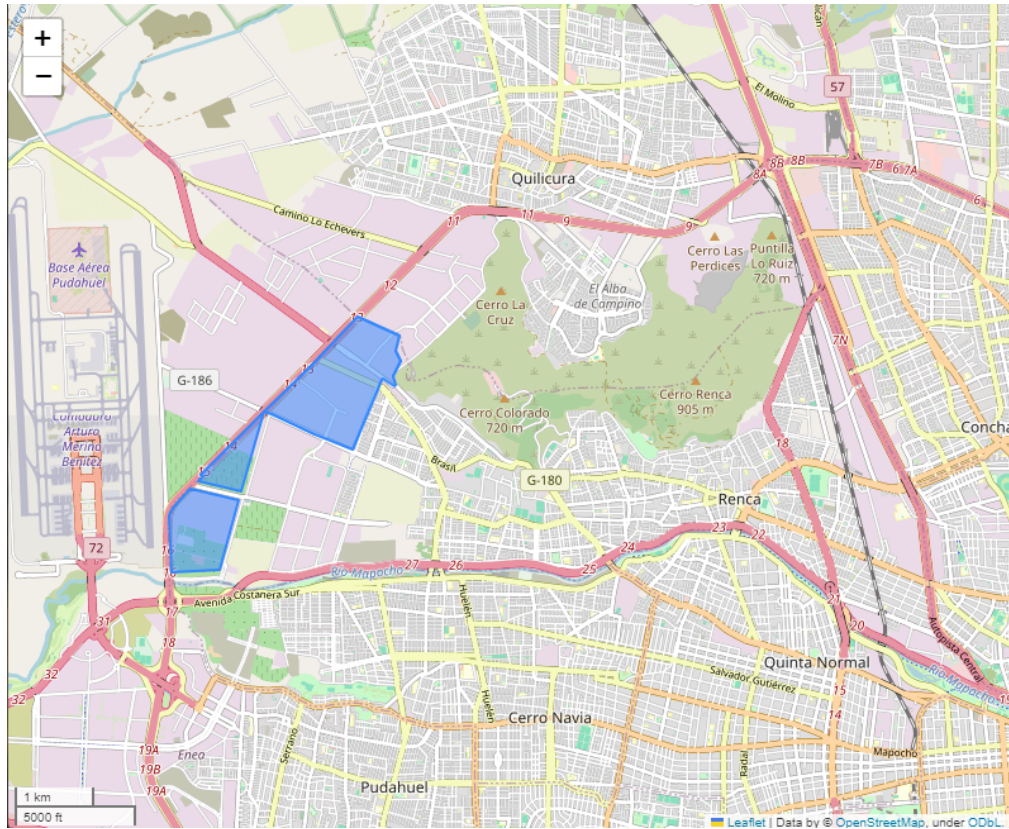


Figura 4.15: Plan regulador industrial para Renca según base del Minvu [33].

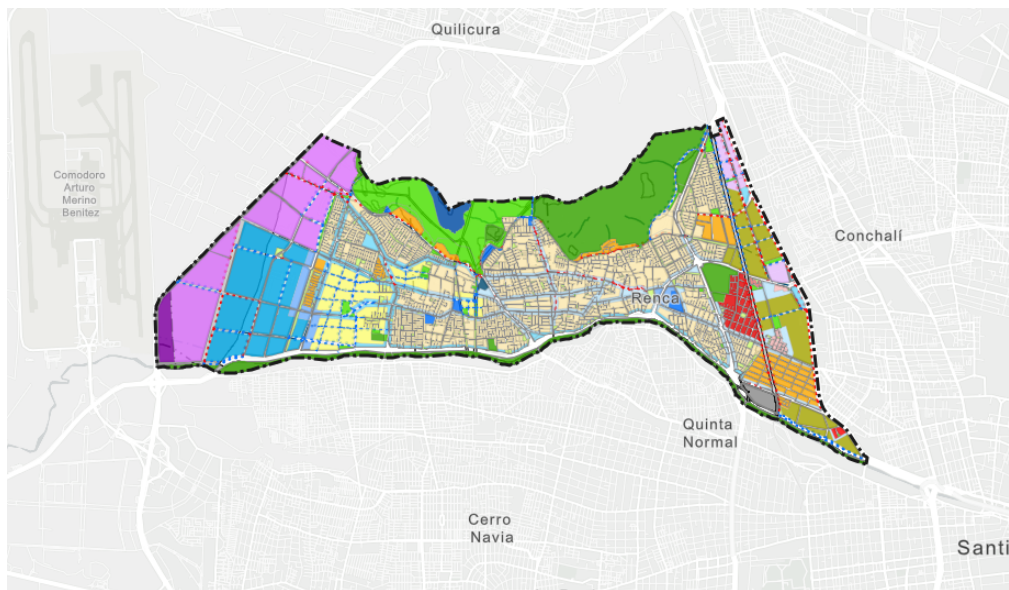


Figura 4.16: Plan regulador industrial para Renca según nuevo plan regulador [34].

Por lo tanto, se agregan las zonas faltantes manualmente utilizando la herramienta disponible en [35] para encontrar las coordenadas de los vértices de cada polígono. La Figura 4.17

muestra el detalle de las zonas agregadas.

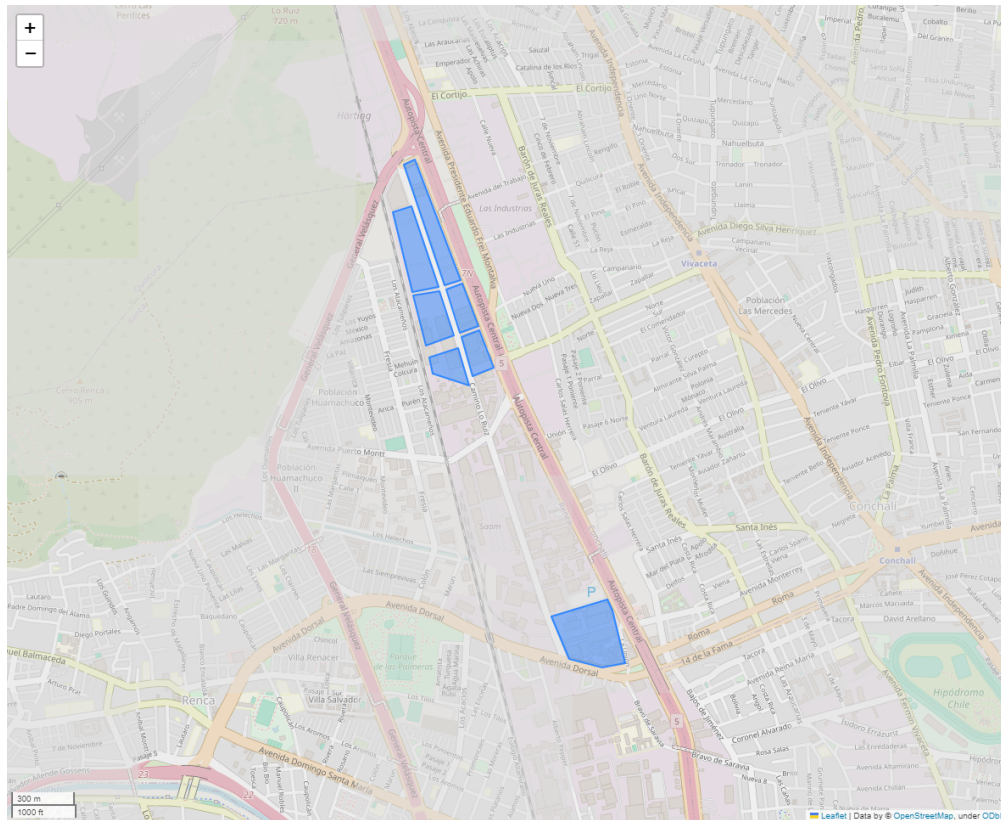


Figura 4.17: Zonas industriales agregadas manualmente.

También se intentó utilizar el archivo `PRMS_Rural.shp`, con contiene el plan regulador industrial. Pero se desistió de usarlo debido a dos motivos: la delimitación de las zonas era muy grande (y poco precisa) y los tipos de uso industriales eran muy específicos como, por ejemplo, “Uso agroindustrial que utilice alimentos frescos”. Al no poder encasillar este tipo de usos en alguna industria de forma certera, se decide no agregarlos. Además, se comprueba que las mayores industrias suelen estar cerca de las zonas urbanas, por lo que no debería ser un mal supuesto. La Figura 4.18 muestra el plan regulador rural.



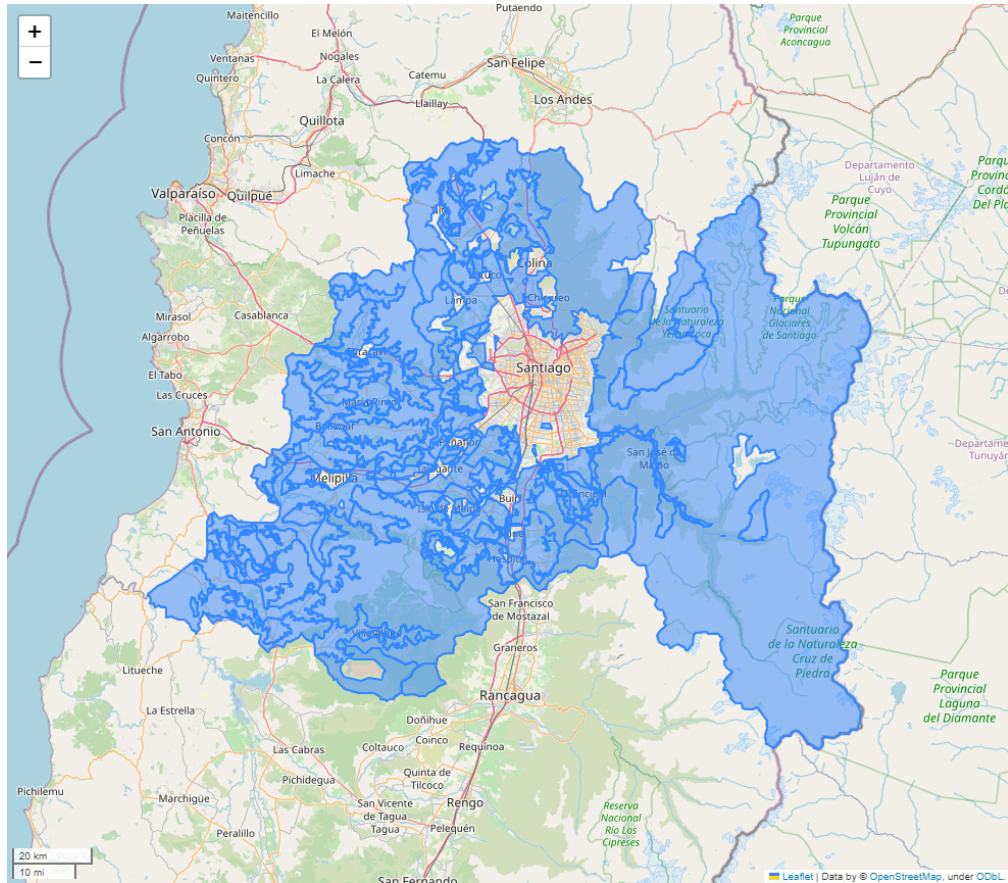


Figura 4.18: Plan regulador rural

Un ejemplo de delimitación poco consistente del plan regulador rural es que, al filtrar por usos agroindustriales, se tiene que en la ciudad de Chicureo hay una zona que es claramente residencial. La Figura 4.19 muestra el plan regulador agroindustrial.

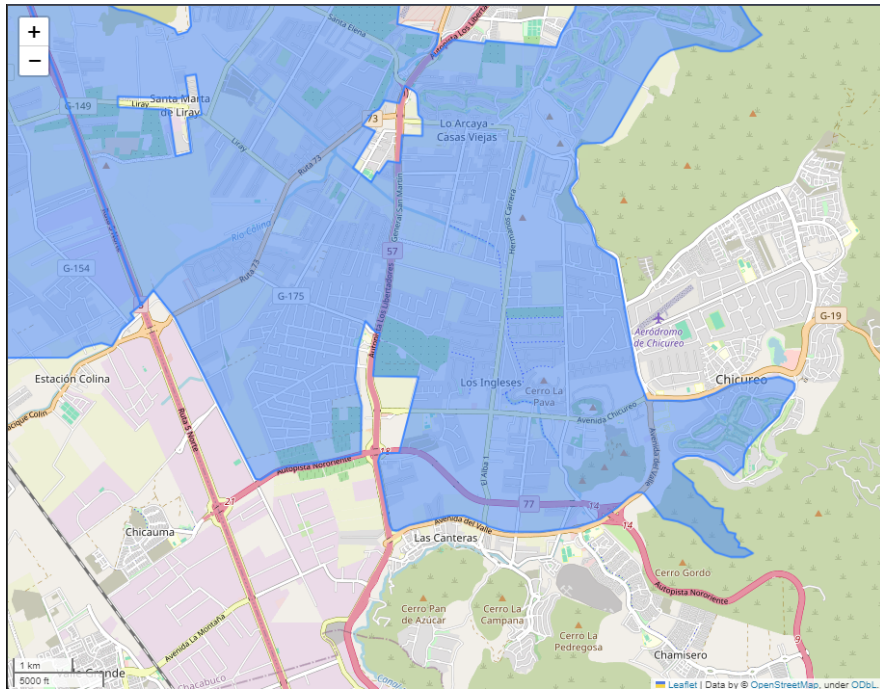


Figura 4.19: Plan regulador rural en Chicureo

Al comprobar en Google Maps, se obtiene la Figura 4.20. Esta zona es claramente residencial, tal como muestra la Figura 4.21.

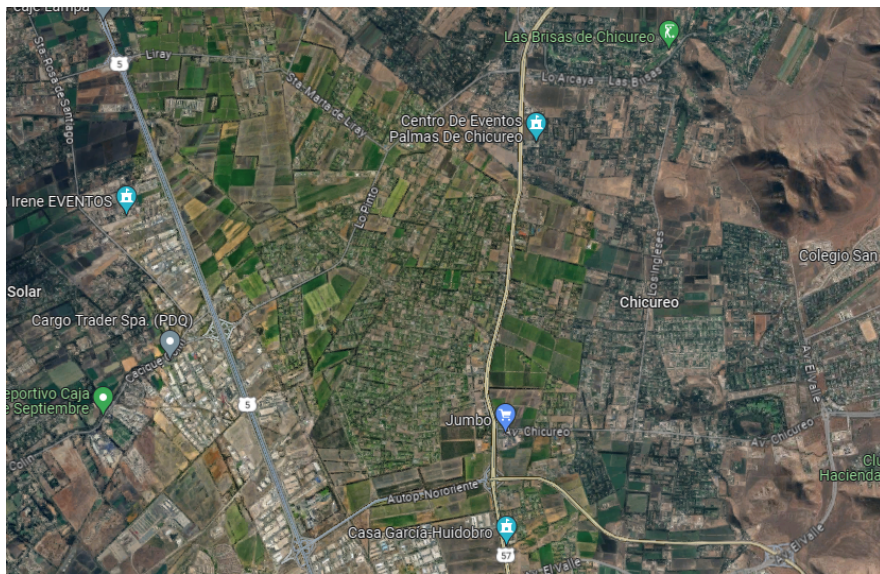


Figura 4.20: Plan regulador rural en Chicureo visto en Google Maps.



Figura 4.21: Zona agroindustrial según plan regulador rural en Chicureo

#### 4.1.2.3. Manzanas y entidades censales

Con el fin de lograr obtener la grilla más detallada para realizar la proyección espacial, se toman los datos de las manzanas y entidades censales del INE [36], que poseen zonas mucho más pequeñas que el plan regulador. Lo que se busca hacer es cruzar la información de ambas bases y obtener todas las manzanas y entidades censales que están en el plan regulador industrial.

Debido a que las manzanas y entidades censales pueden no estar contenidas perfectamente dentro del plan regulador, se implementa una función que considera que las manzanas y entidades están contenidas si un porcentaje de su área está dentro de este. Después de probar con distintos valores, se decide que con un 95% de la superficie se considera contenida. Se estima que error es muy bajo e incluso podría ayudar agregar zonas donde el plan regulador no está bien delimitado. La Figura 4.22 muestra la intersección entre el plan regulador (rojo) y las manzanas censales (azul).



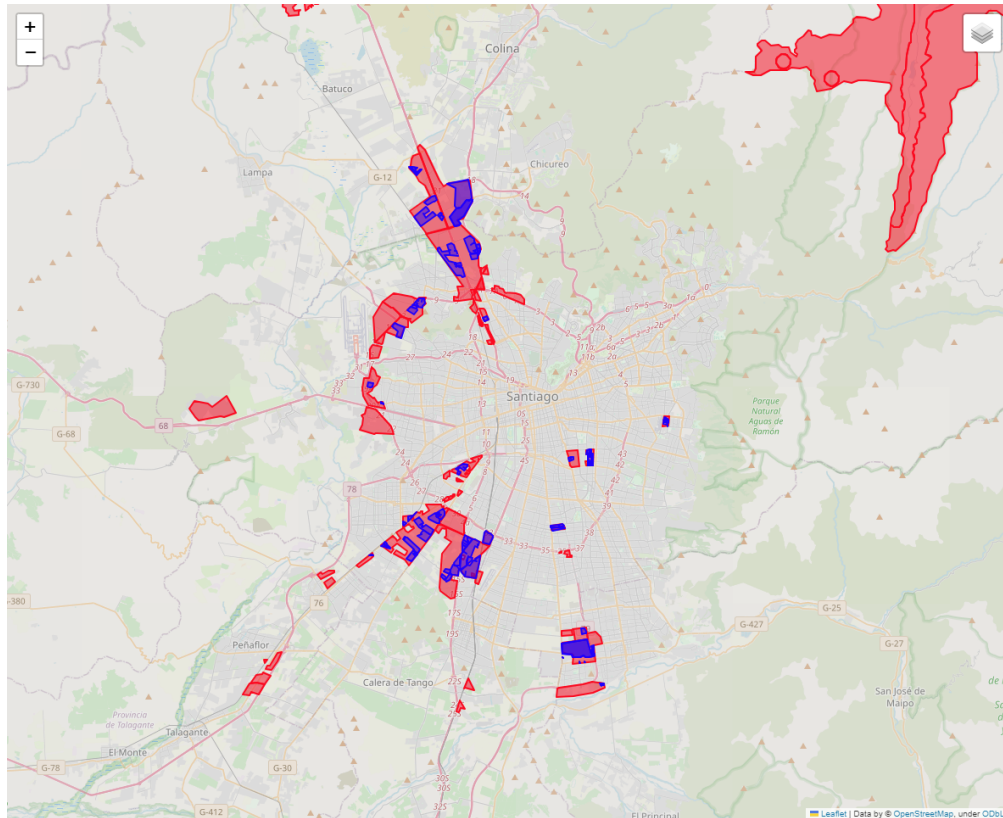


Figura 4.22: Intersección entre manzanas censales y el plan regulador.

Posteriormente, se procede a eliminar las manzanas y entidades censales de las geometrías del plan regulador, con el fin de agregar las intersecciones al plan regulador. Con esto se obtienen las zonas de crecimiento más pequeñas posibles. En total, se tienen 5 zonas mineras y 169 zonas industriales.

Los datos utilizados se obtienen de los archivos: "Microdatos Manzana Indeterminada", que considera las manzanas de la zona urbana; y **Microdatos Entidad Indeterminada**, que contiene las entidades rurales. Cada una de las entradas de la base de datos tiene más de 50 variables para caracterizar la manzana, pero solo se toma la columna **geometry** que contiene la geometría de la zona.

#### 4.1.2.4. Carreteras y avenidas

Otra fuente de información que se utiliza en la proyección espacial de la demanda es las carreteras y avenidas de la Región Metropolitana. Para esto se obtiene los mapas vectoriales de las calles del país, disponibles en la Biblioteca del Congreso Nacional (BCN) [37]. Se filtra para obtener las calles más grandes de la Región Metropolitana y se agrupa por nombre de calle. Esto último es necesario dado que las calles están definidas por tramos. La Figura 4.23 muestra las carreteras y avenidas de la región.

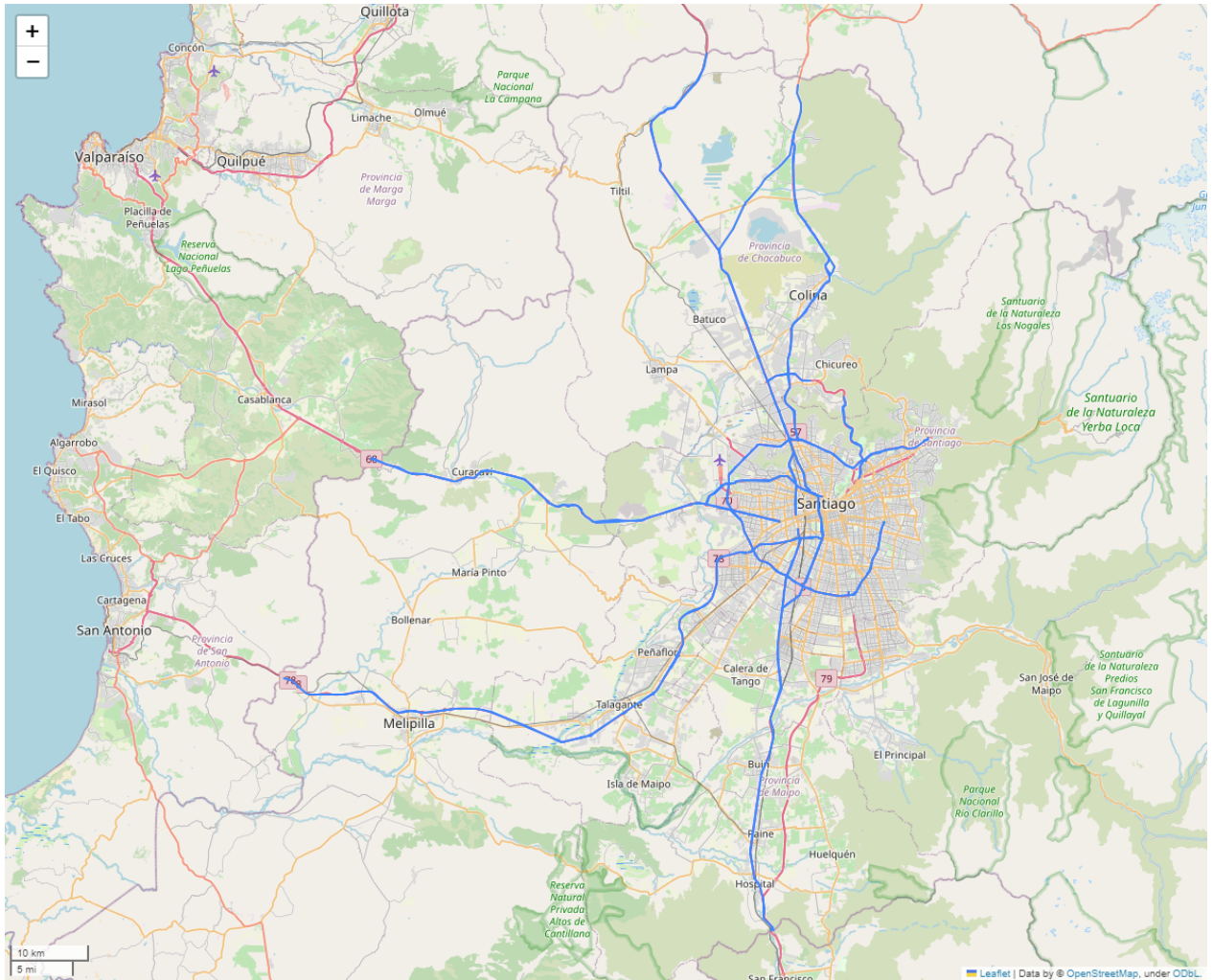


Figura 4.23: Carreteras y avenidas de la Región Metropolitana

#### 4.1.2.5. Crecimiento espacial

Dada la geolocalización de los clientes industriales en el año base (2022), las zonas de crecimiento (plan regulador) y las carreteras y avenidas de la Región Metropolitana, se define los tipos de zonas y los tipos de industrias.

#### 4.1.2.6. Definición de tipo de zona

Se definen 4 tipos de zonas de crecimiento en base a la demanda total de la zona (debido a las industrias).

1.  $Z_0$ : Zona sin demanda.
  - Zonas donde no hay demanda, están siempre disponibles para captar demanda.
  - Pasa a  $Z_1$  cuando se crea una industria en la zona y capta demanda.
2.  $Z_1$ : Zona con demanda baja.
  - Zona con algo de demanda, pero aún puede seguir captando.



- Pasa a  $Z_2$  basado en un umbral de demanda.
3.  $Z_2$ : Zona con demanda media.
- Zona con más demanda que el caso anterior.
  - Ya no puede captar nuevas industrias.
  - El crecimiento de la demanda de la zona se debe al crecimiento de las industrias de la zona.
  - Pasa a  $Z_3$  cuando pasa un umbral.
4.  $Z_3$ : Zona con demanda alta.
- Zona con la demanda más alta.
  - No capta nuevas industrias.

Para definir los umbrales de cada zona se debe sumar la demanda de las industrias en cada zona, es decir, buscar las industrias presentes y sumar la demanda anual. La Figura 4.24 muestra las zonas con demanda urbana, utilizando un cambio de escala logarítmico y normalizado. Es posible evidenciar como las zonas periféricas tienen alta carga.

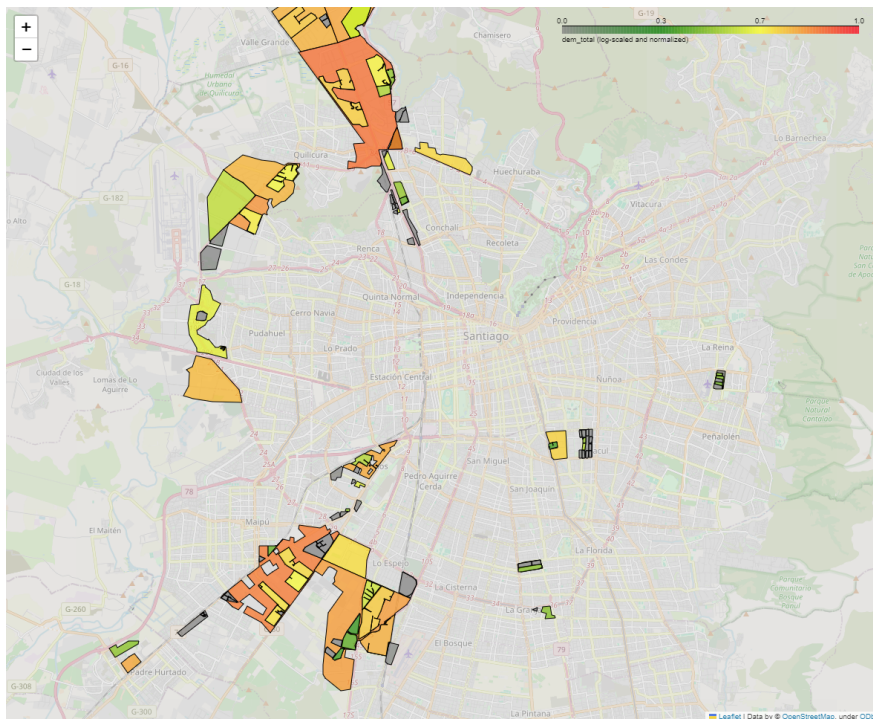


Figura 4.24: Zonas con demanda en zona urbana, escala logarítmica normalizada.

Por otro lado, la vista general de la Región Metropolitana se muestra en la Figura 4.25, donde es posible ver como la zona con más demanda corresponde a la que contiene a la mina Los Bronces, en Tiltil.

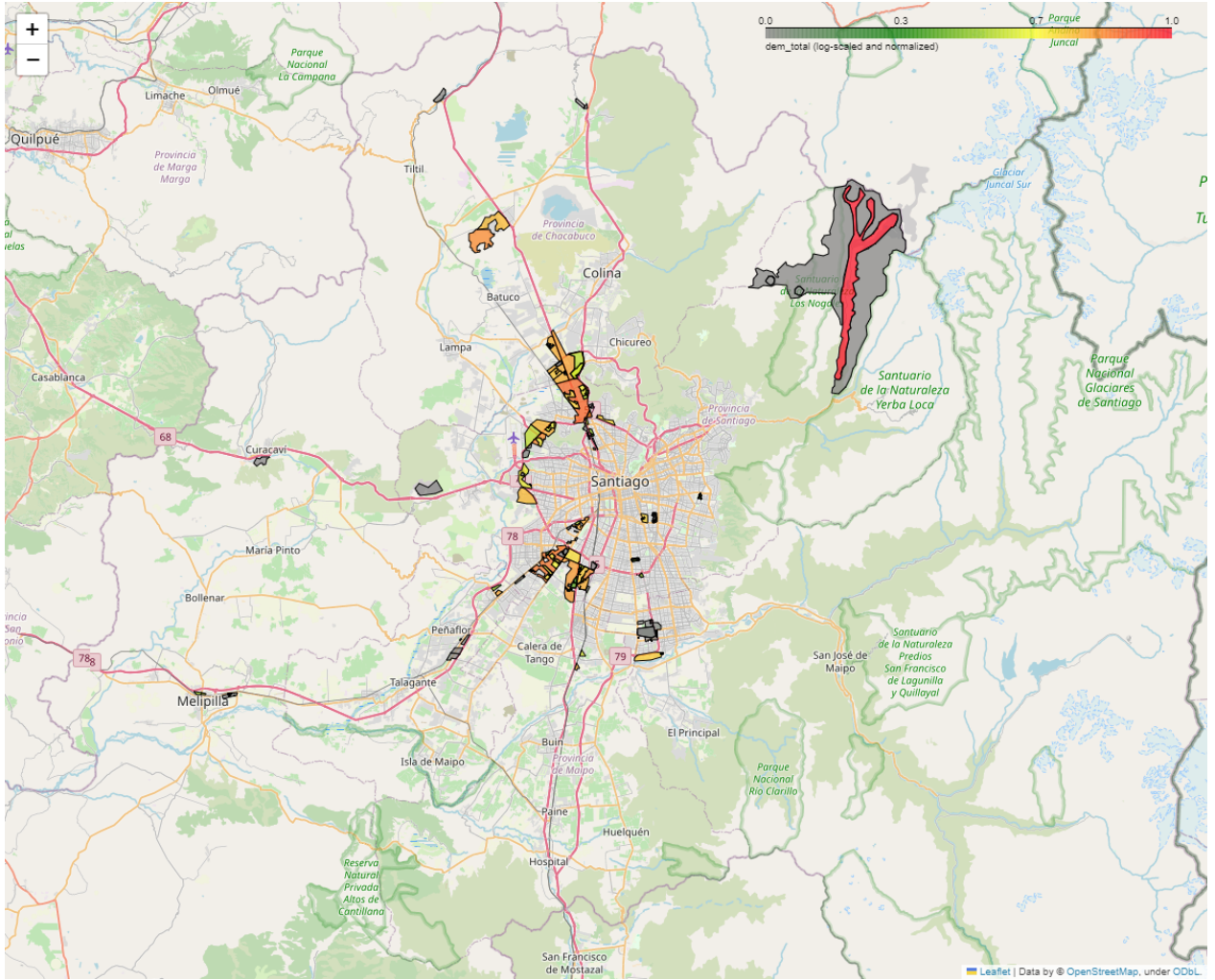


Figura 4.25: Zonas con demanda, escala logarítmica normalizada.

Sigue obtener los umbrales de las zonas, por lo que se calculan los cuartiles de la demanda por zona, obteniendo  $Q_1(Dem)$ ,  $Q_2(Dem)$  y  $Q_3(Dem)$ . Los cuartiles son medidas estadísticas que dividen un conjunto de datos ordenados en cuatro partes iguales. Estos cuartiles ayudan a comprender la distribución y dispersión de los datos. Así, se puede definir que los umbrales que definen cada zona son:

$$Zona(Dem) = \begin{cases} Z_0, & \text{si no hay demanda.} \\ Z_1, & \text{si } 0 < Dem_{zona} < Q_1(Dem) \\ Z_2, & \text{si } Q_1(Dem) \leq Dem_{zona} < Q_3(Dem) \\ Z_3, & \text{si } Dem_{zona} \geq Q_3(Dem) \end{cases} \quad (4.6)$$

Este enfoque estadístico propone calcular todos los años los tipos de zona, es decir, va evolucionando a medida que las industrias van evolucionando. Esto se realiza por separado para las zonas donde pueden crecer los subsectores *Cobre* y *Minas Varias* (Zona minera) y para donde puede crecer el resto de los subsectores (Zona industrial).

Notar que, si hay menos zonas que cuartiles estos no quedan bien definidos, obteniendo una aproximación:

- Cero zonas: No se pueden definir los cuartiles. Este caso nunca se da en la práctica.
- Una zona: Los tres cuartiles son iguales, con valor igual al de la demanda de la zona. Se define  $Q_3$  como el límite de  $Z_3$ , las demás zonas con demanda cero corresponden a  $Z_0$ .
- Dos zonas: Se define  $Q_1$  y  $Q_3$  igual a la demanda de la zona 1 y la zona 2, respectivamente.
- Tres zonas: Se define  $Q_1$ ,  $Q_2$  y  $Q_3$  igual a los valores de demanda de cada zona, respectivamente.

Al realizar esta clasificación, el mapa de zonas no mineras en el año base (2022) se ve como muestra la Figura 4.26.

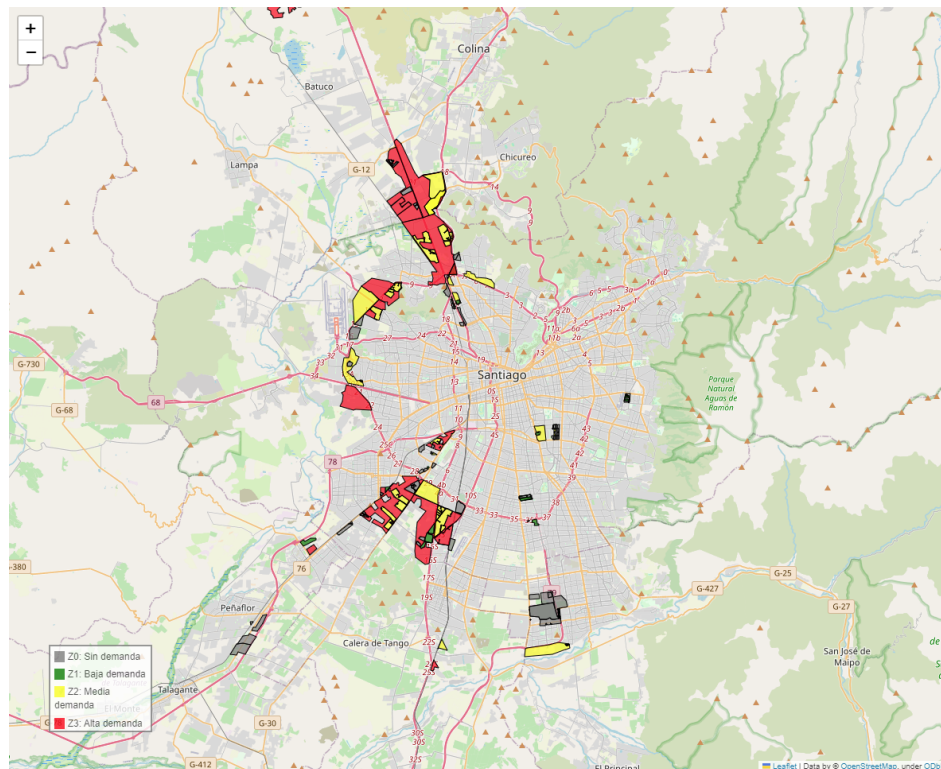


Figura 4.26: Tipos de zonas no mineras urbanas para el año base 2022.

Por otro lado, las zonas mineras de la Región Metropolitana se muestran en la Figura 4.27.

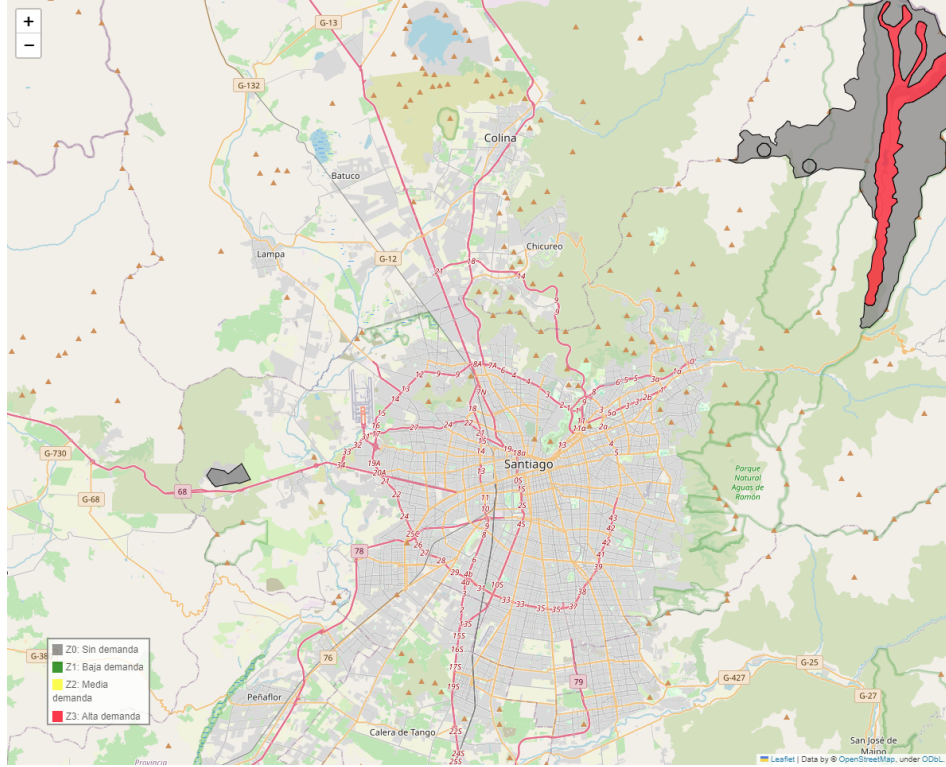


Figura 4.27: Tipos de zonas mineras para el año base 2022.

#### 4.1.2.7. Definición de tipo de industria

Se definen tres tipos de industrias basados en la demanda de todas las industrias del subsector:

1. **Industria pequeña**  $I_1^{subsector} : Dem < Q_1^{subsector}(Dem)$
2. **Industria mediana**  $I_2^{subsector} : Q_1^{subsector}(Dem) \leq Dem < Q_3^{subsector}(Dem)$
3. **Industria grande**  $I_3^{subsector} : Q_3^{subsector}(Dem) \leq Dem$

Donde  $Q_1^{subsector}$  y  $Q_3^{subsector}$  son el primer y tercer cuartil de la demanda de las industrias de cada subsector. Por lo tanto, es una métrica que se obtiene para cada uno de los 10 subsectores y para cada año de la proyección. Al igual que la definición de los tipos de zonas, se realiza una nueva clasificación cada año, es decir, esta va evolucionando a través de los años.

Para cada uno de los subsectores se debe tener al menos 4 clientes, para poder definir correctamente los cuartiles, lo contrario la definición cambiaría un poco. En concreto, se maneja de la siguiente manera:

- Sin industrias: escenario imposible, dado que sin industrias no existiría el subsector.
- Una industria: se asigna a la única industria la categoría de industria grande.
- Dos industrias: se define  $Q_1$  y  $Q_3$  igual a la demanda de la industria más pequeña y más grande, respectivamente. Resulta en una industria pequeña y una grande.



- Tres industrias: se define  $Q_1$  y  $Q_3$  igual al caso anterior, solo que en este caso se agrega una industria mediana.

#### 4.1.2.8. Definición de métricas de crecimiento

Para determinar dónde puede crecer una industria, se debe definir que zonas pueden captar demanda (nuevas industrias). Para esto se utiliza la definición del tipo de zonas (sección 4.1.2.6) y una métrica de captura de demanda.

Esta Métrica de captura considera la distancia a las zonas con demanda media o alta, la demanda de estas y la distancia a carreteras. Se realiza esto para todas las zonas  $Z_0$  y  $Z_1$ . Sean  $i$  zonas que pueden captar demanda ( $Z_0$  y  $Z_1$ ) y  $j$  zonas con demanda media o alta. Se define  $M_{\text{captura}}$  como sigue:

$$M_{\text{captura}_i}^j = \frac{1}{\text{dist}_j + 1} \cdot \log(1 + \text{dem}_j) \quad (4.7)$$

Donde  $\text{dist}_j$  es la distancia entre la zona  $i$  y  $j$ , y  $\text{dem}_j$  la demanda de la zona  $j$ . Se aplica  $\log()$  para obtener una mejor escala de las demandas.

Luego, se ordena de mayor a menor las  $M_{\text{captura}_i}^j$  para cada zona y se suman las 5 mejores (mayores) métricas. La expresión final de la  $M_{\text{captura}_i}$  es:

$$M_{\text{captura}_i} = \sum_j^5 M_{\text{captura}_i}^j \cdot \frac{1}{1 + \text{dist\_carretera}} \quad (4.8)$$

Donde  $\text{dist\_carretera}$  es la menor distancia de la zona a alguna carretera o avenida.

Sobre esta métrica es importante recalcar que fue ideada para ponderar la cercanía a las zonas con demanda, dado que se espera que las industrias crezcan cercanas a otras industrias. Notar que si  $\text{dist}_j \rightarrow 0$  se tiene que:

$$\begin{aligned} M_{\text{captura}_i}^j &= \left( \frac{1}{\text{dist}_j^0 + 1} \right) \cdot \log(1 + \text{dem}_j) \rightarrow \log(1 + \text{dem}_j) \\ \Rightarrow M_{\text{captura}_i} &\rightarrow \sum_j^5 \log(1 + \text{dem}_j) \cdot \frac{1}{1 + \text{dist\_carretera}} \end{aligned} \quad (4.9)$$

En caso contrario, cuando la distancia entre dos zonas con demanda es muy grande, se tiene que la métrica tiende a cero:

$$\begin{aligned} M_{\text{captura}_i}^j &= \left( \frac{1}{\text{dist}_j^\infty + 1} \right) \cdot \log(1 + \text{dem}_j) \rightarrow 0 \\ \Rightarrow M_{\text{captura}_i} &\rightarrow 0 \end{aligned} \quad (4.10)$$

Un comportamiento similar se tiene para la distancia de una zona a la carretera o avenida

más cercana.

#### 4.1.2.9. Definición de tamaño promedio y número de industrias nuevas

Se define el tamaño promedio de nuevas industrias por cada subsector ( $TNI^{subsector}$ ) utilizando la definición de tipo de industrias (sección 4.1.2.7). Para esto se calcula el promedio de la demanda de las industrias pequeñas, como se muestra en la ecuación:

$$TNI^{subsector} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P I_{1p}^{subsector} \quad (4.11)$$

Donde  $p$  corresponde al número de industrias pequeñas del subsector ( $I_1^{subsector}$ ).

Por otro lado, se define el número de nuevas industrias por subsector ( $NNI^{subsector}$ ) utilizando la definición de  $TNI^{subsector}$ . Sea  $DRIN^{subsector}$  la demanda a repartir en las industrias nuevas por cada subsector, se tiene que:

$$NNI^{subsector} = \left\lfloor \frac{DRIN^{subsector}}{TNI^{subsector}} \right\rfloor \quad (4.12)$$

Por lo que  $NNI^{subsector}$  es el menor número entero de la división entre la demanda a repartir y el tamaño promedio de las industrias pequeñas de ese subsector. Esto asegura que se repartirá una demanda menor o igual a la demanda a repartir en industrias nuevas. La demanda sobrante se agrega a la demanda a repartir entre las industrias ya existentes.

#### 4.1.2.10. Repartición de demanda

Para cada año, se distribuye la demanda a repartir ( $DRI_t^{subsector}$ ) entre las industrias a nuevas, industrias pequeñas, industrias medianas y industrias grandes. Se define que la demanda a repartir es:

$$DRI_t^{subsector} = Dem(t+1)^{subsector} - Dem(t)^{subsector} \quad (4.13)$$

Notar que este valor de demanda a repartir puede ser negativo, cuando la demanda de año  $t+1$  es menor a la del año  $t$ , indicando una disminución en la demanda del subsector. Entonces, se tiene los siguientes comportamientos en factor de  $DRI_t^{subsector}$ :

- Si  $DRI_t^{subsector} < 0$ , hay una disminución de demanda de todas las industrias.
- Si  $DRI_t^{subsector} > 0$ , hay creación de nuevas industrias y repartición de demanda entre las industrias existentes.
- Si  $DRI_t^{subsector} = 0$ , no se modifican las industrias ni sus demandas.

Queda definir cuanta demanda se reparte en la creación de nuevas industrias y en los 3 tipos de industrias existentes. Se plantea asignar un coeficiente por cada tipo de industrias (nueva,  $I_1$ ,  $I_2$  y  $I_3$ ), dependiendo del pronóstico del subsector. Por ejemplo, es muy difícil que se instale

un nuevo cliente en el subsector Cobre, dado que implica encontrar un nuevo yacimiento minero, por lo que los cambios en la demanda se deben en gran medida a los clientes existentes. En general, se toma en consideración la evolución de la demanda proyectada. La Tabla 4.10 muestra los factores de ponderación de  $DRI_t^{subsector}$ .

Tabla 4.10: Factores de reparto de demanda en cada iteración

Subsector	Factor reparto nuevas industrias	Factor reparto industrias pequeñas $I_1$	Factor reparto industrias medianas $I_2$	Factor reparto industrias grandes $I_3$
Acero	0,05	0,5	0,3	0,2
Alimentos	0,1	0,5	0,3	0,2
Azúcar	0	0,5	0,3	0,2
Celulosa	0	0,5	0,3	0,2
Cemento	0,05	0,5	0,3	0,2
Cobre	0	0,5	0,3	0,2
Industrias Varias	0,1	0,5	0,3	0,2
Minas Varias	0,05	0,5	0,3	0,2
Petroquímica	0,05	0,5	0,3	0,2
Público	0	0,5	0,3	0,2

Con estos factores se reparte la demanda de entre los tipos de industrias. Notar que los factores de reparto para las industrias  $I_1$ ,  $I_2$  y  $I_3$  deben sumar siempre 1, debido a que toda la demanda para industrias existentes debe ser repartida. Se asigna un factor de captura de un 0.5 a las industrias pequeñas dado que se encuentran en vías de crecimiento, por lo que tienen una mayor probabilidad de crecer, un 0.3 a las industrias medianas dado que su crecimiento es menor a las industrias pequeñas y un 0.2 a las industrias grandes que se estima que no crezcan mucho más en el consumo de electricidad.

Por consiguiente, a partir de la definición de  $DRI_t^{subsector}$ , se define la demanda a repartir en las industrias nuevas  $DRIN_t^{subsector}$  (sección 4.1.2.9) y la demanda a repartir entre industrias existentes  $DRIE_t^{subsector}$ .

La  $DRIN_t^{subsector}$  consiste en la multiplicación de la  $DRI_t^{subsector}$  por el factor de reparto para industrias nuevas del subsector ( $FRIN_t^{subsector}$ ):

$$DRIN_t^{subsector} = DRI_t^{subsector} \cdot FRIN_t^{subsector} \quad (4.14)$$

Luego, se hace una corrección a esta demanda, dado que las industrias nuevas pueden tener en total una demanda menor o igual a  $DRIN_t^{subsector}$ . Esto sucede porque la definición del tamaño de las nuevas industrias  $TNI_t^{subsector}$  se obtiene a partir de las industrias más pequeñas del subsector. Al dividir  $DRIN_t^{subsector}$  por  $TNI_t^{subsector}$  (tomando el entero menor) se obtiene el número de nuevas industrias  $NNI_t^{subsector}$ . La actualización queda como sigue:

$$DRIN_t^{subsector} = TNI_t^{subsector} \cdot NNI_t^{subsector} \quad (4.15)$$

La demanda a repartir entre las industrias existentes  $DRIE_t^{subsector}$  queda definida por:

$$DRIE_t^{subsector} = DRI_t^{subsector} - DRIN_t^{subsector} \quad (4.16)$$

Al multiplicar esta demanda por los factores de reparto de las industrias existentes, se obtiene la demanda a repartir entre las industrias existentes.

$$DRIE_{I_1t}^{subsector} = DRIE_t^{subsector} \cdot FRIE_{I_1}^{subsector} \quad (4.17)$$

$$DRIE_{I_2t}^{subsector} = DRIE_t^{subsector} \cdot FRIE_{I_2}^{subsector} \quad (4.18)$$

$$DRIE_{I_3t}^{subsector} = DRIE_t^{subsector} \cdot FRIE_{I_3}^{subsector} \quad (4.19)$$

Donde  $FRIE_{I_n}^{subsector}$  es el factor de reparto de la industria  $I_n$  para cada subsector.

#### 4.1.2.10.1. Tamaño de industrias

Inicialmente, la demanda a repartir en cada tipo de industria ( $I_1$ ,  $I_2$  y  $I_3$ ) se hacía de forma constante. Es decir, se dividía la demanda a repartir por cada tipo de industria ( $DRIE_{I_1t}^{subsector}$ ,  $DRIE_{I_2t}^{subsector}$  y  $DRIE_{I_3t}^{subsector}$ ) por el número de industrias de cada tipo, para cada subsector. Esto no es del todo correcto, debido que no todas las industrias crecen o decrecen en la misma magnitud, depende del tamaño de la industria (demanda).

Por lo anterior, se cambia el enfoque a una repartición en factor de la demanda normalizada, es decir, se toma la demanda a repartir y se multiplica por la demanda normalizada. Esto permite insertar el aumento o disminución del consumo basado en la demanda de la industria.

Para las industrias nuevas, se realiza algo similar basado en la métrica de captura normalizada de la zona en la que se creará la industria. Esto permite que crezcan nuevas industrias más grandes o pequeñas basado en que tan óptima es la zona. Zonas con mejor métrica de captura tendrán industrias nuevas más grandes que zonas con peor métrica.

#### 4.1.2.11. Algoritmo de crecimiento

El algoritmo de crecimiento utiliza las proyecciones de demanda eléctrica para cada subsector, las zonas de crecimiento (plan regulador), las autopistas y carreteras de la región, las definiciones de tipo de zona y tipo de industrias, y finalmente, todas las variables antes descritas. El algoritmo de crecimiento se muestra en el recuadro 4.1.2.11:

Algoritmo de crecimiento:

1. Se define el año base como el año 2022 y se calculan las métricas respecto al tipo de industrias y tipo de zonas. Se obtiene las métricas de captura para cada zona  $Z_0$  y  $Z_1$ .
2. Se itera desde el año 2023 hasta el año 2050, para cada subsector:
  - Se obtiene la demanda a repartir para las industrias del subsector. Si la de-



manda es negativa, se realiza una disminución de demanda proporcional a cada industria del subsector. Si es mayor a cero, se continúa:

- Utilizando los factores de reparto de demanda, se asigna demanda para las industrias.
  - Si la demanda a asignar a industrias nuevas es mayor que cero, se crean nuevas industrias utilizando la definición del tamaño de nuevas industrias y el número de nuevas industrias. El tamaño de estas depende de la métrica de la zona en la que crecerán.
  - Si la demanda a asignar a industrias nuevas es cero o no hay suficiente demanda para crear una nueva industria, no se crea industria.
  - Se asigna la demanda restante a las industrias existentes según su tamaño normalizado.
- Se juntan las industrias nuevas a las industrias existentes con la demanda del año.
  - Se comprueba que la demanda repartida espacialmente es igual a la demanda inicial a repartir.
  - Se actualizan las métricas de las zonas e industrias, dado que cambian durante cada iteración.
  - Se guardan los resultados del año.

3. Se retornan los resultados de todos los años.

Cada año se redefinen las zonas de crecimiento y los tipos de industrias. Esto tiene como fin hacer el algoritmo más dinámico e insertar los efectos del paso de los años en el consumo de las industrias.

## 4.2. Metodología general para clientes regulados industriales

Al igual que la metodología anterior propuesta, para proyectar la demanda de regulados industriales se procede con dos enfoques complementarios. En primer lugar, se proyecta la demanda eléctrica mediante el uso de modelos econométricos hasta el año 2050. Al no tener información histórica sobre clientes industriales regulados, se realizan proyecciones auxiliares y se utilizan datos del BNE.

En segundo lugar, se decide realizar una distribución de demanda entre los clientes regulados de forma equitativa sin modelar el crecimiento de nuevas industrias reguladas. Esta decisión se debe a los clientes regulados se encuentran distribuidos por toda la región sin un patrón definido, por lo que la creación de nuevos clientes sería de forma arbitraria. Para geolocalizar los clientes regulados en el año base se utiliza el Catastro de Bienes Raíces del

SII [38], que tiene información sobre los roles industriales de la región.

La Figura 4.28 muestra la metodología general de proyección del sector industrial regulado.

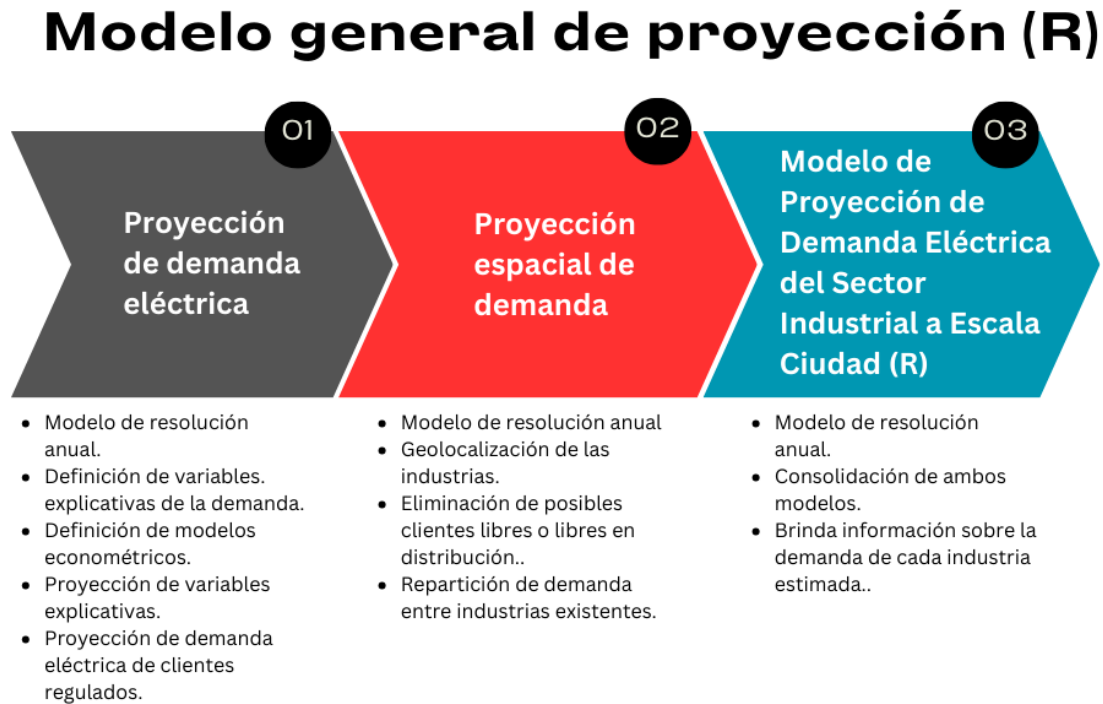


Figura 4.28: Metodología general de proyección de clientes regulados

### 4.2.1. Proyección de demanda eléctrica

Para realizar la proyección de demanda de los clientes industriales regulados se utiliza la base de datos de retiros del CEN [22], que contiene información sobre retiros de clientes industriales libres y libres en distribución, junto con el Balance Regional de Energía (BRE) de la Región Metropolitana (2014 - 2020). Se selecciona el año 2020 (y no el 2022) porque el modelo de Proyección de Demanda de Largo Plazo del SEN utiliza como base el año 2020, lo que permite tener los mismos subsectores para realizar una comparación tanto con el BNE como con la PELP.

Por otro lado, al no tener información histórica de clientes industriales regulados, se realiza una estimación de retiros en base a una regla simple que se muestra a continuación:

$$\text{Demanda}_R(t) = \text{Demanda industrial}(t)_{BRE} - \text{Retiros}(t)_{L, LD} \quad (4.20)$$

Donde  $t$  es el año.

Lo anterior corresponde a la diferencia entre el BRE industrial eléctrico con los retiros industriales de clientes libres y libres en distribución (L y LD). Esta diferencia debería corresponder a la demanda de los regulados estimados. En la Figura 4.29 se muestra los retiros industriales (L y LD), la demanda industrial del BRE y la demanda estimada de los clientes regulados industriales. Notar que las unidades de medida de la demanda son  $[MWh]$  y la notación  $M$  de los valores corresponden a millones. Por ejemplo, la demanda de los retiros de clientes libres y libres en distribución industriales retiran un aproximado de 3 millones de  $[MWh]$  el año 2010.

Comparación demanda BRE y Retiros del CEN.

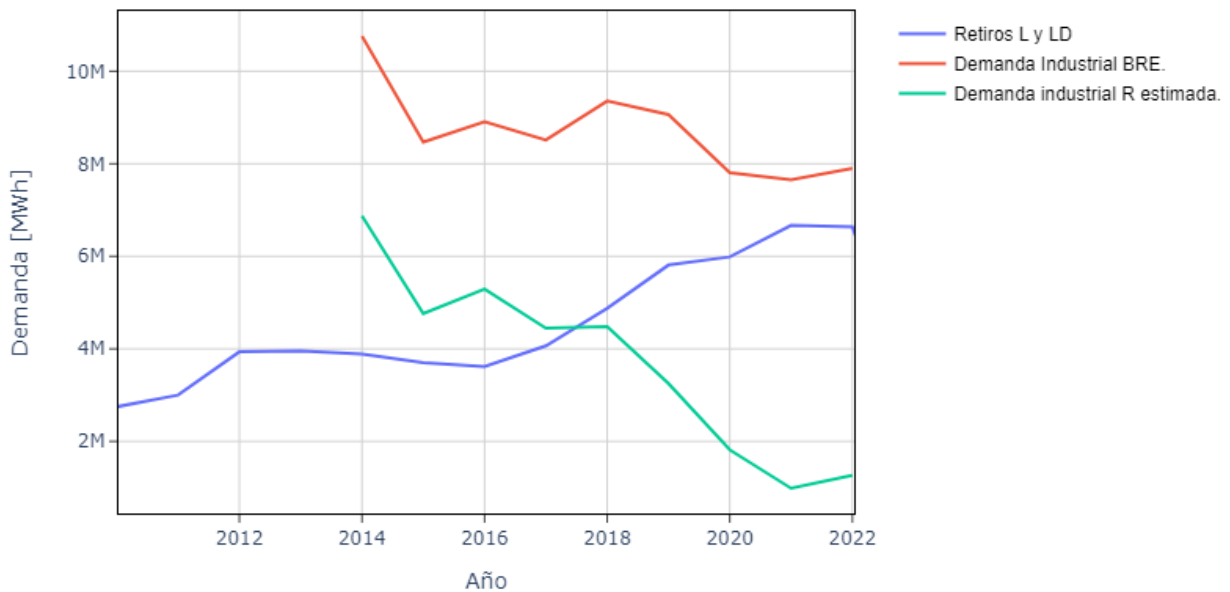


Figura 4.29: Demanda industrial BRE, retiros clientes L y LD, junto con la demanda de regulados estimada

Es posible ver como la demanda estimada es decreciente producto del alza de los retiros L y LD y de que la demanda industrial del BRE es decreciente. Se estima que esto se debe al traspaso de clientes regulados a LD dado el cambio de legislación que redujo el límite superior de potencia para pasar a libre. Por otro lado, esto trae un problema al momento de proyectar debido a que la demanda estimada es decreciente, lo que desembocaría en tener un modelo con elasticidades negativas y, eventualmente, demanda negativa. Para solucionar esto se decide realizar una proyección auxiliar de demanda agregada de clientes LD y R (todos los sectores, no solo industrial), obteniendo una tasa de crecimiento que posteriormente se aplicaría a la demanda de clientes regulados estimados. El mayor supuesto de esta estrategia

es que la mayoría de los clientes regulados que podían pasarse a LD ya lo hicieron y, por lo tanto, R y LD crecen a una tasa similar.

#### **4.2.1.1. Modelo econométrico para LD+R**

El modelo econométrico a utilizar es similar al utilizado en la proyección de clientes libres y libres en distribución, con la diferencia que los drivers a utilizar pueden ser distintos. Para este modelo se estima que al ser demanda de sectores tan grandes, es difícil agregar muchas variables explicativas. Es por esto que los drivers a probar son variables macroeconómicas como el PIB o la Población.

#### **4.2.2. Proyección espacial de la demanda**

Debido a que no se tiene información referente a los clientes regulados y solo se cuenta con la demanda estimada de estos, se decide asignar la demanda con una distribución normal a cada uno de los clientes estimados. Para realizar la estimación de clientes se utiliza el Catastro de Bienes Raíces del SII [38], que contiene información de los roles industriales.

##### **4.2.2.1. Geolocalización de clientes regulados industriales**

Para efectos de esta estimación se considera que cada rol industrial del Catastro de Bienes Raíces del SII corresponde a un cliente industrial. Esto puede no cumplirse en todos los casos, pero se asume que es un costo necesario para realizar una proyección de clientes regulados. Los posibles problemas de utilizar esta base de datos son que es poco claro que haya clientes industriales en zonas residenciales, quizás se trata de clientes industriales de poca potencia conectada, es posible que la base de datos tenga clientes que no son industriales, entre otros.

Cada una de las entradas del Catastro de Bienes Raíces del SII presenta información sobre el rol y una dirección escrita a mano (con errores). Por lo tanto, es necesario un proceso de limpieza de las direcciones y una búsqueda de las coordenadas de cada cliente. Para esto se utiliza la API de Google Maps, que es la mejor fuente de información disponible.

Debido a que el catastro puede tener información de posibles clientes libres y libres en distribución, se decide realizar un cruce de ambas bases y eliminar las coincidencias. El fin de esta limpieza es eliminar los clientes L y LD de los roles del catastro. En la Figura 4.30 muestra los clientes regulados industriales estimados geolocalizados dentro de la Región Metropolitana.

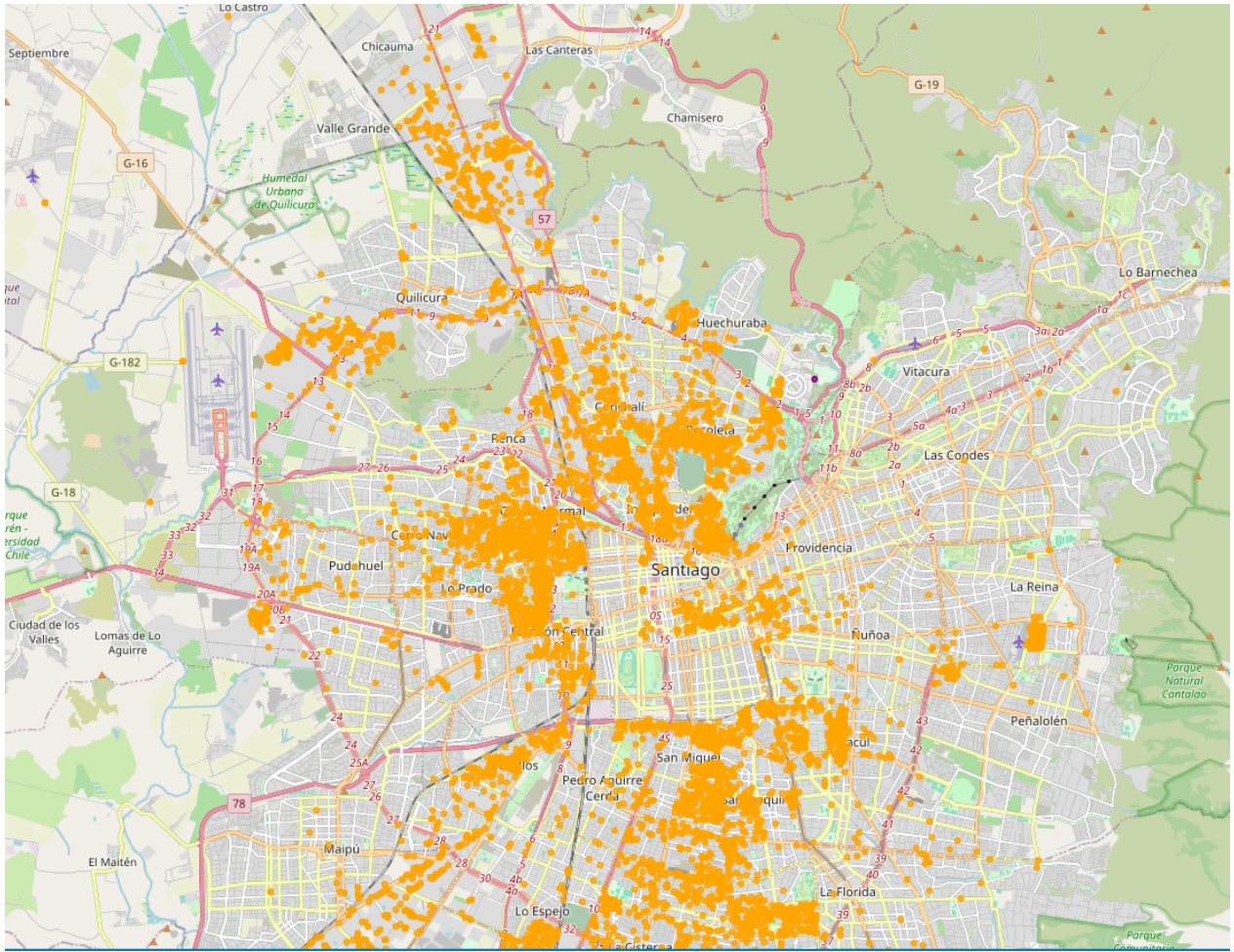


Figura 4.30: Roles industriales presentes en Catastro de Bienes Raíces.

En base a la figura anterior, es posible ver como los clientes regulados estimados son mucho más que los clientes L o LD. No se logra detectar algún patrón de estos dado que se encuentran en toda la Región, a excepción de la zona central de Santiago. Por lo anterior expuesto, se decide no modelar el crecimiento de nuevos clientes y repartir la demanda entre los clientes existentes.

Para asignar la demanda a cada uno de los clientes se obtiene el promedio de demanda de cada clientes, dividiendo la demanda del año por el número de clientes y se distribuye de con una distribución normal. La captura de demanda durante cada año de la proyección se realiza de forma equitativa por cada uno de los clientes.

# Capítulo 5

## Resultados

### 5.1. Resultados para clientes libres y libres en distribución

#### 5.1.1. Caracterización de la demanda industrial para el año base

En base al BNE de la Región Metropolitana (Tabla 2.3), la demanda de electricidad del sector Industrial (Industria y Minería) es 7.807.835,2[MWh], un 20,9% del total regional. Por otro lado, la demanda eléctrica total del sector industrial y minero de la base de retiros del CEN es 5.669.790,5[MWh], un 72,6% del total del balance regional. El detalle del Balance Regional de Energía (BRE) y la base de retiros del CEN por subsector se muestra en las tablas 5.1 y 5.2, respectivamente.

Tabla 5.1: Demanda anual del Balance Regional de Energía, año 2020.

Subsector	Demanda anual [MWh]	Porcentaje
<b>Agroindustria</b>	568.134,0	7,3%
Azúcar	0,0	0,0%
Cemento	168.190,4	2,2%
Cobre	1.551.178,5	19,9%
Construcción	56.625,9	0,7%
Hierro	0,0	0,0%
Industrias Varias	4.634.632,2	59,4%
Minas Varias	138.273,9	1,8%
Papel y Celulosa	449.069,7	5,8%
Pesca	0,0	0,0%
Petroquímica	202,2	0,0%
Salitre	0,0	0,0%
Siderúrgica	241.528,3	3,1%
<b>Total</b>	<b>7.807.835,2</b>	<b>100,0%</b>

Tabla 5.2: Demanda anual eléctrica de la base de datos de retiros del CEN, año 2020.

Subsector	Demanda Anual [MWh]	Porcentaje
Acero	237.380,0	4,2 %
Alimentos	758.112,6	13,4 %
Azúcar	3.357,1	0,1 %
Celulosa	305.085,5	5,4 %
Cemento	181.440,3	3,2 %
Cobre	1.553.432,9	27,4 %
Industrias Varias	2.469.286,5	43,6 %
Minas Varias	155.883,6	2,7 %
Petroquímica	0,0	0,0 %
Público	5.812,0	0,1 %
<b>Total</b>	<b>5.669.790,5</b>	<b>100,0 %</b>

Una clara diferencia entre ambas fuentes de información es la cantidad de subsectores, dado que el BRE tiene 13 subsectores y la base de retiros del CEN tiene 10 subsectores. La Tabla 5.3 muestra la comparación entre ambas bases.

Tabla 5.3: Comparación subsectores de BRE y Retiros del CEN.

Subsector	BRE	Retiros CEN
Agroindustria	X	
Azúcar	X	X
Cemento	X	X
Cobre	X	X
Construcción	X	
Hierro	X	
Industrias Varias	X	X
Minas Varias	X	X
Papel y Celulosa	X	X
Pesca	X	
Petroquímica	X	X
Salitre	X	
Siderúrgica	X	
Acero		X
Alimentos		X
Público		X
<b>Total</b>	<b>13</b>	<b>10</b>

La diferencia puede deberse a que las bases de datos agrupan subsectores de diferente forma. Por ejemplo, puede ser que el sector Agroindustrial sea el mismo que el de Alimentos, a pesar de que el primero es mucho más amplio que el segundo. Hierro puede estar agrupado en Minas Varias, Acero puede corresponder a Siderúrgica, Construcción en Industrias Varias, etc. En general, se tiene que se mantienen los subsectores en cada base de datos (Industrias Varias y Cobre) y los demás están agrupados de una u otra forma.

Como la base de datos de retiros del CEN tiene datos hasta mediados del 2023, se decide utilizar como año base el año 2022. Dado que el porcentaje de demanda eléctrica de la base



de datos de retiros es muy alta respecto al BRE durante el 2020, se supone que se mantiene esta representatividad en el año 2022. No se realiza la comparación con el BRE del año 2022 porque no hay información sobre este año.

Los retiros del año 2022 por subsectores se muestran en la Tabla 5.4. Los subsectores Industrias Varias, Cobre y Alimentos son los más grandes, con un 44,6 %, 28,4 % y 13,2 % del total, respectivamente.

Tabla 5.4: Demanda anual eléctrica de la base de datos de retiros del CEN, año 2022.

Subsector	Demanda Anual [MWh]	Porcentaje
<b>Acero</b>	272.792,5	4,4 %
<b>Alimentos</b>	818.824,9	13,2 %
<b>Azúcar</b>	2.568,8	0,0 %
<b>Celulosa</b>	222.712,4	3,6 %
<b>Cemento</b>	200.003,1	3,2 %
<b>Cobre</b>	1.756.064,0	28,4 %
<b>Industrias Varias</b>	2.761.853,3	44,6 %
<b>Minas Varias</b>	148.698,0	2,4 %
<b>Petroquímica</b>	1.293,1	0,0 %
<b>Público</b>	5.336,1	0,1 %
<b>Total</b>	<b>6.190.146,3</b>	<b>100,0 %</b>

Se espera que la demanda total siga el comportamiento del subsector Industrias Varias y en menor medida a los demás subsectores. Por esto, realizar una proyección acertada de este subsector es clave para la proyección general. La Tabla 5.5 muestra los mayores clientes (demanda anual) para cada subsector.

Tabla 5.5: Mayores clientes para cada subsector de la base de retiros del CEN.

Subsector	Cliente	Demanda anual [MWh]
<b>Acero</b>	GERDAU AZA S.A.	270.401,8
<b>Alimentos</b>	EMPRESAS CAROZZI S.A.	67.401,9
<b>Azúcar</b>	EMPRESAS IANSA S.A.	1.375,9
<b>Celulosa</b>	PAPELES CORDILLERA S.A.	112.568,4
<b>Cemento</b>	CEMENTO POLPAICO S.A.	147.509,6
<b>Cobre</b>	ANGLO AMERICAN SUR S.A.	1.735.735,4
<b>Industrias Varias</b>	CRISTALERIAS DE CHILE S.A.	87.397,9
<b>Minas Varias</b>	MINERA FLORIDA LTDA	70.221,4
<b>Petroquímica</b>	AXXA CHEMICALS LIMITADA	1.293,1
<b>Público</b>	FONDO PARA HOSPITALES CARABINEROS DE CHILE	5.336,1

En algunos casos se tiene que el subsector debe su consumo a muy pocos clientes, como puede ser el caso del Cobre. La Tabla 5.6 muestra la cantidad de clientes por subsector.



Tabla 5.6: Número de clientes por subsector de la base de datos de retiros del CEN, 2022.

Subsector	Número de Clientes
Acero	2
Alimentos	122
Azúcar	2
Celulosa	4
Cemento	6
Cobre	2
Industrias Varias	579
Minas Varias	10
Petroquímica	1
Público	1
<b>Total</b>	<b>729</b>

Con esto en mente, se espera que la creación de nuevas industrias se de en los subsectores con más clientes (Industrias Varias y Alimentos), dado que los otros subsectores suelen tener un carácter más monopolístico y probablemente tengan grandes barreras de entrada a la hora de crear un nuevo cliente.

### 5.1.2. Caracterización la distribución espacial de los distintos tipos de industrias

Según la Tabla 4.8 (clientes geolocalizados), se encontró la dirección del 79,3% de los 729 clientes, lo que representa un 93.6 % de retiros industriales. La ubicación de los distintos subsectores para el año base se muestran en las figuras 5.1, 5.2, 5.3 y 5.4. En gris se encuentra delimitado el plan regulador industrial.



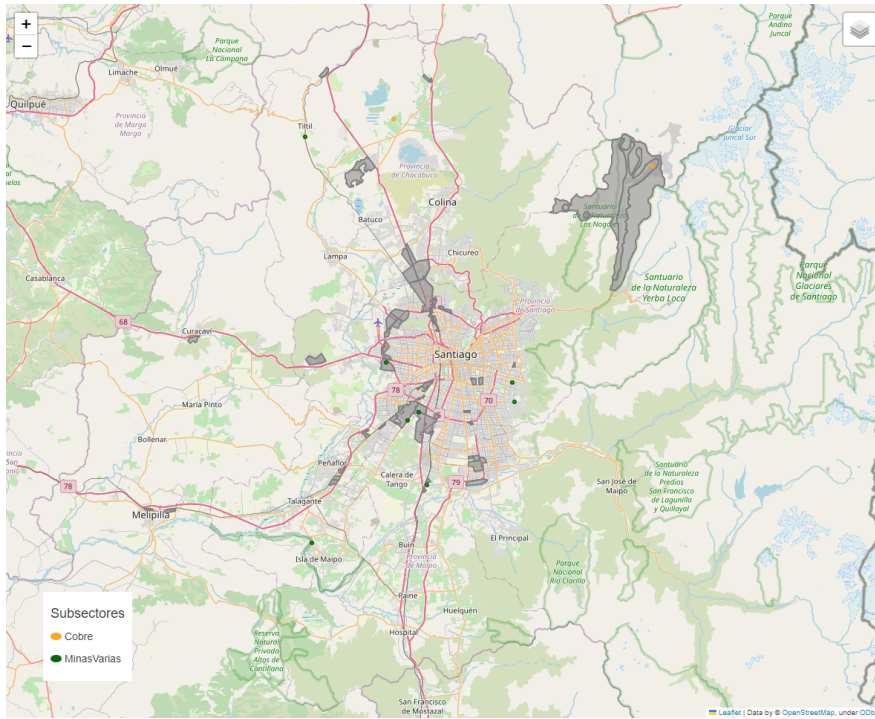


Figura 5.3: Clientes del subsector Cobre y Minas Varias geocalizados en el año base (2022).

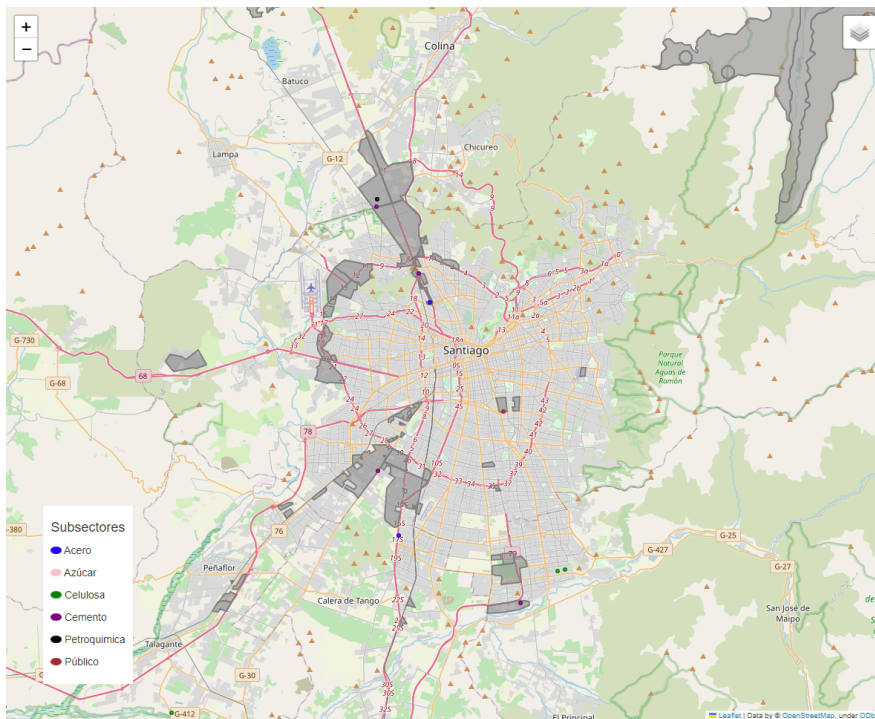


Figura 5.4: Clientes de los subsectores restantes geocalizados en el año base (2022).

Se detecta que los clientes de **Industrias Varias** se encuentran por toda la Región Metropolitana, pero donde más se concentran es en la periferia de la región y cerca de las carreteras

o industrias. Al examinar el mapa en detalle, es posible notar que hay industrias dentro de anillo industrial y fuera del plan regulador. Esto se puede explicar porque el subsector es muy amplio y hay muchos tipos de industrias presentes. Otra posible causa es que, con el paso de los años, el plan regulador ha ido evolucionando y muchas zonas pasaron a ser zonas residenciales o están en proceso de reconversión. Sin embargo, los grandes consumos se encuentran en zonas industriales y dentro del plan regulador.

El subsector **Alimentos** tiene un comportamiento similar al de **Industrias Varias**, pero en menor magnitud. En este caso se tienen menos clientes, pero siguen ubicándose en la periferia y cerca de las grandes avenidas o carreteras. No se detecta una gran cantidad de industrias en el interior de la región, como sí sucedía en el caso anterior.

Los subsectores **Cobre** y **Minas Varias** desarrollan actividades estrechamente relacionadas (extracción de minerales, procesamiento), por lo que tienen ubicaciones en las afueras de la región o en las que se permite ese tipo de actividad. Suelen ser clientes con mucha demanda y se conectan a barras mineras o industriales que pueden estar bastantes alejadas.

El resto de subsectores (**Acero**, **Azúcar**, **Celulosa**, **Cemento**, **Petroquímica** y **Público**) representa una cantidad menor de clientes y se ubican esencialmente en el plan regulador industrial.

Por otro lado, el número de industrias que están dentro del plan regulador son 253 de 579 geolocalizadas, que en términos de demanda por zona es el 63.9%. Por lo tanto, la mayoría de las industrias se encuentran en el plan regulador y el resto se debe al comportamiento de **Industrias Varias** y **Alimentos**. La Figura 5.5 muestra la demanda normalizada por zonas de crecimiento.



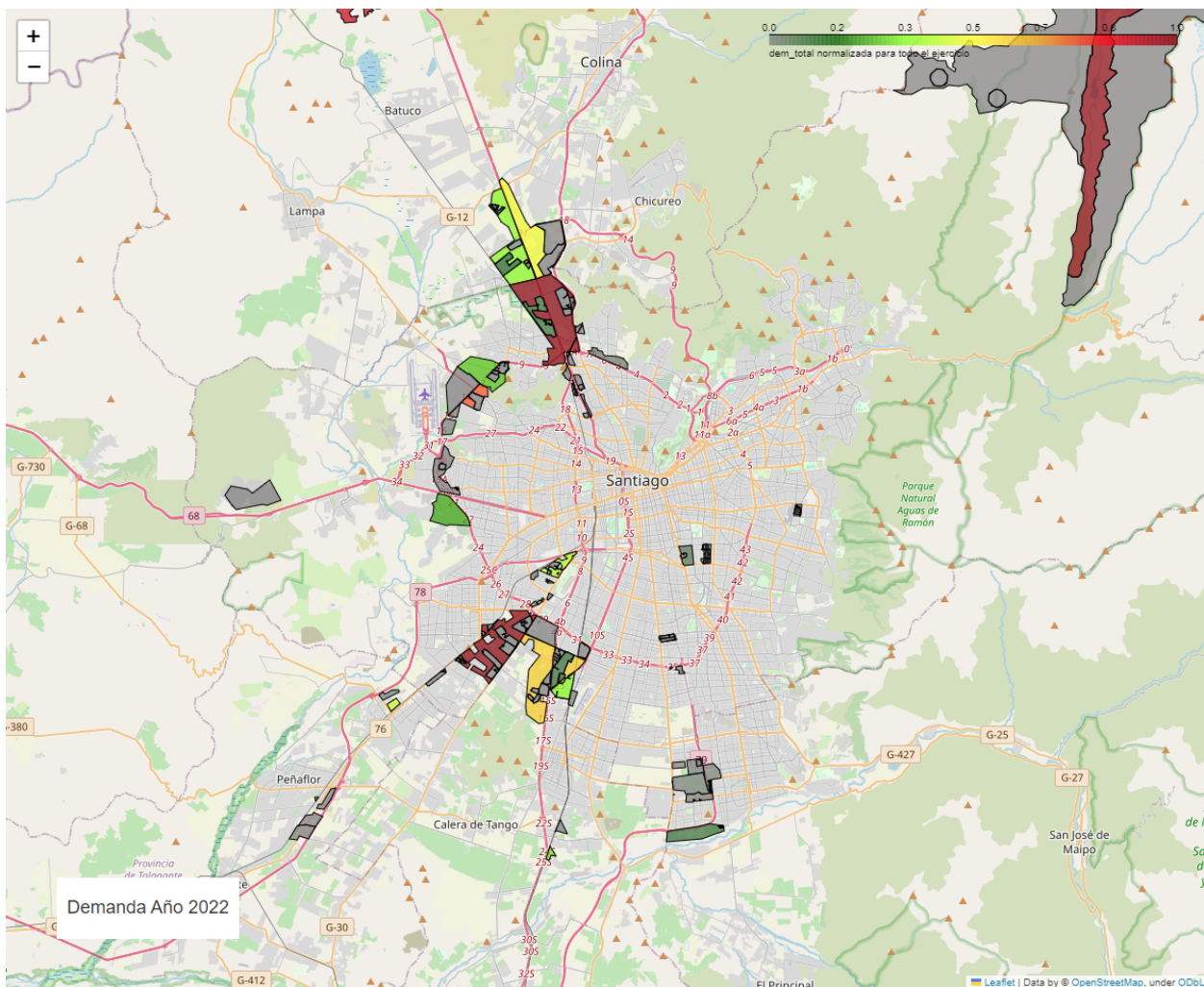


Figura 5.5: Demanda normalizada para el año 2022.

Se observa cómo hay zonas que pueden captar demanda, ya sea por incremento de la demanda de industrias existentes como por la creación de nuevas industrias. La metodología plantea que las industrias crezcan en las zonas donde hay zonas grises, verdes y amarillas (sin o con baja demanda). Al norte de la región, se evidencia como el consumo de la mina Los Bronces es mucho más grande que el resto de los demás clientes.

Para obtener un mapa con mayor detalle de la magnitud de los consumos por clientes, se normaliza la demanda aplicando un `StandardScaler()` de la librería `Sklearn`, que cambia la distribución de los datos por media cero y varianza unitaria. El entrenamiento del `scaler` se realiza con las demandas de todos los años, es decir, desde 2020 a 2050, con el fin de poder visualizar el crecimiento de esta. La Figura 5.6 muestra el resultado.

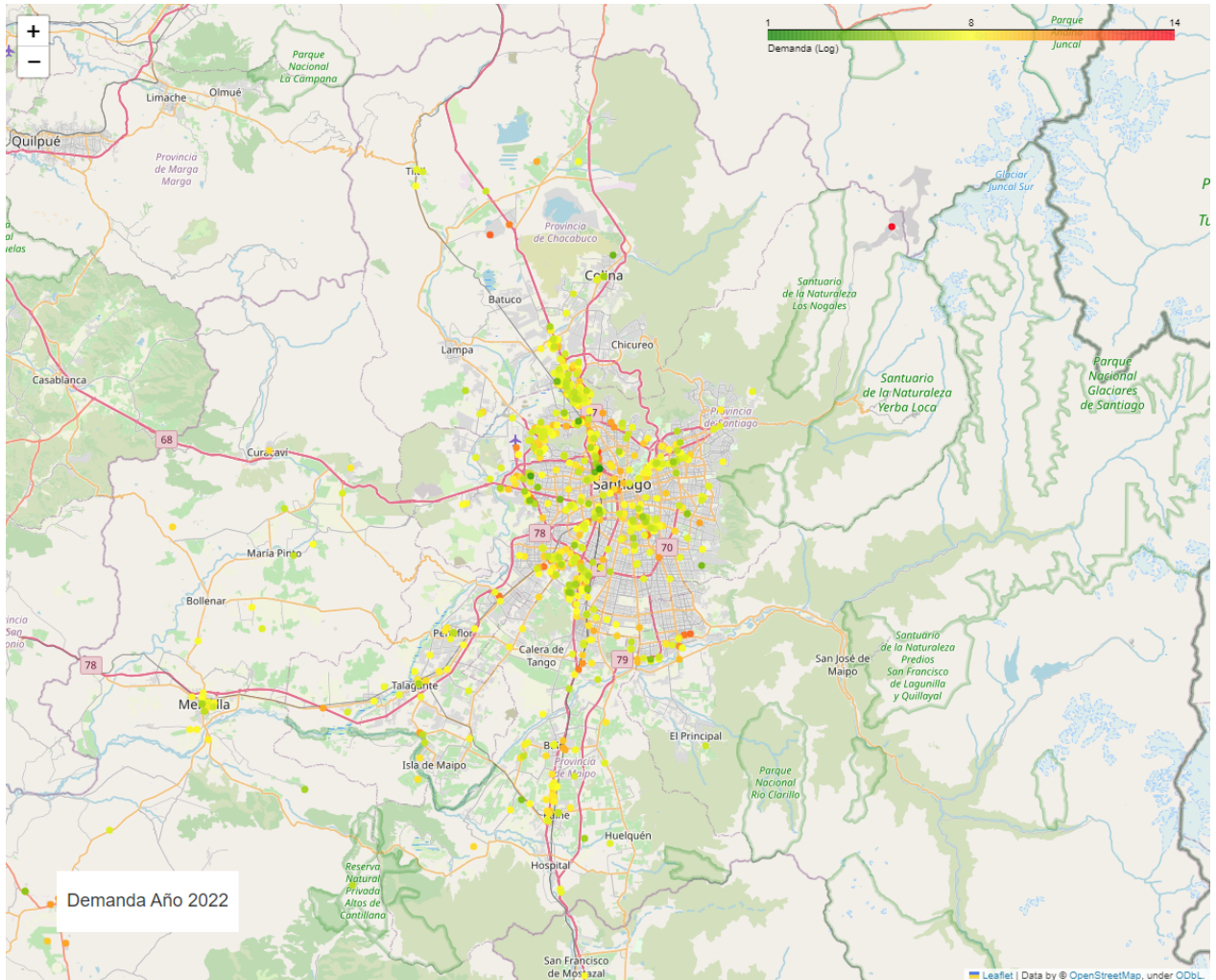


Figura 5.6: Mapa de calor de la demanda de los clientes en el año 2022

Con esto, se aprecia con mayor detalle cómo está distribuida la demanda en la región, mostrando que la demanda dentro de la zona urbana es esencialmente baja o media, respecto a las industrias mineras o grandes industrias aisladas en la periferia de la zona urbana.

### 5.1.3. Proyección de demanda eléctrica

Para proyectar la demanda eléctrica se pusieron a prueba un mínimo de cuatro modelos por subsector utilizando las variables explicativas descritas en la Metodología. Esta estrategia tiene como fin tener una visión amplia de cada subsector y seleccionar el mejor modelo en cada caso. Para medir el desempeño de los modelos se utiliza una métrica para medir la bondad de ajuste ( $R^2$ ), que indica cuánta variabilidad en la variable dependiente puede ser explicada por el modelo de regresión. Por otro lado, se busca que las variables explicativas tengan un alto valor de significancia, representado por un valor de  $p$ -valor bajo en el análisis de regresión. Un valor bajo de  $p$ -valor indica que la variable independiente tiene una relación estadísticamente significativa con la variable dependiente en el modelo (rechazo de la hipótesis nula).

El detalle de los modelos probados se muestra en el Anexo A.1 y los resultados detallados de las proyecciones en el Anexo B. Los modelos seleccionados y sus resultados de proyección se muestran a continuación:

### 5.1.3.1. Acero

El mejor modelo para el subsector corresponde al *Modelo 4*, que presenta los drivers Producción de Acero e IMACEC. La expresión que define al modelo es la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Acero}) = & \log(\text{Prod\_Acero}) + L1\_log(\text{Prod\_Acero}) + \log(\text{IMACEC}) \\ & + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Acero}) \end{aligned} \quad (5.1)$$

Las elasticidades del polinomio ajustado se muestran en la Tabla 5.7.

Tabla 5.7: Elasticidades del modelo M4 para Acero.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	1,043453	0,921593	No Significativo
log_prod_acero	6,227303	0,544337	No Significativo
log_L1_prod_acero	-5,57025	0,589833	No Significativo
log_L1_Acero	-0,00189	0,981523	No Significativo
log_IMACEC	0,933697	0,076148	No Significativo

Los resultados expuestos son los mejores obtenidos luego de probar 5 distintas combinaciones de variables explicativas. Aún así, el mejor modelo (M4) muestra que las variables explicativas no tienen significancia, es decir, no se puede aseverar que las variables expliquen la demanda eléctrica del Acero. Se logra comprobar que los coeficientes tienen sentido, dado que al aumentar la producción del acero y el IMACEC, se espera un aumento de la demanda del subsector. En cuanto al ajuste, se tiene que  $R^2 = 0.0358$ , lo que significa que aproximadamente el 3.58 % de la variabilidad de la demanda eléctrica del subsector del Acero puede ser explicada por las variables incluidas en el modelo. Es por esto que se asevera que el resultado de este subsector no es bueno, debido a que la demanda del subsector podría estar relacionada con la producción y, como se vio durante la Metodología, la información disponible es de limitada calidad y no está disponible.

Una posible mejora puede ser considerar que la demanda sigue constante o aplicar un factor de crecimiento o decrecimiento según los pronósticos de las empresas del sector. Debido a que no se logró obtener mayor información, se decide dejar la proyección del subsector considerando que no representa un gran porcentaje de la demanda total. El modelo seleccionado es el que tiene mejor desempeño de los que se probó y ciertamente hay espacio de mejora.

La Figura 5.7 muestra la demanda histórica y proyectada para el subsector Acero. Se

observa que sigue hay un leve crecimiento de la demanda y sigue la evolución del IMACEC.

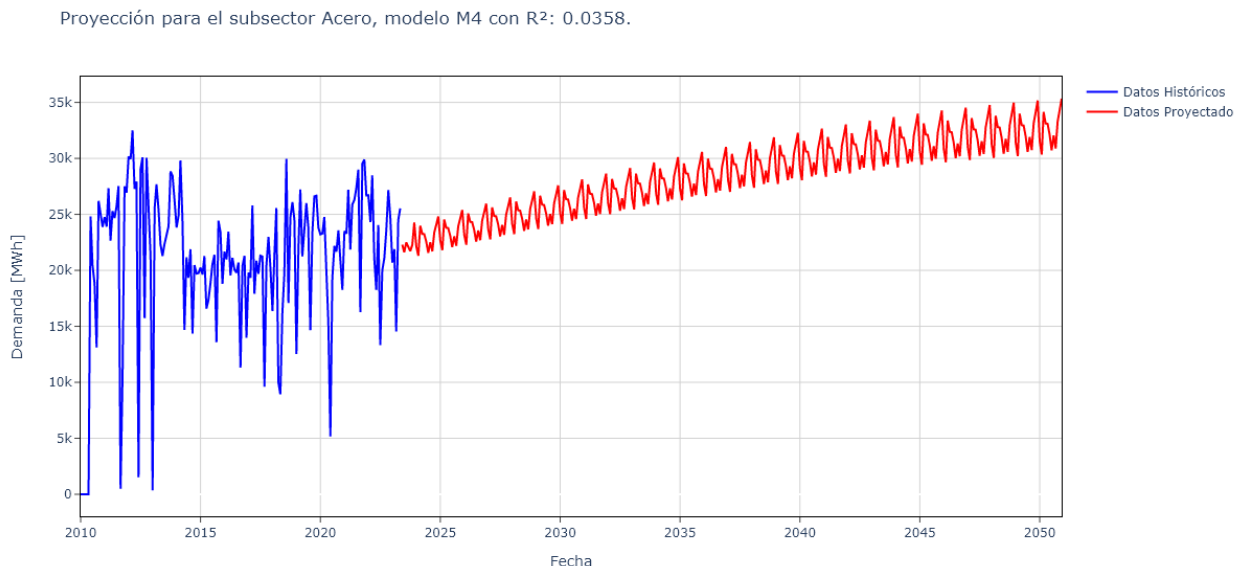


Figura 5.7: Datos históricos y proyectados para el subsector Acero.

Los resultados muestran un crecimiento del subsector cemento, siguiendo la tendencia de los datos históricos, IMACEC y producción de acero. Si bien se consideran racionales los resultados estos pueden mejorar, tal como lo indica la significancia de los drivers utilizados. La forma de la curva proyectada corresponde con el IMACEC y no guarda tanta relación con el comportamiento histórico.

### 5.1.3.2. Alimentos

Para proyectar el modelo se utilizan como variables explicativas la **Población Nacional** y se inserta una dependencia de la demanda del mes anterior (recursiva). En un comienzo se prueba agregando el **IMACEC**, pero al incluirlo empeora el desempeño o el coeficiente asociado no tiene significancia. La expresión que define el modelo es la siguiente:

$$\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Alimentos}) = \log(\text{Pob\_Nacional}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Alimentos}) \quad (5.2)$$

La Tabla 5.8 muestra las elasticidades asociadas a los drivers. Se tiene que tanto la población nacional como la demanda del mes anterior tiene mucha significancia (confianza del 99,9%), lo que se traduce en que estas variables tienen una fuerte relación con el comportamiento de la demanda del subsector y es muy poco probable que se atribuya al azar. Los coeficientes o elasticidades muestran que si crece la población y la demanda del mes anterior, debe crecer la demanda del subsector. Esto tiene sentido dado que se considera que la industria alimenticia dependa del consumo de la población.



Tabla 5.8: Elasticidades del modelo M5 para Alimentos.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	-43,5556	2,01E-05	***
log_pob_nac	2,755835	1,57E-05	***
log_L1_Alimentos	0,754266	2,34E-35	***

Que el intercepto tenga una alta significancia puede decir que las variables no explican todo el comportamiento, es decir, puede haber más variables que expliquen el fenómeno. Por otro lado, el ajuste del modelo es de  $R^2 = 0.9442$ , lo que indica que aproximadamente el 94 % de la variabilidad de la demanda eléctrica del subsector del Alimentos puede ser explicada por las variables incluidas en el modelo. Los resultados históricos y proyectados se muestran en la Figura 5.8, donde se tiene un crecimiento de la demanda explicado por el aumento de la población.

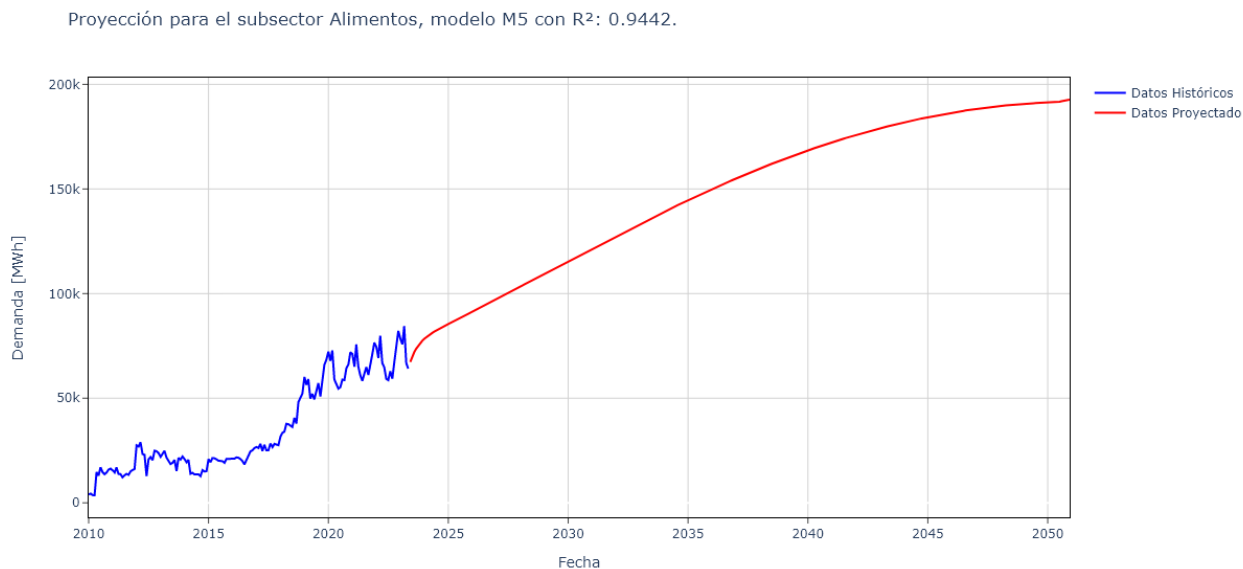


Figura 5.8: Datos históricos y proyectados para el subsector Alimentos.

Los resultados muestran un crecimiento del subsector Alimentos, siguiendo la tendencia de los datos históricos, población y datos de meses anteriores. Se considera que el resultado es racional dado que a medida que aumenta la población, aumenta la demanda de alimentos y, por consiguiente, de la demanda eléctrica del sector.

### 5.1.3.3. Azúcar

Para proyectar la demanda se utilizan como drivers la **Población Nacional** y se agrega recursión sobre la demanda (Lag de un mes). Se intentó encontrar la producción de azúcar, pero no se encontraron fuentes de información. También se insertó el **IMACEC** como driver y los resultados empeoraron, por lo que se terminó quitando. La expresión que define el modelo es:

$$\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Azúcar}) = \log(\text{Pob\_Nacional}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Azúcar}) \quad (5.3)$$

La Tabla 5.9 muestra las elasticidades, los  $p$  – *values* y la significancia. Se tiene que las variables sí presentan evidencia estadísticamente significativa para rechazar la hipótesis nula de que estas no afectan la proyección, es decir, con una alta confianza estas variables se relacionan con el comportamiento de la demanda eléctrica del subsector Azúcar. El coeficiente de la población nacional indica que, a mayor población, disminuye la demanda eléctrica del subsector Azúcar. Esto probablemente no tenga sentido, dado que debería ser el caso contrario o incluso mantenerse constante. Se puede explicar este comportamiento al observar la evolución de la demanda a través de los años, donde esta decrece y el modelo se ajusta a esa tendencia.

Tabla 5.9: Elasticidades del modelo M5 para Azúcar.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	89,81495	0,036037	*
log_pob_nac	-5,21773	0,0408	*
log_L1_Azúcar	0,601592	1,98E-11	***

El ajuste del modelo es de  $R^2 = 0.5835$ , lo que dice que las variables explican un 58 % de la variabilidad de la demanda. Es por esto que se considera que el desempeño del modelo es regular y puede mejorarse al agregar otros drivers. Una posible mejora es tratar de encontrar información sobre la producción del subsector o de alguna otra que se relacione con esta. La Figura 5.9 muestra la demanda histórica y proyectada.

Proyección para el subsector Azúcar, modelo M5 con  $R^2$ : 0.5835.

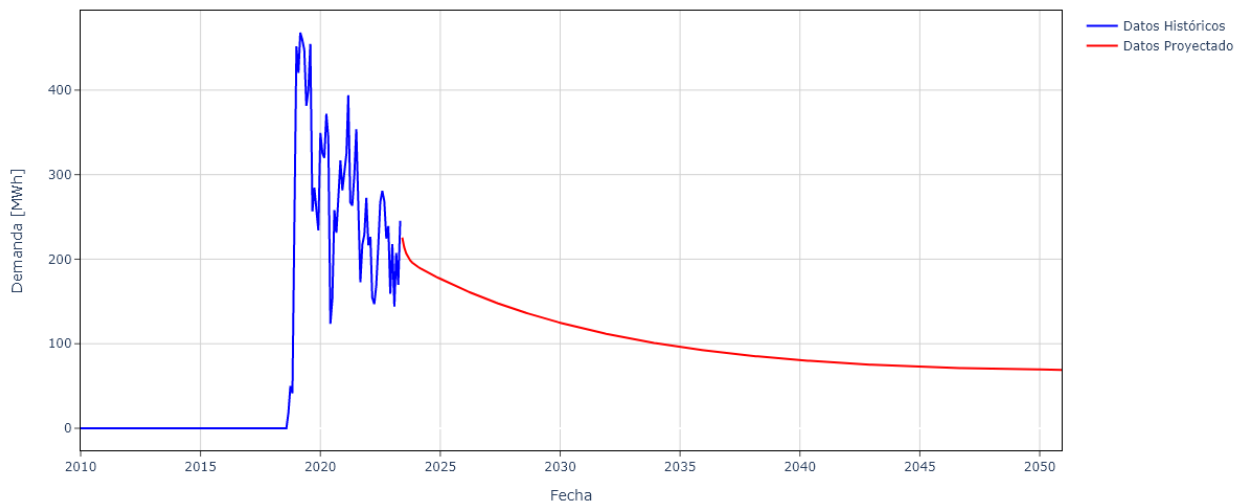


Figura 5.9: Datos históricos y proyectados para el subsector Azúcar.

El comportamiento de la proyección es decreciente debido a la dependencia de los datos con lag y, por lo tanto, de los datos históricos. La tendencia de los datos históricos es decreciente, al igual que la proyección. Sin embargo, el ajuste podría ser mejor si se lograra obtener datos de la producción de remolacha o teniendo más datos históricos.

#### 5.1.3.4. Celulosa

Los drivers seleccionados para proyectar la demanda del subsector Celulosa son la **Producción de Celulosa** y el **IMACEC**. También se agrega un término recursivo sobre la demanda y lag a los drivers. La expresión que define el modelo es la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Celulosa}) = & \log(\text{IMACEC}) + L1\_log(\text{IMACEC}) + L1\_log(\text{Prod\_Celulosa}) \\ & + L2\_log(\text{Prod\_Celulosa}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Celulosa}) \end{aligned} \quad (5.4)$$

Las elasticidades de los drivers se muestran en la Figura 5.10. Esta muestra que las variables explicativas tienen una alta significancia. Al aumentar el **IMACEC** y la **Producción de Azúcar** se tiene un incremento en demanda eléctrica del subsector. Sin embargo, los parámetros con retraso (lag) sobre el **IMACEC** y la **Producción de Azúcar** pueden disminuir la demanda.

Tabla 5.10: Elasticidades del modelo M5 para Celulosa.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	3,104641	0,23236	No Significativo
log_L1_prod_celulosa	5,328552	0,037699	*
log_L2_prod_celulosa	-5,45881	0,034903	*
log_IMACEC	0,783012	0,007517	**
log_L1_IMACEC	-1,00758	0,00052	***
log_L1_Celulosa	0,902957	1,49E-62	***

Se tiene un  $R^2 = 0,8679$ , lo que indica que se explica un gran porcentaje de la variabilidad de la demanda. La Figura 5.10 muestra la demanda histórica y proyectada para el subsector, evidenciando un decrecimiento de esta. Al observar los datos históricos se comprueba que se mantiene la tendencia, por lo que la proyección tiene un mínimo de sentido. El modelo tiene un buen desempeño al evaluar sus métricas, sin perjuicio de que siempre hay margen de mejora.

Proyección para el subsector Celulosa, modelo M5 con R<sup>2</sup>: 0.8679.

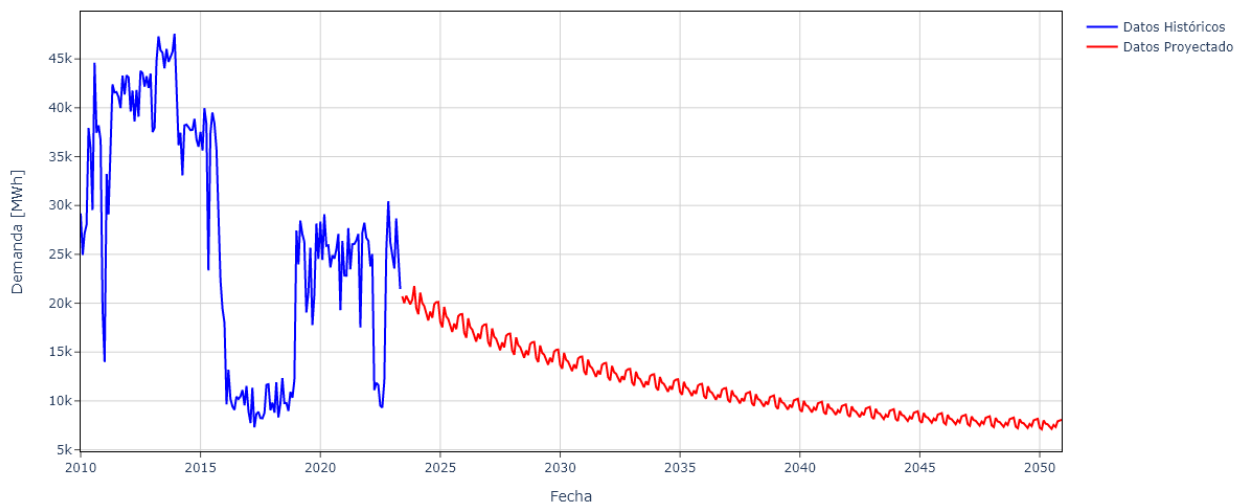


Figura 5.10: Datos históricos y proyectados para el subsector Celulosa.

Los resultados de proyección son decrecientes, siguiendo la tendencia de los datos históricos. La forma de la curva sigue al IMACEC y a la producción proyectada de celulosa lo que tiene sentido. Los coeficientes muestran un que a mayor producción de celulosa aumenta la demanda del subsector, lo que tiene todo el sentido del mundo. Una mejora puede ser probar con un modelo con una variable dummy en el año 2015 al 2019, donde se evidencia una caída en la demanda del subsector.

### 5.1.3.5. Cemento

El modelo del subsector Cemento utiliza como drivers la **Población Nacional** y un factor recursivo sobre la demanda, con el fin de insertar dependencias del mes anterior. Se probó con agregar el **Cemento despachado**, pero se obtuvieron malos resultados (elasticidad negativa). El IMACEC tampoco logra captar el comportamiento de la demanda. La expresión que define el modelo seleccionado es:

$$\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Cemento}) = \log(\text{Pob\_Nacional}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Cemento}) \quad (5.5)$$

La Tabla 5.11 muestra las elasticidades del modelo. Los resultados indican que las variables tienen significancia alta y que a medida que crece la población aumenta la demanda eléctrica de Cemento. El intercepto indica que probablemente hay más variables que podrían explicar el fenómeno.

Tabla 5.11: Elasticidades del modelo M5 para Cemento.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	-31,7796	6,3E-10	***
log_pob_nac	2,376536	4,84E-12	***
log_L1_Cemento	0,160559	0,043014	*

Para evaluar la bondad de ajuste se recurre al  $R^2 = 0.501$ , lo que indica el modelo explica un 50 % de la variabilidad de la demanda. Es por esto que se considera que el desempeño es aceptable pero no es óptimo, dado que la demanda no sigue completamente a la población, lo más probable es que siga a la producción de cemento. Se comprueba que el despacho de cemento puede no estar completamente relacionado con la producción, o al menos en la Región Metropolitana.

La Figura 5.11 muestra la demanda histórica y proyectada para el subsector.

Proyección para el subsector Cemento, modelo M5 con  $R^2$ : 0.501.

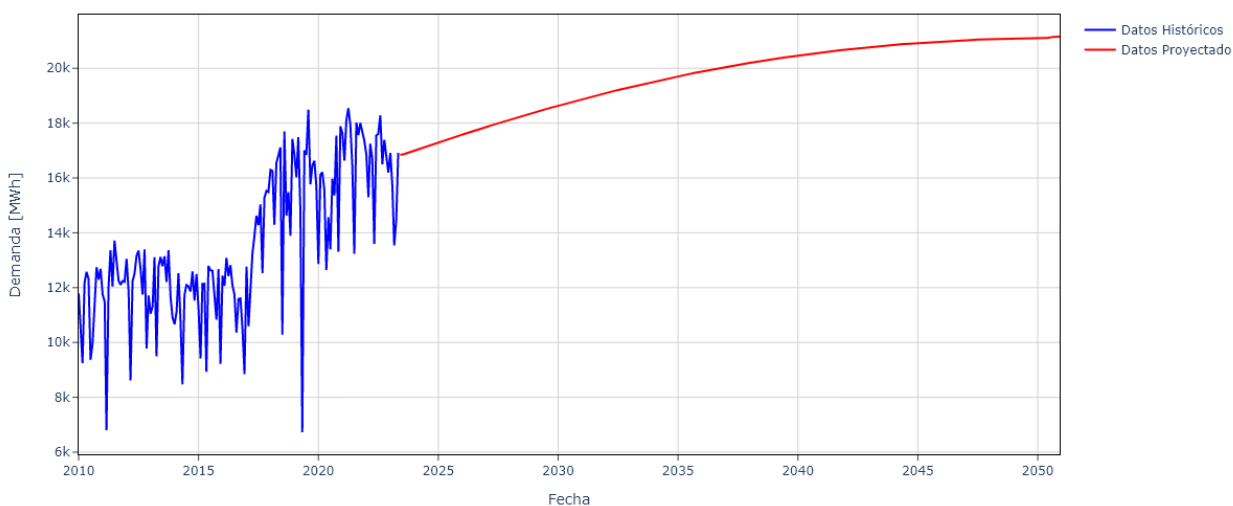


Figura 5.11: Datos históricos y proyectados para el subsector Cemento.

Una posible mejora es simplemente mantener la demanda constante o aplicar un crecimiento en base a fuentes de información confiables sobre el pronóstico del subsector. Al no encontrar información al respecto, se decide dejar la proyección obtenida con el modelo planteado.

La proyección muestra un crecimiento en la demanda, lo que se explica por la variable Población. Se considera que a mayor población mayor demanda de cemento para satisfacer la necesidad de vivienda, por lo que el aumento de la demanda se estima racional. La forma de curva proyectada no se asemeja a la de los datos históricos, probablemente porque la variable de despacho de cemento no logra explicar el comportamiento de la demanda y porque se

utilizó solo la población para proyectar.

### 5.1.3.6. Cobre

El modelo para el subsector cobre considera como drivers la **Producción de Cobre** y un factor recursivo sobre la demanda del mes anterior. También se agrega retraso en la **Producción de Cobre** para insertar las relaciones entre meses. La expresión que define el modelo es:

$$\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Cobre}) = \log(\text{Prod\_Cobre}) + L1\_log(\text{Prod\_Cobre}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Cobre}) \quad (5.6)$$

La Tabla 5.12 muestra las elasticidades resultantes del modelo, junto con su nivel de significancia. Se obtiene que los drivers son altamente significativos y que los coeficientes tienen sentido lógico, dado que se espera que a mayor producción de Cobre aumente la demanda del subsector.

Tabla 5.12: Elasticidades del modelo M3 para Cobre.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	1,324921	0,133529	No Significativo
log_Prod_Cu	0,553844	2,26E-05	***
log_L1_Prod_Cu	-0,47659	0,000313	***
log_L1_Cobre	0,847585	6,76E-45	***

En cuanto al ajuste, se tiene que  $R^2 = 0.736$  para el *Modelo 3*. Esto indica que se capta un 73 % de la variabilidad de la demanda del subsector, por lo que se considera que es un buen modelo. La Figura 5.12 ilustra la demanda histórica y la proyectada.

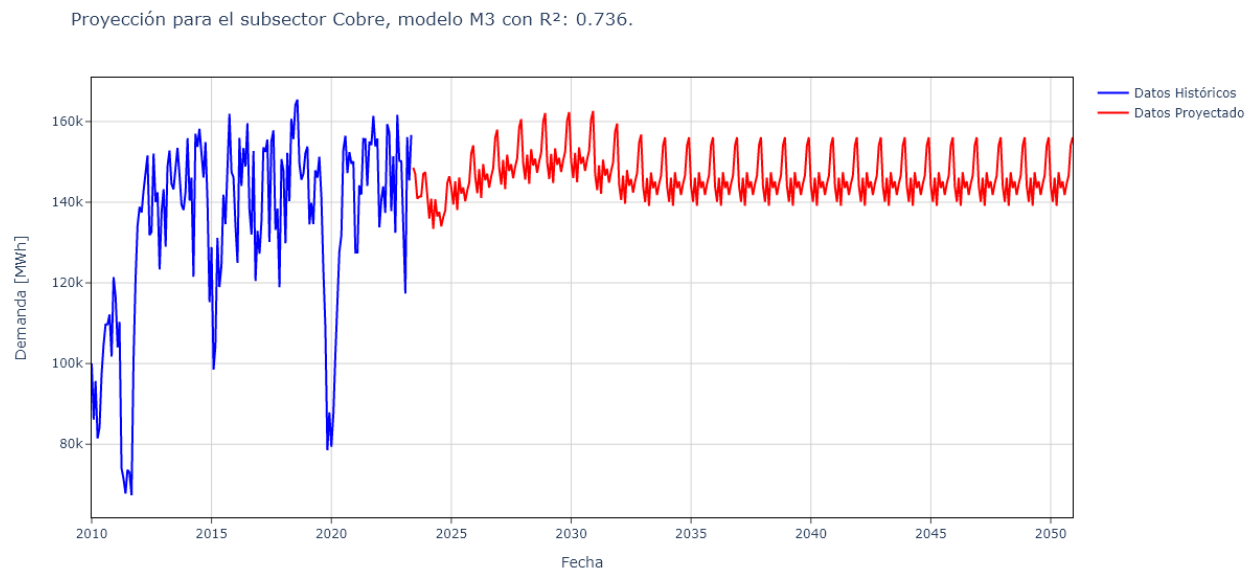


Figura 5.12: Datos históricos y proyectados para el subsector Cobre.

Se observa que la proyección sigue básicamente a la producción de cobre, teniendo un aumento hasta 2030 (*peak*) y luego una disminución para mantenerse constante. Esto corresponde a las proyecciones de COCHILCO sobre la producción y exportación de cobre.

Una posible mejora es cambiar la producción de cobre nacional por la producción de la empresa Anglo American Sur, disponible en COCHILCO, suponiendo que esta es la demanda de toda la región. Esto podría tener mejores resultados dado que Los Bronces presenta un gran porcentaje de la demanda y se puede considerar que el otro cliente tiene un comportamiento similar.

### 5.1.3.7. Industrias Varias

El subsector se proyecta utilizando como drivers el IMACEC, la Población Nacional y un factor recursivo sobre la demanda. La expresión que define el modelo se muestra a continuación:

$$\begin{aligned} \text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Industrias Varias}) = & \log(\text{IMACEC}) + L1\_log(\text{IMACEC}) \\ & + \log(\text{Población\_Nacional}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Industrias Varias}) \end{aligned} \quad (5.7)$$

La Tabla 5.13 detalla los resultados del modelo. Lo primero es notar que los coeficientes (elasticidad) tienen sentido, vale decir, si aumenta el IMACEC y la población, se tiene un aumento de la demanda del subsector. Se considera que, al ser un subsector tan grande, engloba muchos tipos de industrias que se relacionan con estos drivers. Por otro lado, el retraso agregado tanto al IMACEC como a la demanda del mes anterior permiten insertar relaciones entre meses de la demanda. Los valores de significancia indican que los drivers están estrechamente relacionados con la demanda del subsector.

Tabla 5.13: Elasticidades del modelo M5 para Industrias Varias.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	-29,8335	0,00028	***
log_IMACEC	0,487537	0,004249	**
log_L1_IMACEC	-0,5921	0,000489	***
log_L1_IndustriasVarias	0,80934	6,52E-45	***
log_pob_nac	1,944931	0,000283	***

El ajuste del modelo es  $R^2 = 0.9593$ , lo que equivale a que el 95,9% de la variabilidad de la demanda se explica con el modelo planteado. La Figura 5.13 muestra la demanda eléctrica histórica y la proyectada.

Proyección para el subsector IndustriasVarias, modelo M5 con R<sup>2</sup>: 0.9593.

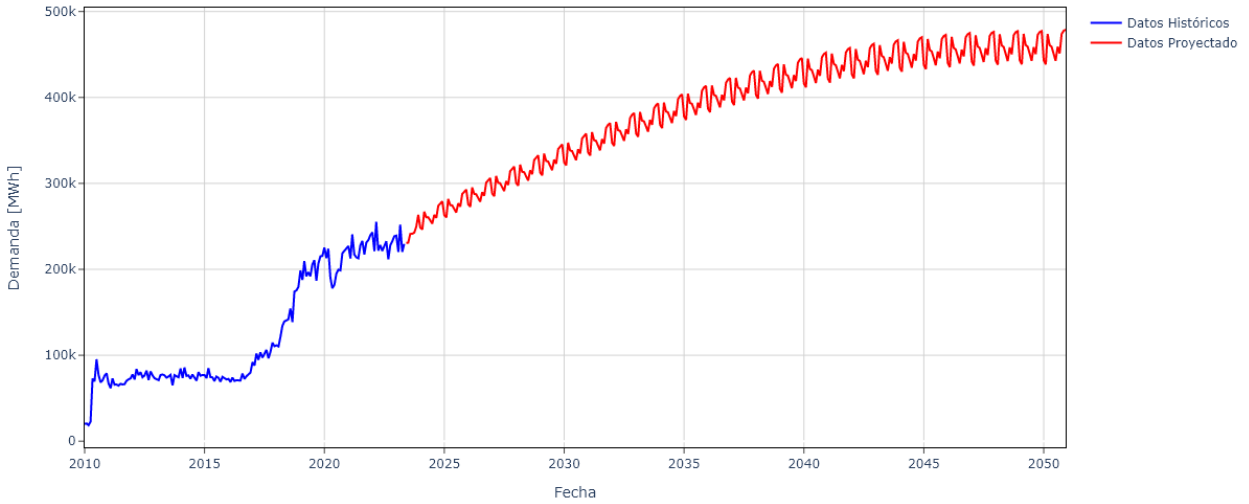


Figura 5.13: Datos históricos y proyectados para el subsector Industrias Varias.

Es posible ver como la demanda sigue tanto a la población como al IMACEC, obteniendo para el año 2050 se espera que la demande se duplique prácticamente.

En la Metodología y en la Caracterización de la demanda en el año base se expresó que realizar una buena proyección de este subsector es clave para tener resultados significativos y, en base a los resultados de las métricas, se puede decir que el modelo tiene un buen desempeño.

### 5.1.3.8. Minas Varias

El mejor modelo para el subsector corresponde al *Modelo M5*, que considera como drivers el IMACEC y un componente recursivo sobre la demanda del subsector. La expresión que define al modelo se muestra a continuación:

$$\begin{aligned} \text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Minas Varias}) = & \log(\text{IMACEC}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Minas Varias}) \\ & + L2\_log_{\text{Dem}}(\text{Minas Varias}) \end{aligned} \quad (5.8)$$

La Tabla 5.14 contiene las elasticidades de los drivers del modelo junto con su significancia. Los resultados muestran que los drivers se relacionan estrechamente con la demanda, en particular, si aumenta el IMACEC o la demanda eléctrica de meses anteriores, hay un aumento de la demanda del mes en cuestión.



Tabla 5.14: Elasticidades del modelo M5 para Minas Varias.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	-0,35828	0,448191	No Significativo
log_IMACEC	0,312237	0,025425	*
log_L1_MinasVarias	0,711238	1,33E-16	***
log_L2_MinasVarias	0,174762	0,022066	*

El ajuste del modelo es  $R^2 = 0.9212$ , lo que significa un 92,1% de la variabilidad de la demanda es captada por el modelo desarrollado. La Figura 5.14 presenta los datos históricos y proyectados de demanda eléctrica para el subsector Minas Varias.

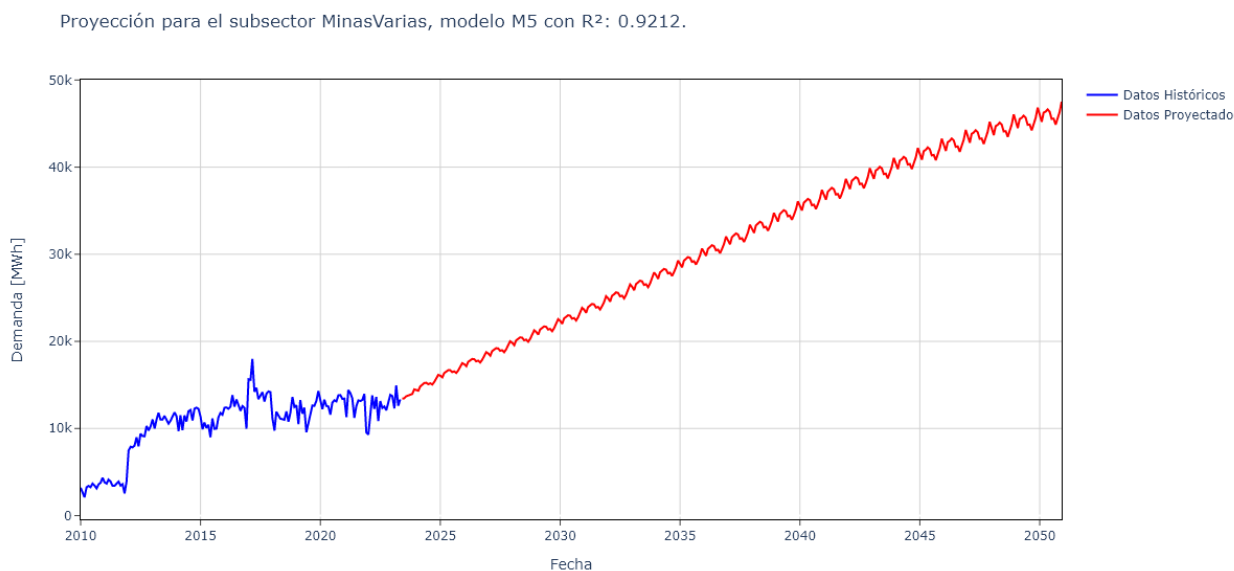


Figura 5.14: Datos históricos y proyectados para el subsector Minas Varias.

Esto indica que la demanda del sector aumentará considerablemente hasta el año 2050, siguiendo el IMACEC y la tendencia de los datos históricos.

Las métricas del modelo indican un buen desempeño, pero una posible mejora es agregar como entrada la producción de las industrias presentes por lo que sería necesario detectar que tipo de clientes hay en el subsector. En base a lo visto en la caracterización del año base, hay 10 clientes y no se espera que crezcan nuevos debido a las barreras de entrada y al tipo de actividades realizadas. Es por esto por lo que se prevé que la demanda se reparta entre las industrias existentes.

### 5.1.3.9. Petroquímica

El subsector es relativamente nuevo en la base de datos de retiros del CEN, por lo que hay pocos datos para entrenar un modelo. Las variables explicativas son el IMACEC y un factor

recurrente para la demanda. La expresión que define el modelo utilizado es la siguiente:

$$\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Petroquímica}) = \log(\text{IMACEC}) + L1\_log(\text{IMACEC}) + L2\_log(\text{IMACEC}) + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Petroquímica}) \quad (5.9)$$

La Tabla 5.15 muestra las elasticidades y la significancia de los drivers. Los resultados muestran que no son significativos, por lo que no hay evidencia de que estén relacionados con el comportamiento la demanda del subsector. Al menos los coeficientes tienen sentido dado que la demanda crece con el IMACEC.

Tabla 5.15: Elasticidades del modelo M5 para Petroquímica.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	-3,25602	0,6552	No Significativo
log_IMACEC	0,896644	0,31905	No Significativo
log_L1_IMACEC	-0,97957	0,229203	No Significativo
log_L2_IMACEC	1,783991	0,063401	No Significativo
log_L1_Petroquimica	0,11178	0,594611	No Significativo

El ajuste del modelo está dado por  $R^2 = 0,5484$ , lo que implica que un 54,8% de la variabilidad de la demanda es explicada por el modelo. Ciertamente el resultado no es el mejor, pero se estima que es una buena primera aproximación dada la cantidad de datos disponibles. La Figura 5.15 los datos históricos y proyectados de demanda eléctrica para el subsector.

Proyección para el subsector Petroquimica, modelo M5 con  $R^2: 0.5484$ .

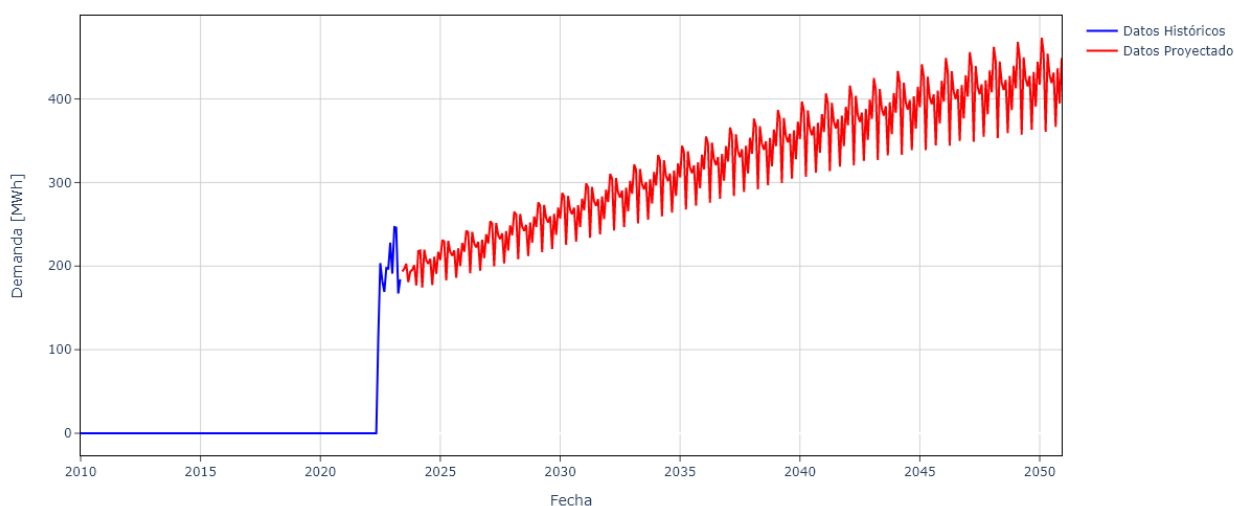


Figura 5.15: Datos históricos y proyectados para el subsector Petroquímica.

Se tiene un crecimiento de la demanda proyectada, aumentando a casi el doble en al año 2050. Esto puede no ser cierto dado que solo hay una empresa y no se espera que aparezcan

nuevos clientes dadas las barreras de entrada del sector.

Una posible mejora es considerar que la demanda se mantiene constantes y aplicar una modulación por meses o incluir como drivers la producción del único cliente del subsector.

### 5.1.3.10. Público

Los drivers utilizados para proyectar la demanda eléctrica del subsector público son el IMACEC, la Población Nacional y una variable `Dummy_Pandemia`. También se agrega un factor recursivo sobre la demanda para insertar la dependencia entre meses. La expresión que define el modelo es la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{Log}_{\text{Dem}}(\text{Público}) = & \log(\text{IMACEC}) + \log(\text{Pob\_Nacional}) \\ & + L1\_log_{\text{Dem}}(\text{Público}) + L2\_log_{\text{Dem}}(\text{Público}) + \text{Dummy\_Pandemia} \end{aligned} \quad (5.10)$$

Las elasticidades del modelo se presentan en la Tabla 5.16. Los drivers presentan alta significancia y muestran un crecimiento de la demanda con el IMACEC. Por otro lado, la población posee un coeficiente negativo, lo que transfiere en una dependencia inversa con la demanda eléctrica. La explicación de este valor es que los datos históricos son escasos y que la población probablemente no sea un buen driver.

Tabla 5.16: Elasticidades del modelo M6 para Público.

Driver	Coefficientes	P-Values	Significancia
Intercept	56,28963	0,000108	***
log_IMACEC	0,541743	0,014462	*
log_pob_nac	-3,23273	0,00015	***
log_L1_Público	0,716108	1,81E-07	***
log_L2_Público	-0,45798	0,001334	**
Dummy_Pandemia	0,088222	0,026312	*

El ajuste del modelo es  $R^2 = 0.5545$ , lo que se traduce en que un 55,5% de la variabilidad de la demanda es captado por el modelo. Esto indica que el modelo es regular, teniendo un amplio margen de mejora. La Figura 5.16 ilustra la demanda eléctrica histórica y proyectada para el subsector.

Proyección para el subsector Público, modelo M6 con  $R^2$ : 0.5545.

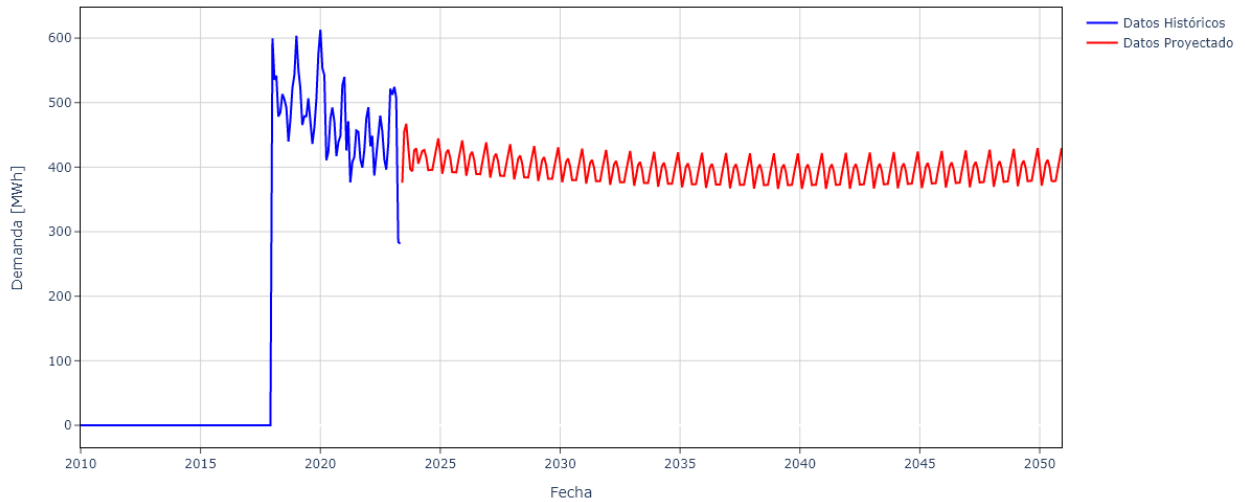


Figura 5.16: Datos históricos y proyectados para el subsector Público.

Los resultados siguen la tendencia de los datos históricos y se evidencia una disminución de la demanda para posteriormente mantenerse estable. Este resultado puede no estar tan alejado de la realidad y puede ser equivalente a mantener la demanda constante.

Una mejora al modelo puede venir con probar otros drivers o probablemente, investigando sobre las actividades que realiza el único cliente del subsector.

#### 5.1.3.11. Demanda total de clientes libres y libres en distribución agregada

La demanda eléctrica agregada corresponde a la suma de todos los subsectores, tanto para datos históricos como proyectados. La Figura 5.17 muestra la demanda eléctrica con resolución mensual y la Figura 5.18 con resolución mensual.

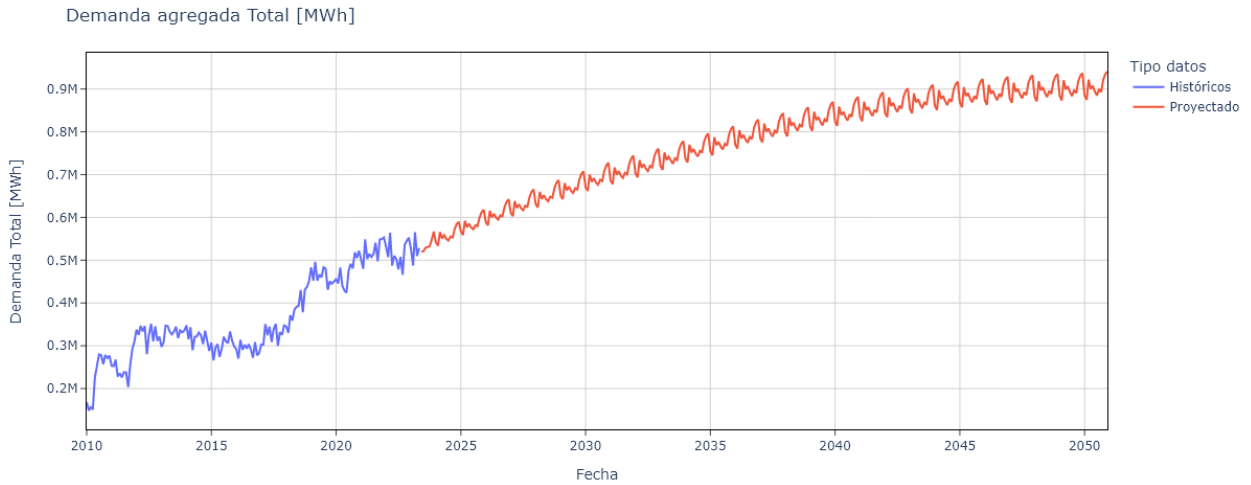


Figura 5.17: Datos históricos y proyectados para la demanda total agregada con resolución mensual.

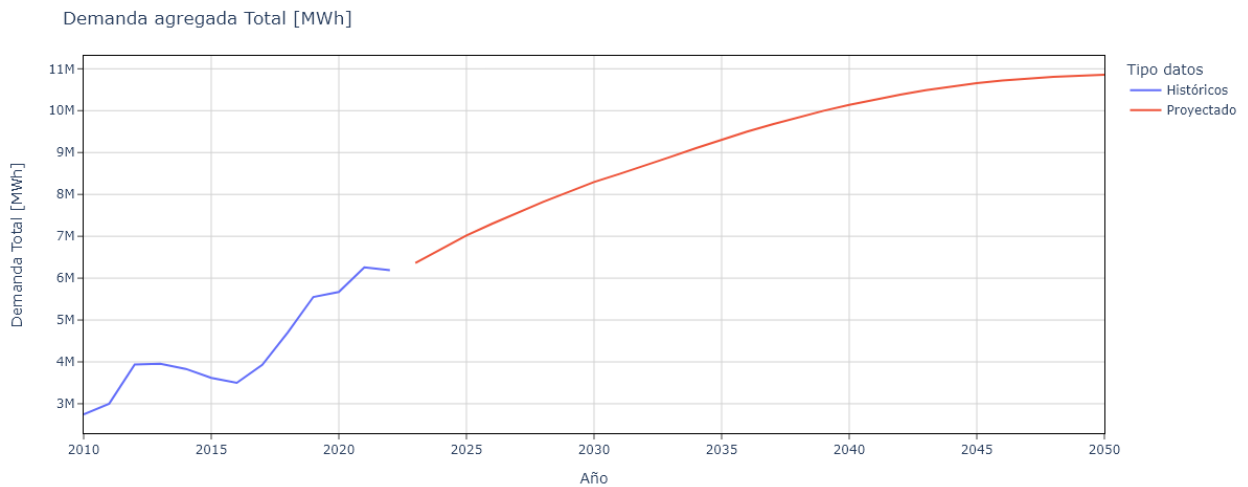


Figura 5.18: Datos históricos y proyectados para la demanda total agregada con resolución anual.

La demanda total del año 2050 asciende a  $10.858.341,6 [MWh]$ , lo que corresponde a un crecimiento del 75% respecto al año base. El crecimiento de la demanda se debe principalmente al subsector Industrias Varias y Cobre. Debido a que el crecimiento de la demanda del Cobre se detiene a partir del año 2023, el incremento posterior se explica, principalmente, por Industrias Varias. La Figura 5.19 ilustra lo comentado.

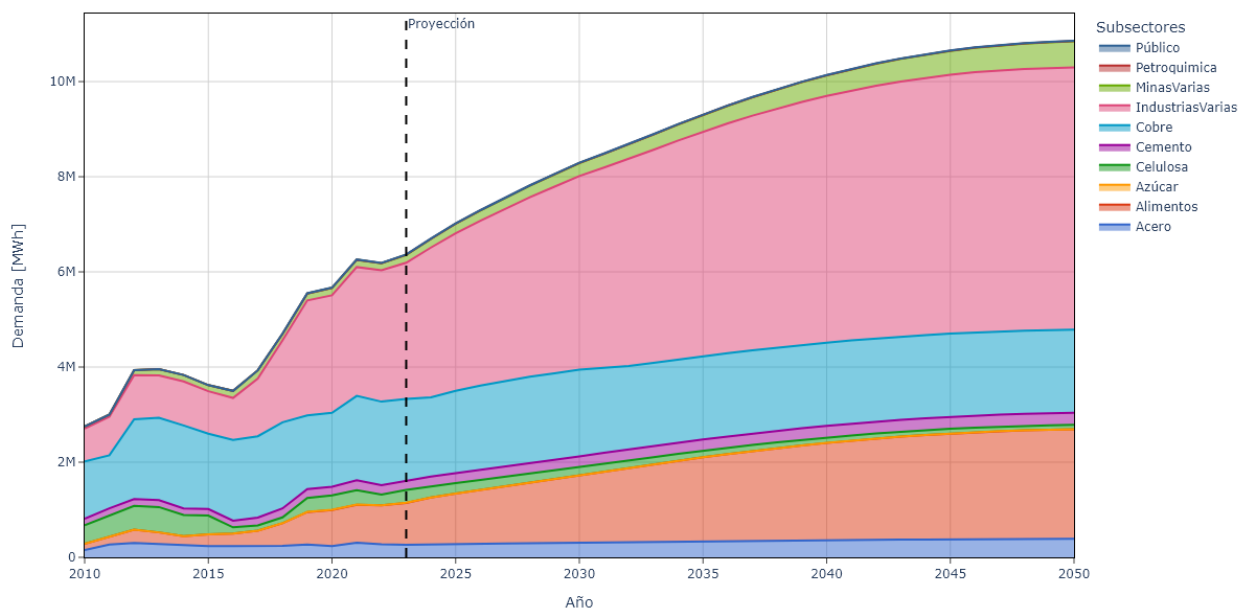


Figura 5.19: Evolución de la demanda eléctrica por subsector

En general, se tiene que los modelos tienen buenos resultados, principalmente los correspondientes a los subsectores más grandes: Industrias Varias, Cobre, Alimentos y Minas Varias. Una posible mejora respecto a los subsectores con modelos con peor desempeño puede ser agruparlos y realizar una proyección conjunta, con el fin de comprobar si se obtiene un mejor resultado.

#### 5.1.4. Proyección espacial de la demanda

La proyección espacial de demanda se encarga de repartir la demanda eléctrica de cada año proyectado entre las industrias existentes y también crea nuevas. La Tabla 5.17 muestra el número de industrias creadas por subsector.

Tabla 5.17: Número de nuevas industrias por subsector.

Subsectores	Número de clientes nuevos
Acero	0
Alimentos	110
Azúcar	0
Celulosa	0
Cemento	0
Cobre	0
IndustriasVarias	285
MinasVarias	0
Petroquímica	0
Público	0
<b>Total</b>	<b>395</b>

Es claro que solo se crean nuevas industrias en los subsectores **Industrias Varias** y **Alimentos**, debido a dos razones: el crecimiento de la demanda en cada subsector y por el factor de reparto asignado a cada uno. También es posible ver que otros subsectores que sí tuvieron un factor de reparto distinto de cero, como por ejemplo **Minas Varias** (Tabla 4.10), no experimentaron un crecimiento de nuevas industrias. Es por esto que se estima que el modelo es sensible al factor de reparto asignado. Aun así, los resultados hacen sentido dado que los subsectores afectados son los que más se esperaba un crecimiento. El detalle de la evolución del número de nuevos clientes se ilustra en la Figura 5.20.

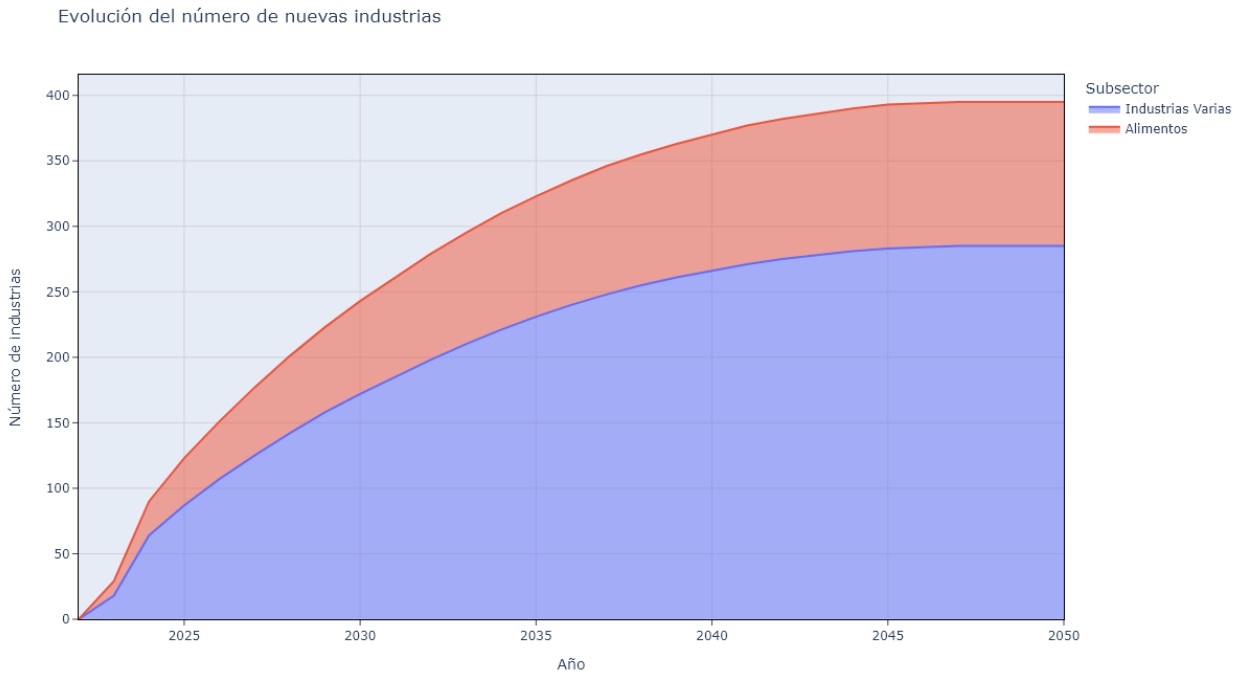


Figura 5.20: Evolución del número de industrias nuevas.

Tal como se esperaba, al comienzo de la proyección es cuando más clientes se crean, debido al modelamiento dinámico del tamaño de las industrias. A medida que pasan los años, las industrias van cambiando su tamaño y, por lo tanto, una industria pequeña del año 2022 tiene menos demanda que una del 2050. La demanda capturada por los tipos de industrias crece con el tiempo, tal como se observa en la Figura 5.21.

Demanda por tipo de industrias

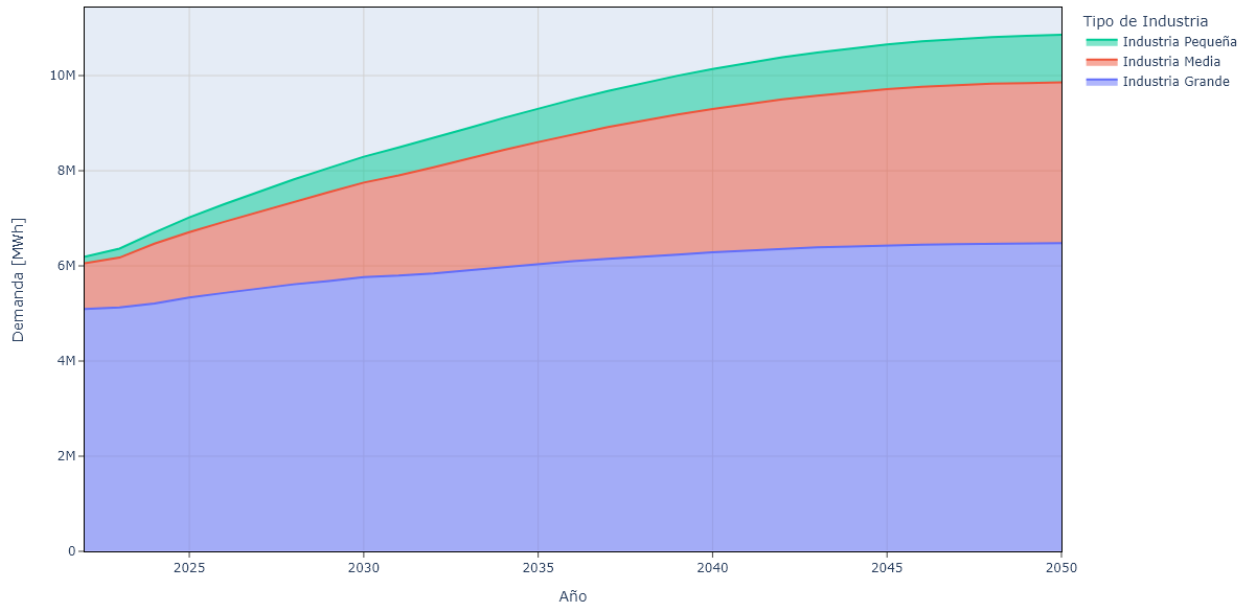


Figura 5.21: Demanda por tipo de Industrias.

La figura muestra que si bien las demandas capturadas por los tipos de industrias aumentan, no lo hacen en la misma proporción a través de los años. Esto se debe a que las industrias pequeñas son industrias en vías de desarrollo, las industrias medianas pueden seguir aumentando su demanda (pero en menor medida) y las industrias grandes crecen, pero de forma acotada debido a limitaciones físicas como de suministro.

Para mostrar cómo cambia la demanda por zonas industriales, se obtienen mapas de calor para los años 2023, 2035 y 2050. Las figuras 5.22, 5.23 y 5.24 muestran la demanda total por zonas normalizada.



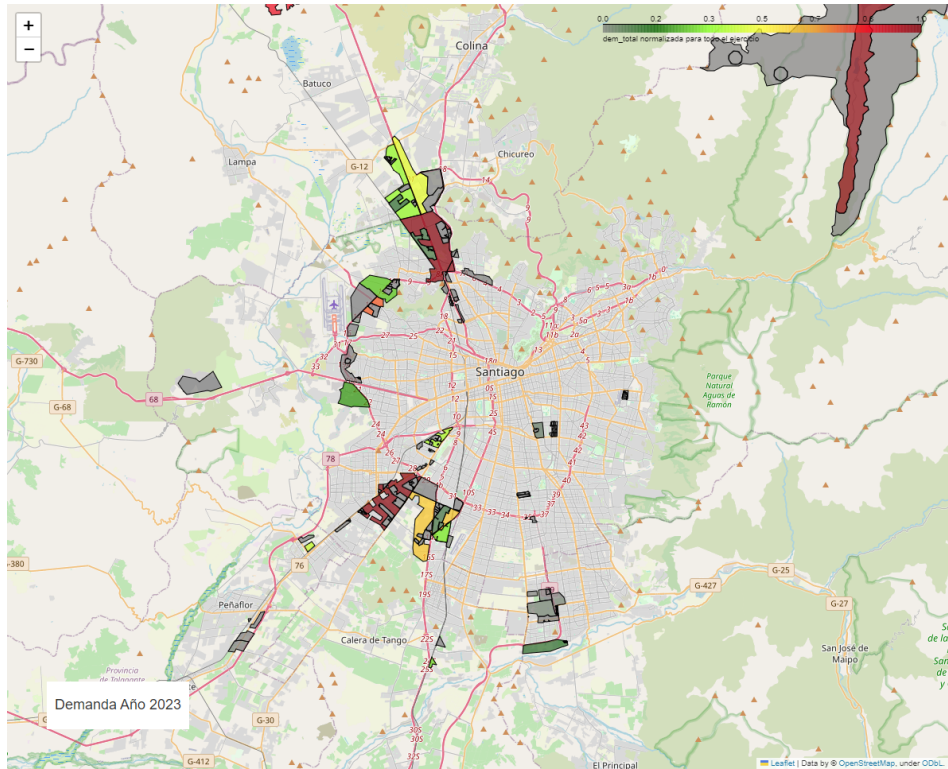


Figura 5.22: Demanda por zonas para el año 2023

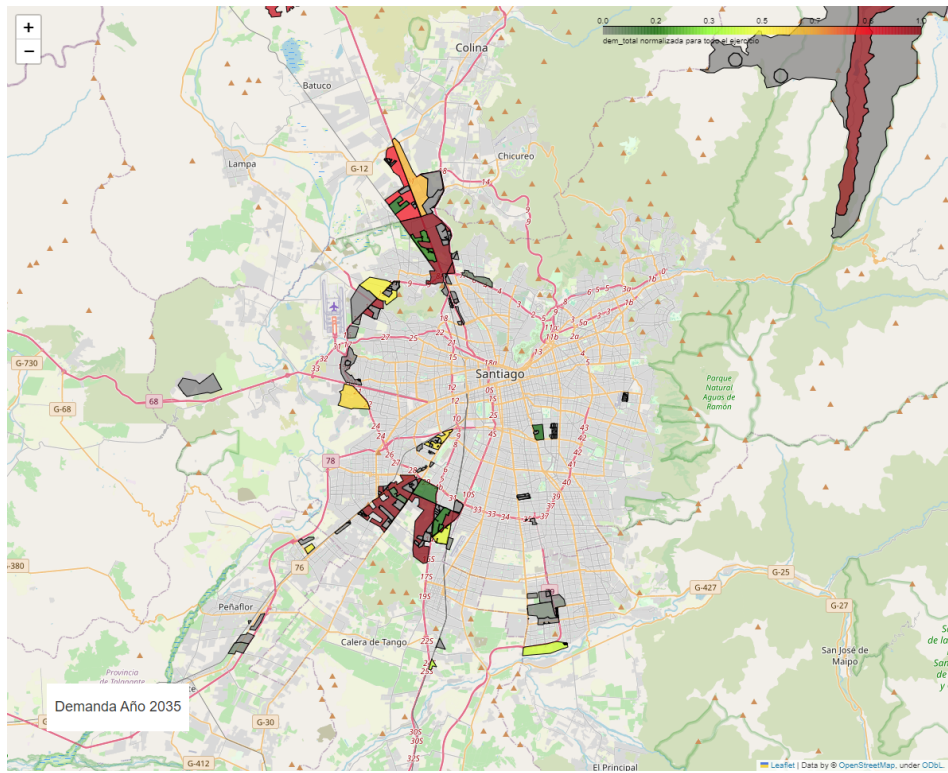


Figura 5.23: Demanda por zonas para el año 2035

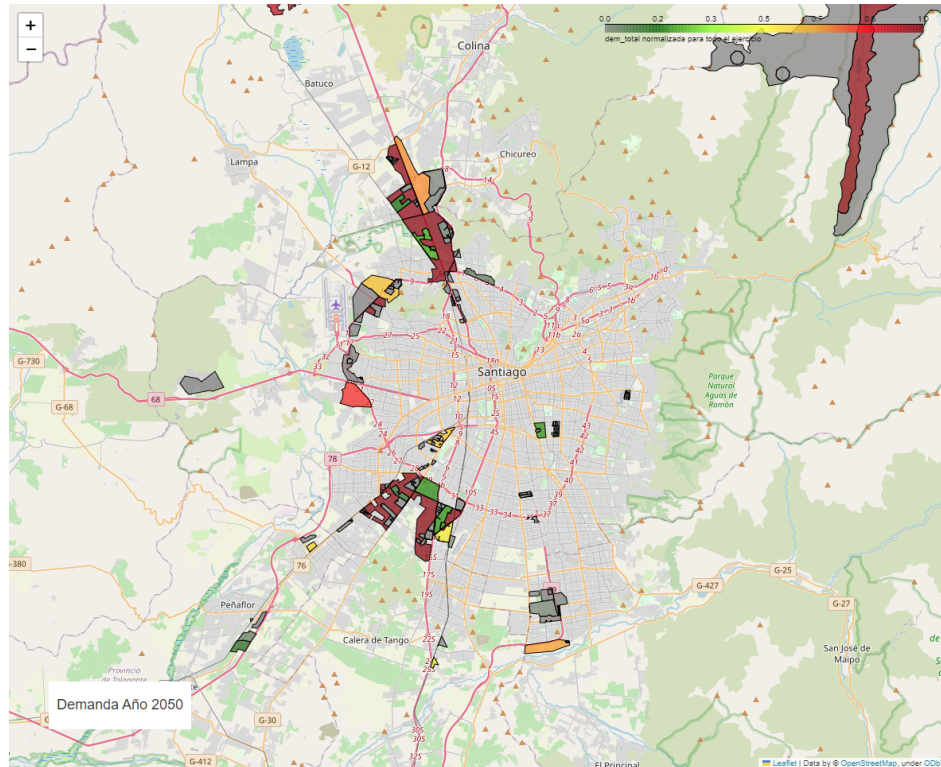


Figura 5.24: Demanda por zonas para el año 2050

Se evidencia que en el año 2023 hay zonas en que presentan baja demanda (zonas  $Z_0$  y  $Z_1$ ) respecto a las demás zonas, principalmente en las afueras de la ciudad. En el año 2035 se tiene que esas zonas comienzan a capturar demanda debido a las industrias existentes y a las nuevas industrias. Es claro que las zonas que cambian son las que se encuentran más cerca de zonas con demanda y cerca de las carreteras. El año 2050 ilustra como zonas que inicialmente tenían baja demanda ahora tienen una cantidad alta, Se comprueba que las zonas que inicialmente tenían alta demanda ahora tienen más, debido a las industrias existentes (no se crean industrias). Por otro lado, se tiene que las zonas mineras solo aumentan su demanda por los clientes existentes y, como no se crean nuevas industrias, las zonas mineras sin demanda siguen igual en el año 2050.

A futuro las empresas crecerían en zonas donde aún no hay demanda, dado que se comenzaría a saturar las zonas. Eventualmente se deberían crear nuevas zonas industriales si el crecimiento lo amerita, en las afueras de la ciudad y cerca de las carreteras.

El detalle de la demanda normalizada a nivel de clientes se muestra en las figuras 5.25, 5.26 y 5.27. Se denota con círculos las industrias existentes (base de datos de retiros del CEN) y con rombos las industrias nuevas.

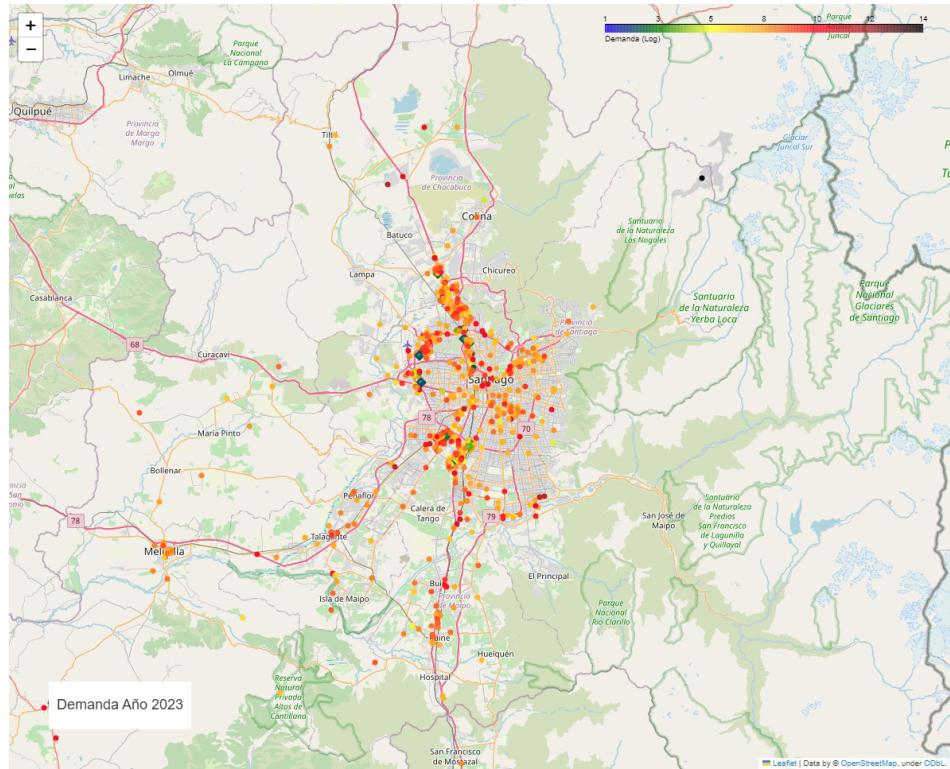


Figura 5.25: Mapa de calor con la demanda normalizada de los clientes del año 2023.

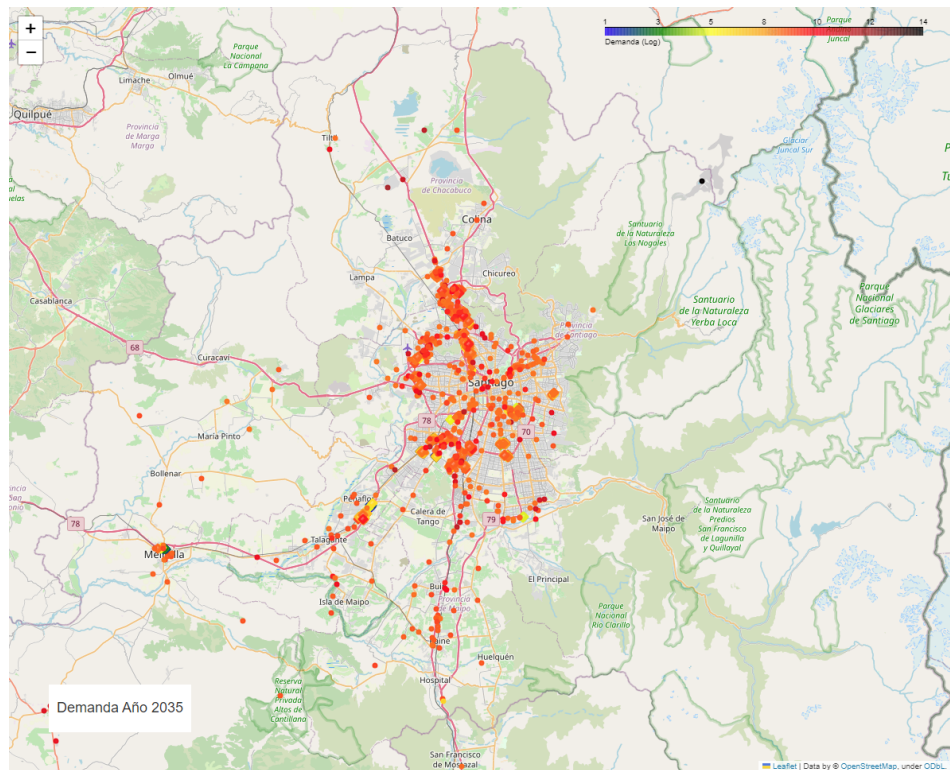


Figura 5.26: Mapa de calor con la demanda normalizada de los clientes del año 2035.



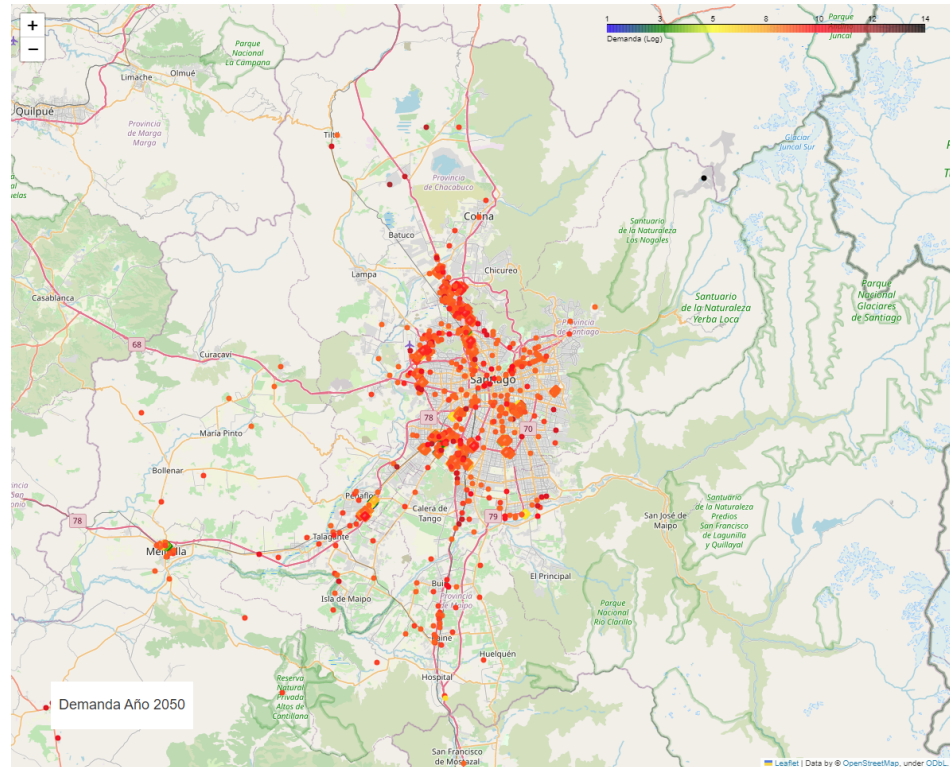


Figura 5.27: Mapa de calor con la demanda normalizada de los clientes del año 2050.

Se observa un comportamiento similar que con las zonas, pero con mayor detalle. Es posible ver como en el año 2023 hay pocos clientes nuevos y como con el el paso de los años se van creando nuevos en las zonas de crecimiento. También se aprecia como en el año 2023 hay clientes en verde (demanda baja) y en el año 2035 pasan a tener una mayor demanda. Por otro lado, se tiene que el mayor cliente sigue siendo la mina Los Bronces en el noreste de la región.

El crecimiento es el esperado, dado que las industrias crecen en las zonas industriales de baja demanda, cerca de avenidas o carreteras y próximas a otras industrias. La ubicación de las industrias se parece mucho al año base, es decir, en las afueras de la ciudad y lejos de zonas residenciales. La Figura 5.28 muestra en verde las industrias existentes, en rojo las **Industrias Varias** nuevas y en azul las nuevas industrias de **Alimentos**.

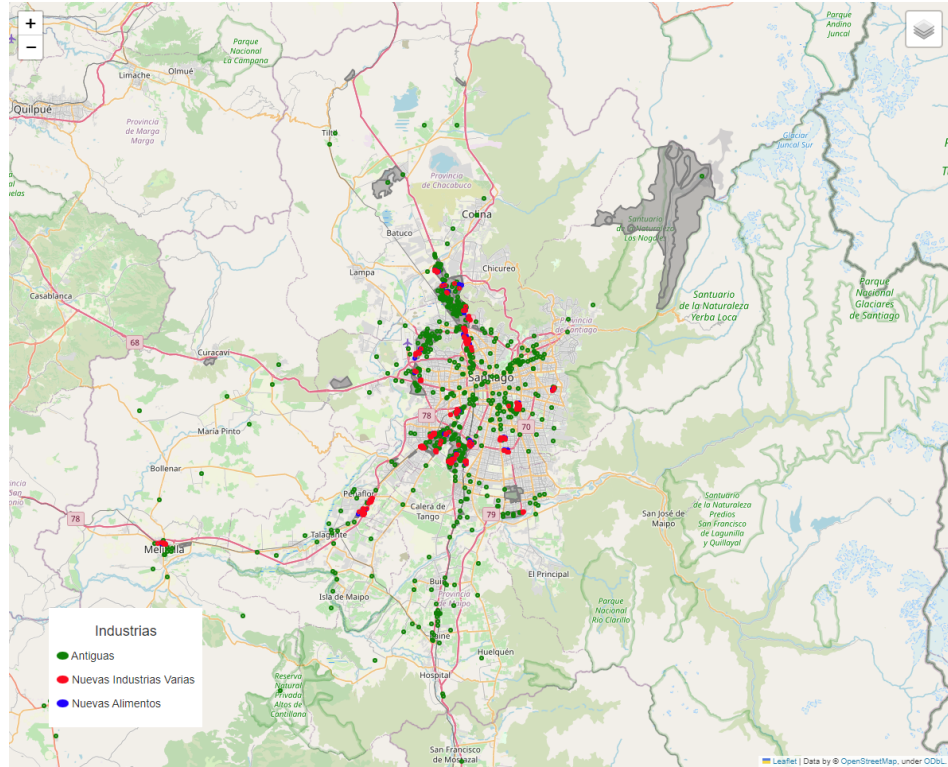


Figura 5.28: Industrias existentes y nuevas para el final de la proyección (2050).

## 5.2. Resultados para clientes regulados

### 5.2.1. Caracterización del año base

El año base de la proyección de demanda de clientes regulados industriales es el año 2020, dado que el BRE más actualizado disponible en la página de la Comisión Nacional de Energía es del año 2020. La geolocalización de clientes se realiza utilizando la API de Google Maps, encontrando un 75.76 % del total de direcciones (7.196). Se eliminan las coincidencias con las direcciones de clientes L y LD con el fin de eliminar repetidos. Sin embargo, es muy probable que siga habiendo clientes repetidos por los errores de direcciones del Catastro de Bienes Raíces.

Para distribuir la demanda entre los 7.176 clientes regulados se utiliza una distribución normal, tal como se muestra a continuación:

$$\text{Distribución normal Regulados} \sim N\left(\frac{\text{Demanda Regulados}_{2020}}{N\_Clientes_R}, \sigma^2\right) \quad (5.11)$$

Donde se define que  $\sigma = 15[MWh]$  para las pruebas realizadas y la media de  $253.3[MWh]$  al año 2020 por cada cliente.

Los resultados obtenidos se muestran en la Figura 5.29, donde es posible ver los clientes geocalizados y su respectiva demanda.

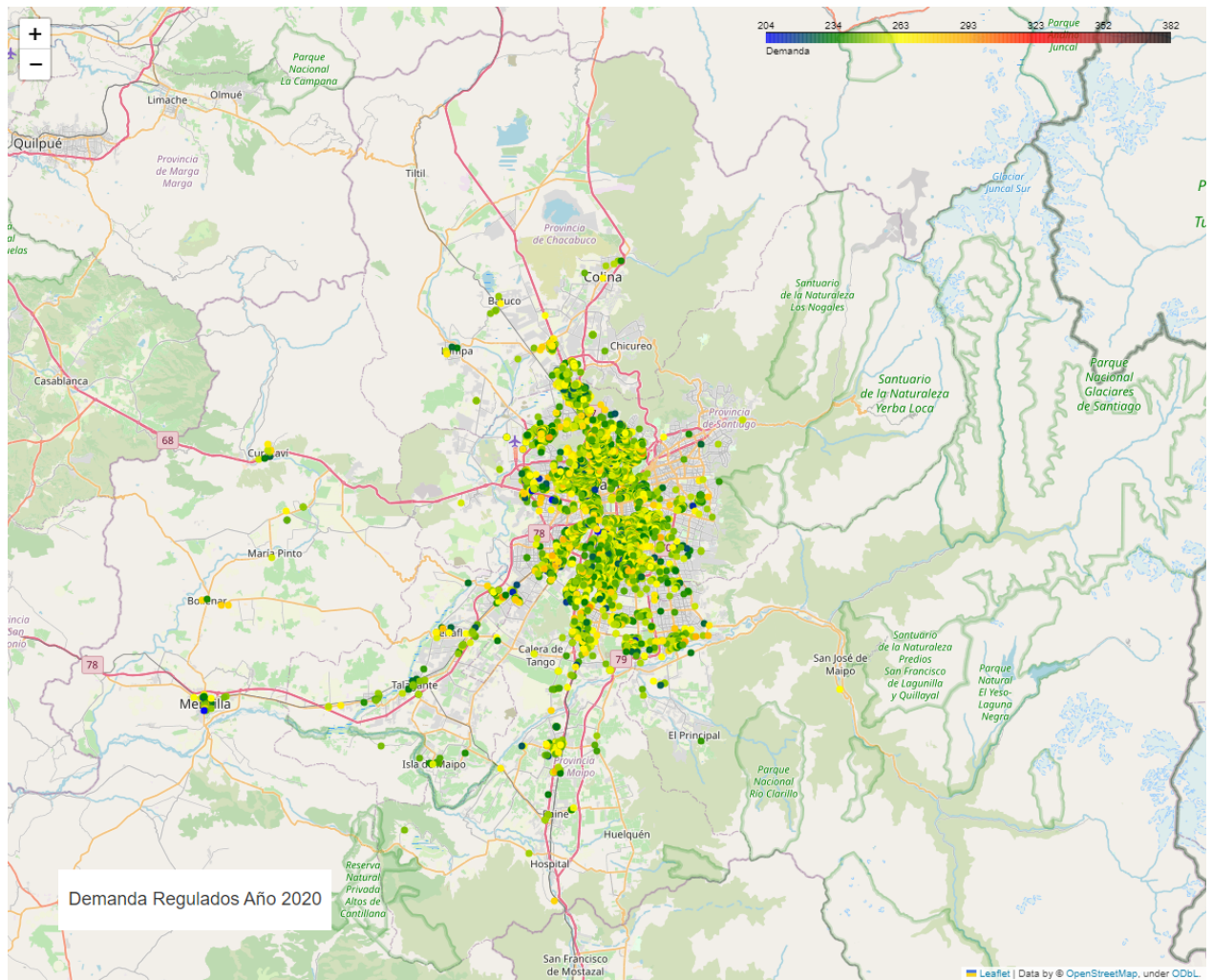


Figura 5.29: Geocalización de clientes regulados para el año base (2020)

De la Figura anterior se puede decir que los clientes regulados se encuentran por toda la Región sin un patrón simple reconocible. Por todo lo visto, los clientes regulados tienen un carácter más estocástico en su localización, a diferencia de los clientes L o LD. Es por esto que se decide repartir las demandas de forma normal y no modelar el crecimiento de nuevos clientes, dado que sería completamente arbitraria su localización.

### 5.2.2. Proyección demanda eléctrica

Tal como se vio en la Metodología, se realiza una proyección de los clientes LD+R, esto es, todos los clientes regulados de la base de datos de retiros del CEN y todos los clientes LD. Notar que esto incluye clientes industriales como también residencial y comercial. Es por esto que se utiliza solo la tasa de crecimiento para proyectar regulados industriales.

### 5.2.2.1. Proyección de demanda de clientes R+LD

Para realizar la proyección de estos tipos de clientes se ajusta un modelo econométrico, utilizando como driver el PIB dada la dificultad de caracterizar más en detalle los posibles subsectores. La ecuación que describe al modelo es la siguiente:

$$\text{Log}_{\text{Dem}}(\text{R+LD}) = \log(\text{PIB}) \quad (5.12)$$

También se probó con otros drivers como el IMACEC o la Población, pero las métricas obtenidas son inferiores, con coeficientes negativos o con poca significancia.

Las elasticidades del modelo se presentan en la Tabla 5.18. El driver utilizado presenta alta significancia e indica que la demanda crece con el PIB. Los valores de significancia indican que hay evidencia estadísticamente significativa para rechazar la hipótesis nula de que el driver no afectan la proyección.

Tabla 5.18: Elasticidades del modelo para proyectar R+LD.

Driver	Coefficientes	P-values	Significancia
<b>Intercept</b>	13.09596	1.13E-11	***
<b>log(PIB_nacional)</b>	0.299692	7.63E-06	***

El ajuste del modelo es  $R^2 = 0.8491$ , lo que se traduce en que un 55,5% de la variabilidad de la demanda es captado por el modelo, lo que se traduce en una buena proyección. La Figura 5.30 ilustra la demanda eléctrica histórica y proyectada para los clientes R+LD.

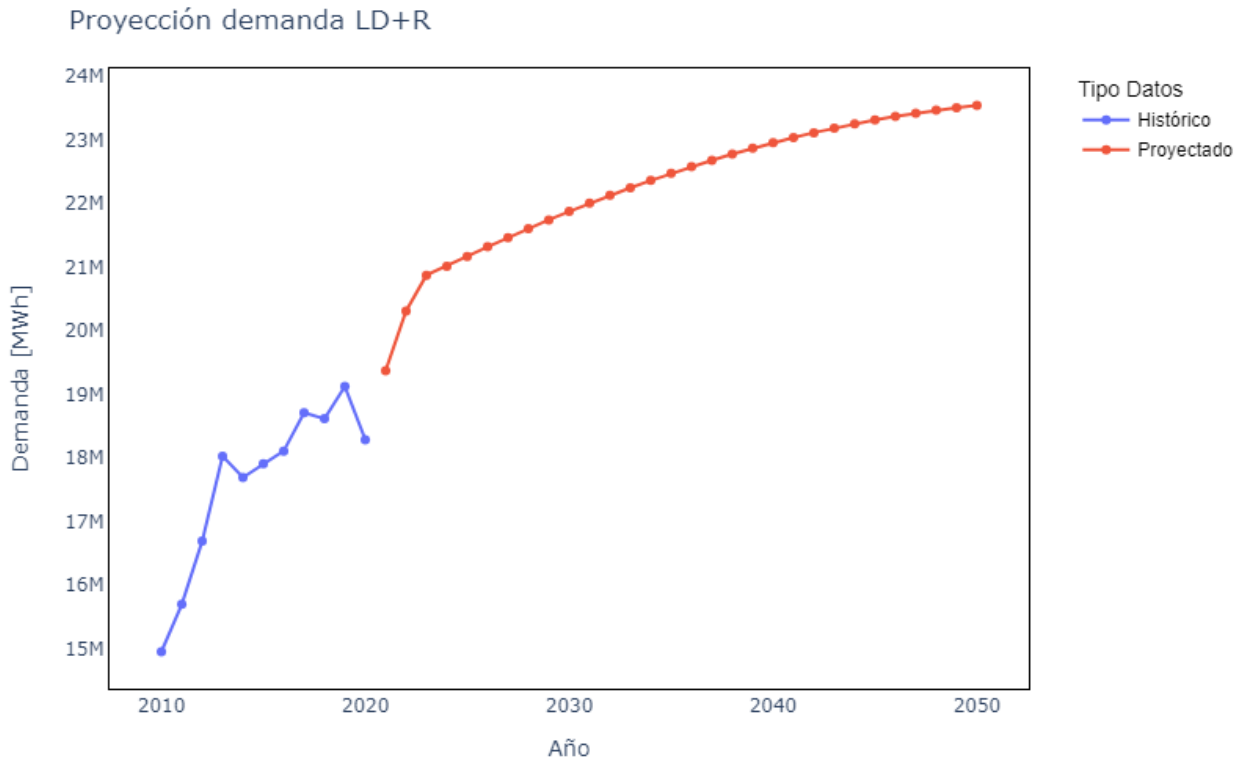


Figura 5.30: Proyección de clientes LD+R.

La Tabla 5.19 muestra la demanda histórica, proyectada y la tasa de crecimiento de los clientes R+LD.



Tabla 5.19: Demanda histórica, proyectada y tasa de crecimiento de clientes R+LD

Año	Demanda [MWh]	Tasa	Año	Demanda [MWh]	Tasa
2010	14.952.851	–	2031	22.002.727	1,0059
2011	15.698.188	1,0498	2032	22.126.597	1,0056
2012	16.690.286	1,0632	2033	22.246.106	1,0054
2013	18.027.678	1,0801	2034	22.361.172	1,0052
2014	17.691.645	0,9814	2035	22.471.715	1,0049
2015	17.908.388	1,0123	2036	22.577.659	1,0047
2016	18.108.751	1,0112	2037	22.678.930	1,0045
2017	18.709.739	1,0332	2038	22.775.456	1,0043
2018	18.615.168	0,9949	2039	22.867.170	1,0040
2019	19.121.883	1,0272	2040	22.954.005	1,0038
2020	18.287.266	0,9564	2041	23.035.900	1,0036
2021	19.373.128	1,0594	2042	23.112.795	1,0033
2022	20.311.672	1,0484	2043	23.184.635	1,0031
2023	20.872.850	1,0276	2044	23.251.366	1,0029
2024	21.012.502	1,0067	2045	23.312.939	1,0026
2025	21.168.574	1,0074	2046	23.369.308	1,0024
2026	21.319.569	1,0071	2047	23.420.431	1,0022
2027	21.465.354	1,0068	2048	23.466.268	1,0020
2028	21.605.803	1,0065	2049	23.506.784	1,0017
2029	21.742.242	1,0063	2050	23.541.946	1,0015
2030	21.874.580	1,0061			

### 5.2.2.2. Proyección de demanda de clientes industriales regulados

La proyección de los clientes regulados industriales se realiza utilizando la tasa de crecimiento de la proyección de R+LD. Para esto se supone que la mayoría de clientes R que pueden pasar a LD ya lo hicieron, por lo que las tasas de crecimiento son similares. Por último, se asume que Regulados y Regulados industriales crecen con la misma tasa. Los resultados se muestran en la Figura 5.31.

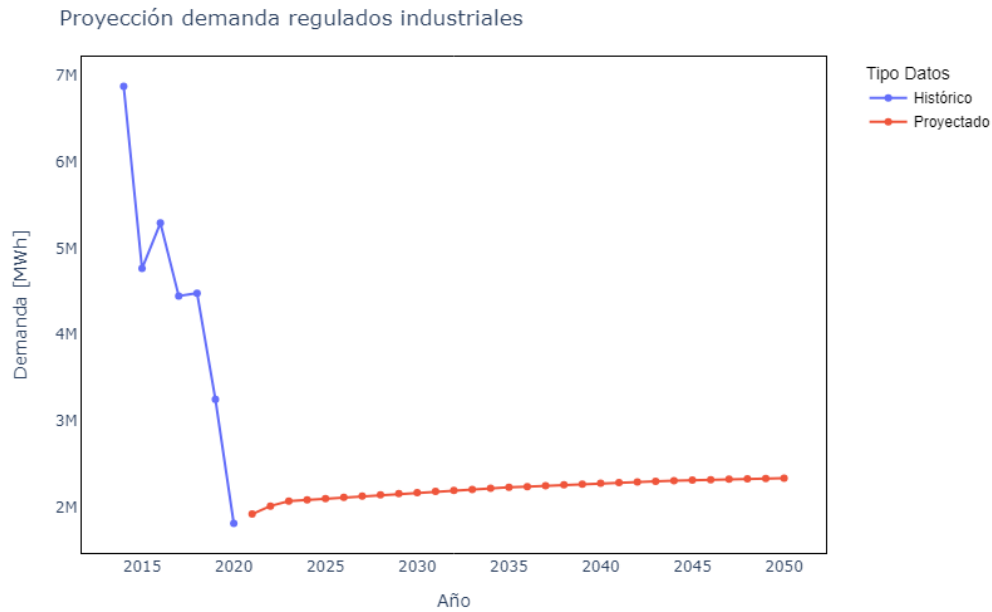


Figura 5.31: Proyección de clientes Regulados.

El detalle de la proyección para los clientes industriales regulados se ve en la Tabla 5.20.

Tabla 5.20: Demanda histórica, proyectada para clientes regulados industriales

Año	Tipo Datos	Demanda [MWh]	Año	Tipo Datos	Demanda [MWh]
2014	Histórico estimado	6.870.657	2033	Proyectado	2.210.832
2015	Histórico estimado	4.763.787	2034	Proyectado	2.222.268
2016	Histórico estimado	5.291.316	2035	Proyectado	2.233.253
2017	Histórico estimado	4.447.119	2036	Proyectado	2.243.782
2018	Histórico estimado	4.479.126	2037	Proyectado	2.253.847
2019	Histórico estimado	3.250.909	2038	Proyectado	2.263.439
2020	Histórico estimado	1.817.400	2039	Proyectado	2.272.554
2021	Proyectado	1.925.314	2040	Proyectado	2.281.184
2022	Proyectado	2.018.587	2041	Proyectado	2.289.323
2023	Proyectado	2.074.357	2042	Proyectado	2.296.964
2024	Proyectado	2.088.236	2043	Proyectado	2.304.104
2025	Proyectado	2.103.746	2044	Proyectado	2.310.736
2026	Proyectado	2.118.752	2045	Proyectado	2.316.855
2027	Proyectado	2.133.241	2046	Proyectado	2.322.457
2028	Proyectado	2.147.199	2047	Proyectado	2.327.537
2029	Proyectado	2.160.758	2048	Proyectado	2.332.093
2030	Proyectado	2.173.910	2049	Proyectado	2.336.119
2031	Proyectado	2.186.645	2050	Proyectado	2.339.614
2032	Proyectado	2.198.955			

Los resultados muestran que la demanda a partir del año 2021 comienza a crecer, a pesar

de haber tenido un carácter decreciente entre el año 2014 y el 2020. Esto se puede deber a que la estimación de la demanda de regulados inicial, considerando la diferencia entre retiros y el BRE, no sea la más precisa y a que en esos periodos hubo un cambio de normativa permitiendo el traspaso de clientes regulados a L. Este comportamiento se puede observar al ver la demanda de clientes L y LD, que aumentan en el mismo periodo. Se estima que la proyección es un buen punto de partida y que son necesarias fuentes de información con mucho más detalladas.

### 5.2.3. Proyección espacial de la demanda

Se obtienen los resultados de proyectar espacialmente la demanda sin la creación de nuevas industrias. Para esto se reparte de forma equitativa la diferencia de demanda entre años proyectados, que como se vio es positiva pero decreciente. Los resultados para los años 2030, 2040 y 2050 se muestran en las Figuras 5.32, 5.33 y 5.34, respectivamente.

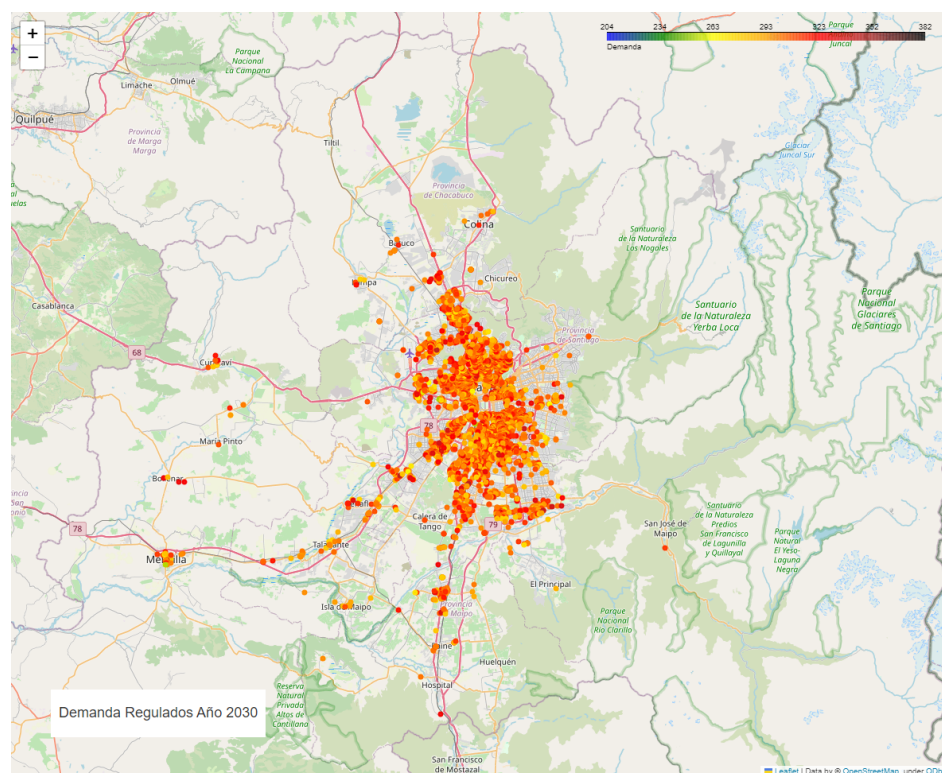


Figura 5.32: Geolocalización de clientes regulados para el año 2030.

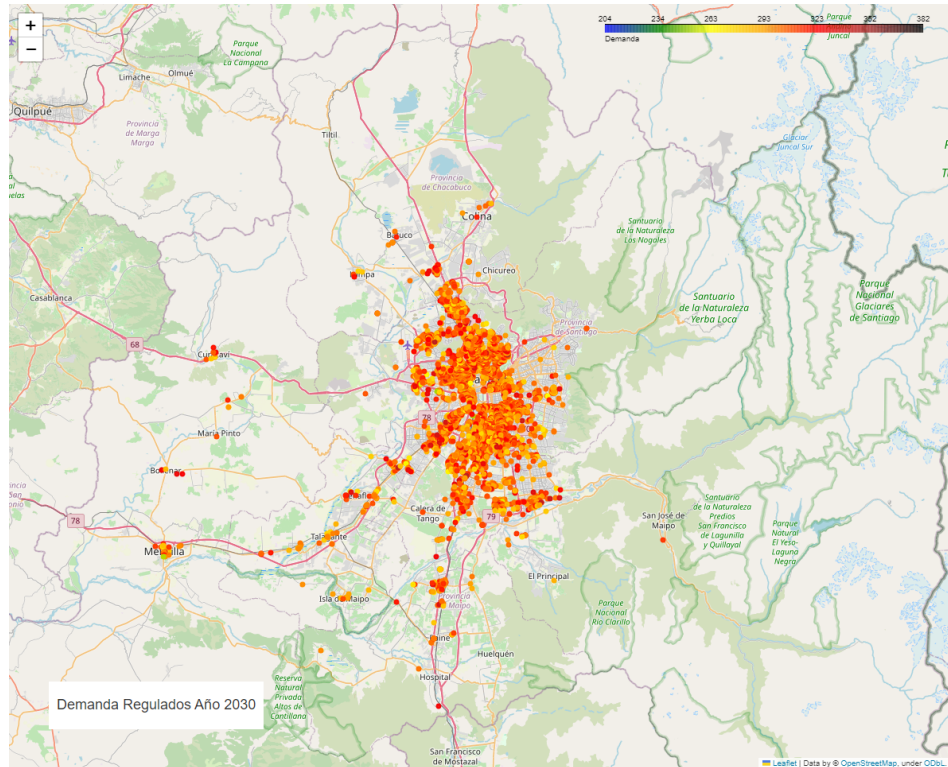


Figura 5.33: Geolocalización de clientes regulados para el año 2030.

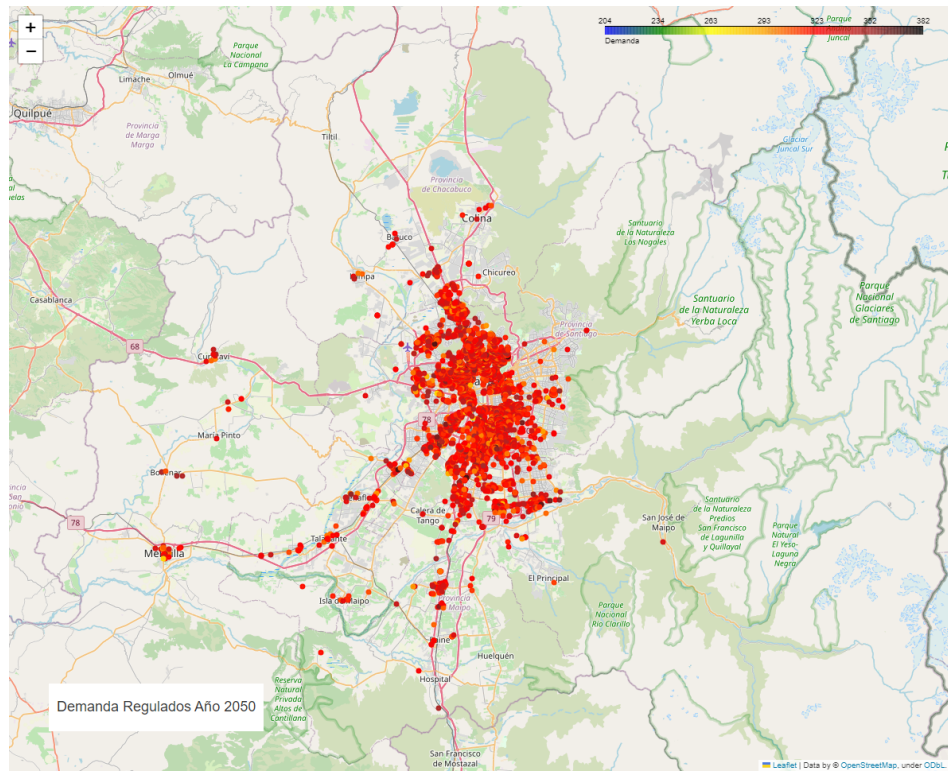


Figura 5.34: Geolocalización de clientes regulados para el año 2050.

Los resultados muestran como aumenta la demanda de los clientes regulados en toda la

Región de manera equitativa, a medida que pasan los años aumenta en menor medida la demanda. Notar que no se puede determinar que zona tiene más demanda dado que no hay forma de determinar el consumo real en el año base. Es por esto que los resultados solo muestran donde están los clientes estimados y la demanda de cada cliente es un estimado. Se estima que es una buena primera aproximación al problema, pero se pueden buscar formas más complejas de proyectar regulados, probablemente con información privada de empresas distribuidoras.

### 5.3. Comparación por subestación o barras

Las proyecciones realizadas en esta memoria se comparan con el modelo de demanda realizado por el Centro de Energía [22] a nivel de subestación o barra (escenario base). Para esto fue necesario desagregar los resultados de demanda del sector industrial para cada barra de la Región Metropolitana. Esto supone un problema, pues inicialmente la proyección no se realizó por barras y la metodología plantea agrupar clientes sin importar las barras, dado que la geolocalización es por ubicación del cliente y no por barra del cliente. Para solucionar este problema se recuperan las barras de retiro de cada cliente considerando el último trimestre del año base (2022), obteniendo un porcentaje de retiro por cada barra. Se aplica este porcentaje para todos los años de proyección con el fin obtener los retiros por cada barra.

En lo que refiere a los clientes regulados, se busca la distancia más pequeña entre el cliente regulado y las barras de la Región Metropolitana y se asigna la barra correspondiente. Los retiros de los clientes regulados asumen que se retira de la barra más cercana, que puede que no suceda en la realidad, pero se toma como supuesto para realizar la comparación.

Otro problema al comparar es que el modelo desarrollado por el Centro de Energía proyecta clientes L y LD+R, lo que no permite comparar los retiros directamente, dado que LD+R considera los sectores industrial, comercial, residencial, etc. La comparación se realiza para algunas barras donde se logra identificar que la demanda es principalmente del sector industrial, descartando aquellas barras con alta componente de clientes regulados..

Las Figuras 5.35, 5.36, 5.37, 5.38, 5.39 y 5.40 muestran las comparaciones para algunas de las barras que más retiran en el año 2022.

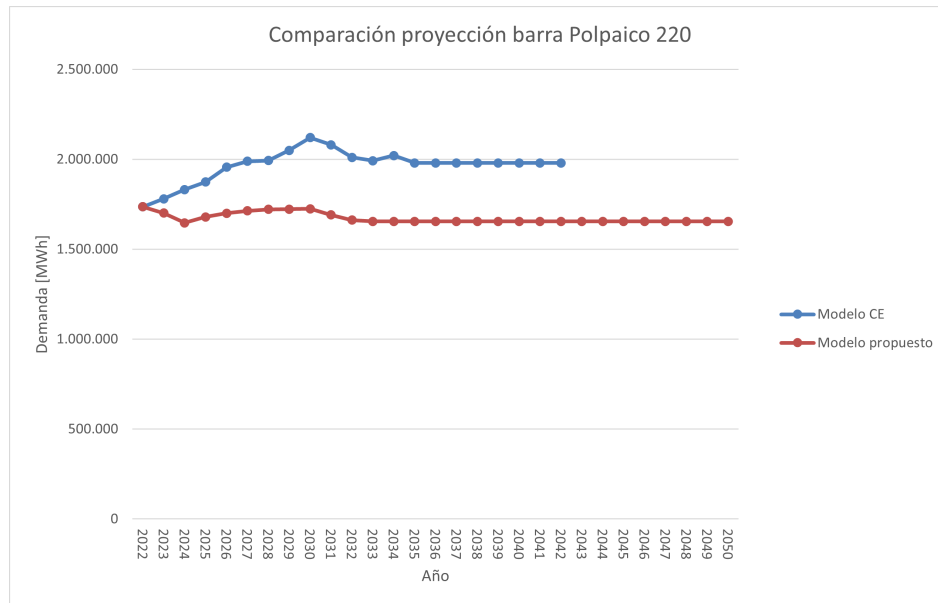


Figura 5.35: Comparación retiros eléctricos de la barra Polpaico 220.

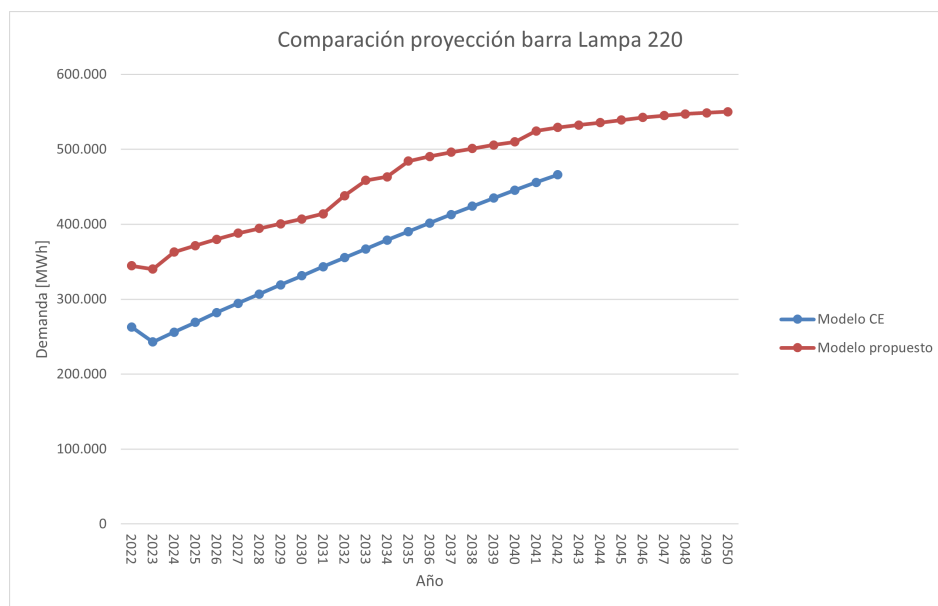


Figura 5.36: Comparación retiros eléctricos de la barra Lampa 220.

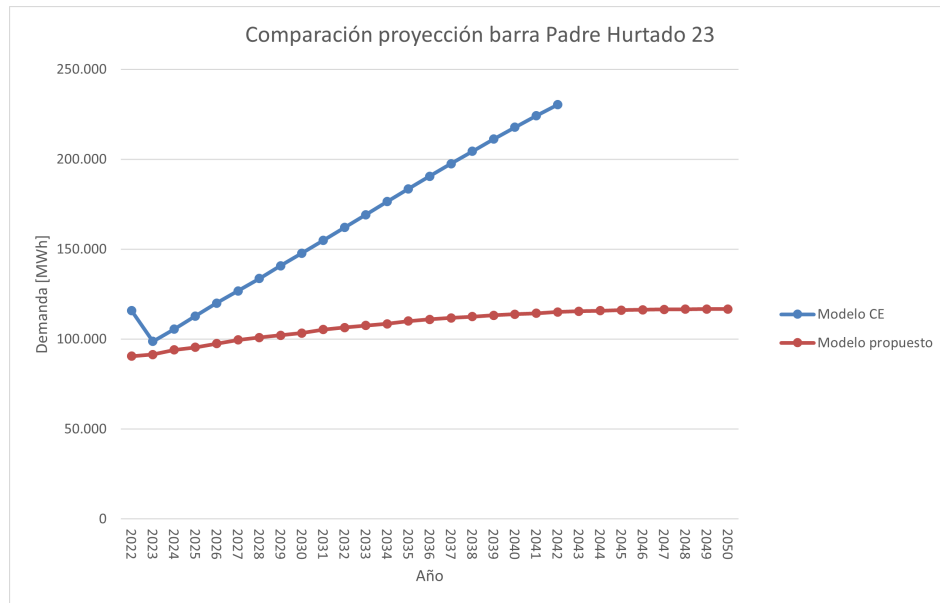


Figura 5.37: Comparación retiros eléctricos de la barra Padre Hurtado 023.

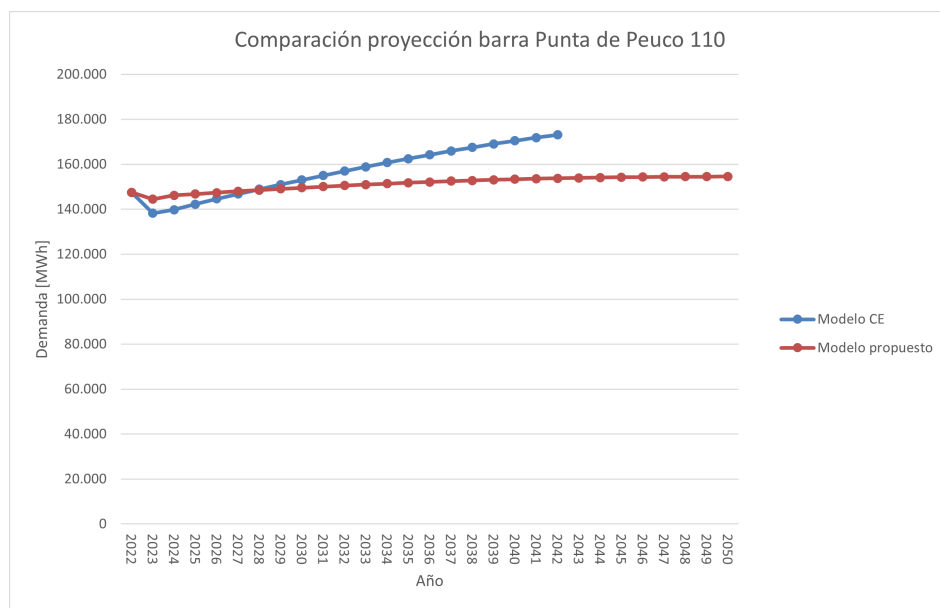


Figura 5.38: Comparación retiros eléctricos de la barra Punta Peuco 110.

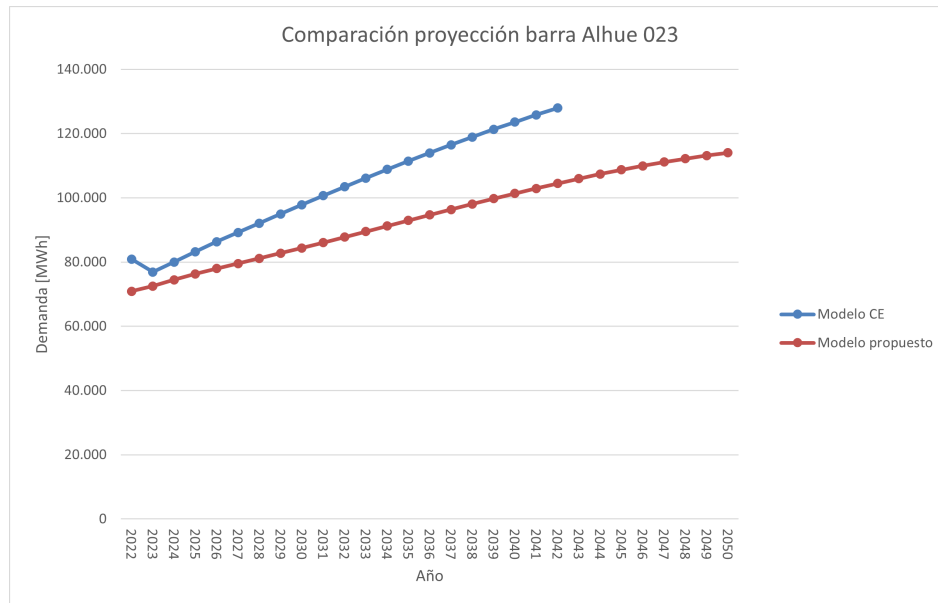


Figura 5.39: Comparación retiros eléctricos de la barra Alhue 023.

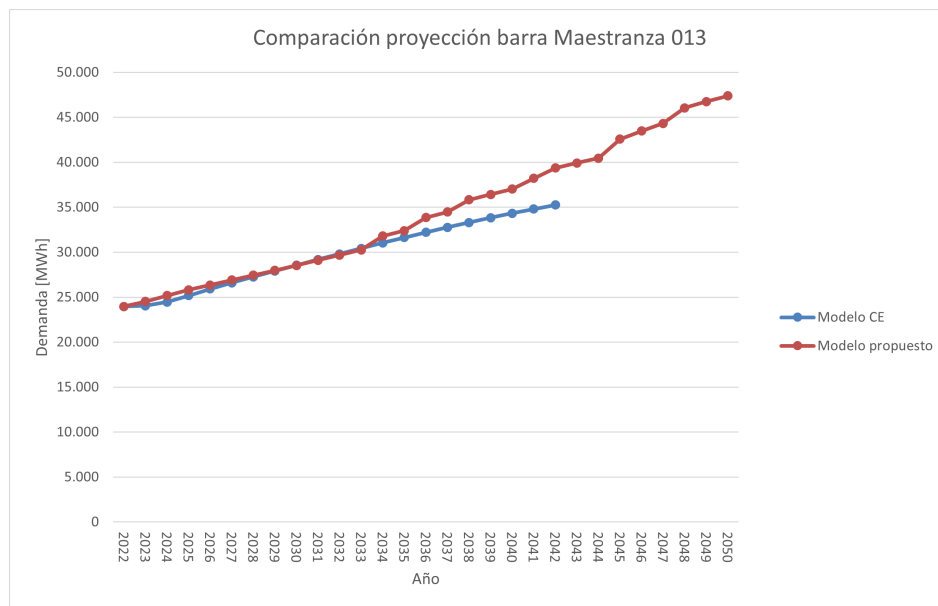


Figura 5.40: Comparación retiros eléctricos de la barra Maestranzas 013.

Se observa como en las Figuras 5.35, 5.36, 5.37, 5.38, 5.39 y 5.40 se tiene un comportamiento similar tanto en tendencia como en magnitud, las diferencias se pueden deber a que son distintas metodologías de proyección y que se consideran distintos drivers para proyectar. Por lo general, si la barra es principalmente industrial libre, los comportamientos son similares, como puede ser en la barra Polpaico 220 (retiro de Los Bronces). Por otro lado, las barras con retiros más diversos (industriales, comerciales, residenciales, etc.) poseen grandes diferencias dado que el modelo de proyección de demanda realizado por el Centro de Energía proyecta R+LD (industrial, residencial, comercial, público, etc.) de forma conjunta, por lo



que al comparar en barras con demanda residencial o comercial existe una gran diferencia. No existe una forma directa de comparar ambos resultados, la validez del modelo puede evaluarse de mejor manera respecto a los clientes libres, tal como se realizó con las figuras expuestas. Es por esto que las proyecciones tienen sentido, a pesar de las diferencias encontradas.

Otro factor es que la base de datos de barras utilizada no es la misma que la usada por el modelo de proyección de demanda realizado por el Centro de Energía, ambas provienen del CEN pero con distintos fines. Además, el enfoque de que los clientes regulados retiren de la barra más cercana puede no ser el más preciso, dado que esto depende de muchos factores, como puede ser que tan saturada está la barra.

## 5.4. Comparación con la PELP

Para comparar los resultados de las proyecciones realizadas (L, LD y R) con los resultados de la PELP, se toman los datos de la Región Metropolitana considerando el sector industrial (Azúcar, Cemento, Cobre, Hierro, Industrias Varias, Minas Varias, Papel y Celulosa, Pesca y Salitre) para el escenario de Carbono Neutralidad. La Figura 5.41 muestra la comparación entre ambas proyecciones.

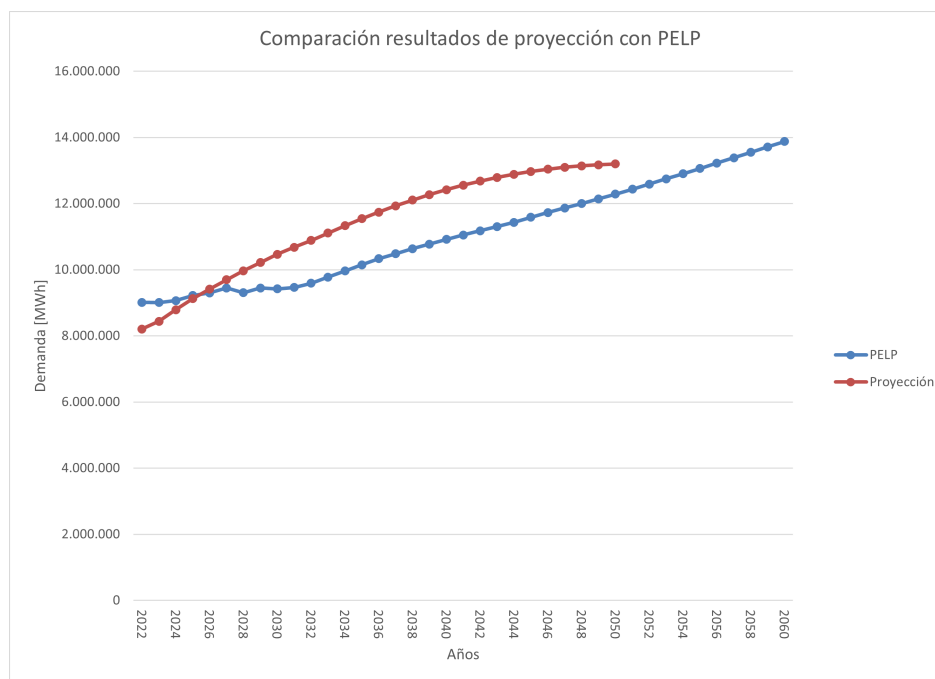


Figura 5.41: Comparación de la proyección realizada con resultados de la PELP del sector industrial.

Los resultados muestran un comportamiento creciente en ambas proyecciones, pero con distinta forma de la curva debido a las diferencias en los métodos de proyección. La PELP considera una variedad de medidas, incluyendo promulgación de leyes, electrificación, autoconsumo, etc., por lo que las diferencias son esperadas y se justifican. Por otro lado, se tiene

que la PELP toma como base el BNE del año 2017 y para la proyección realizada se toma como base el año 2020 con datos de retiros del CEN, lo que provoca una diferencia de demanda en el año base y por lo tanto en la diferencia en magnitud de ambas proyecciones. En particular, se tiene que en el año 2022 (base) hay una diferencia de 803.802,8[MWh] entre ambas proyecciones y en el año 2042 de 910.919,6[MWh].

Por lo anterior, se considera que las proyecciones realizadas tienen sentido, con diferencias producto de la metodología y los datos en el año base, pero similares a los resultados de la PELP.

# Capítulo 6

## Conclusiones

### 6.1. Conclusiones generales de la metodología desarrollada

Durante el desarrollo de este trabajo de memoria se cumplieron todos los objetivos planteados en la Introducción:

- Se realizó una caracterización de la demanda eléctrica industrial (clientes L, LD y R) utilizando la base de datos de retiros del CEN y el Balance Nacional de Energía para la Región Metropolitana.
- Se definieron las variables explicativas (*drivers*) que explican el crecimiento de la demanda eléctrica, para los distintos subsectores.
- Se realizó una caracterización espacial de los distintos subsectores industriales, ubicando los principales clientes y su ubicación dentro de la región.
- Se logró recopilar información y proponer una metodología de proyección de demanda eléctrica geolocalizada.
- Se logró aplicar la metodología planteada, para obtener una proyección de demanda eléctrica del sector industrial en la Región Metropolitana hasta el año 2050.

Previo al desarrollo de esta memoria, la mejor caracterización del sector industrial disponible es el Balance Nacional de Energía, mientras que la mejor proyección de demanda eléctrica corresponde a la Planificación Energética de Largo Plazo y al modelo de proyección de demanda eléctrica desarrollado por el Centro de Energía de la Universidad de Chile. Estos modelos realizan una proyección desagregada por regiones o, en el caso del modelo desarrollado por el Centro de Energía, por barras del sistema eléctrico. Por otro lado, la memoria “Desarrollo de un modelo de proyección de demanda energética a escala de ciudad” [1] realiza una proyección espacial de la demanda energética a escala ciudad, pero no logra modelar el crecimiento de nuevas industrias en el sector industrial. Al respecto, se logran los siguientes aportes al estado del arte:

- La metodología propuesta permite proyectar la demanda eléctrica utilizando modelos econométricos recursivos, es decir, que consideran la demanda de las iteraciones anteriores.
- La metodología propuesta permite proyectar la demanda eléctrica de clientes libres, libres en distribución y regulados espacialmente considerando el plan regulador de la Región Metropolitana, las manzanas censales, las distancias a las avenidas o carreteras y la distancia a otras industrias. Permite la creación de nuevas industrias por subsector en factor del pronóstico de crecimiento de forma dinámica.
- La metodología propuesta permite tomar como base una mejor proyección de la demanda eléctrica y proyectarla espacialmente.
- La metodología propuesta permite realizar la proyección en otras regiones del país y, eventualmente, ser un primer acercamiento para proyectar espacialmente otros sectores con un enfoque de autómata celular.
- Los resultados del Modelo de proyección de demanda eléctrica del sector industrial a escala ciudad, dado que permite tener una nueva fuente de información con mayor resolución espacial.

En lo que refiere a la metodología, se logra caracterizar la demanda de los clientes libres y regulados del sector industrial en la Región Metropolitana y geolocalizar los centros de consumo. Para los clientes libres, se encuentran variables explicativas que explican el comportamiento de la demanda de cada subsector y se proyecta espacialmente mediante un enfoque de autómata celular, en donde reparte la demanda entre las industrias existentes y se crean nuevas si las condiciones lo ameritan. Para el crecimiento de nuevas industrias se considera la cercanía a otras industrias desarrolladas, la cercanía a vías de acceso, las manzanas censales y el plan regulador de la región. Este nivel de detalle se logra al combinar información de la base de retiros del CEN, el BNE, datos del censo, mapas vectoriales y el plan regulador.

Los clientes industriales regulados se proyectan utilizando una proyección auxiliar de los clientes LD+R, logrando obtener una tasa de crecimiento estimada que junto con datos del BRE permiten estimar la demanda de regulados. Se reparte la demanda de regulados entre los clientes de forma equitativa dada la poca información disponible. La geolocalización se realiza mediante información de roles industriales del Catastro de Bienes Raíces del SII.

Los resultados muestran una caracterización espacial bastante específica para el sector industrial: las zonas de crecimiento de las grandes industrias (clientes libres) de la región están en las afueras de la ciudad (en el anillo industrial), cerca de las carreteras urbanas y alejadas de zonas residenciales. La proyección de demanda de cada subsector puede mejorar al agregar nuevos *drivers* que capturen de mejor forma el comportamiento de la demanda,

especialmente en los subsectores **Acero**, **Petroquímica** y **Azúcar**. Se logran buenas métricas al proyectar los subsectores más relevantes, como es el caso del subsector **Industrias Varias**, **Cobre** y **Alimentos**.

La comparación por barras del sistema muestra que las demandas suelen estar en la misma magnitud y tendencia similar cuando los retiros de las barras son principalmente de clientes libres. En cambio, cuando de una barra retiran clientes R+LD (industriales, comerciales, residenciales, etc.) la comparación es más difícil, dado que la proyección realizada por el modelo desarrollado por el Centro de Energía no desagrega a los clientes regulados industriales.

Al contrastar los resultados del modelo propuestos (L, LD y R industriales) con los resultados de la PELP en el escenario de Carbono Neutralidad, se obtiene una proyección similar en magnitud y en tendencia, donde la diferencia se explica básicamente por el año base de proyección y por las diferentes metodologías de proyección.

Si bien la información disponible no es la más detallada, se logra desarrollar una metodología de proyección y aplicarla en la Región Metropolitana. Se hace evidente la necesidad de unificar las fuentes de información, es pos de tener un directorio centralizado para desarrollar mejores herramientas de proyección.

## **6.2. Comentarios generales sobre la experiencia del trabajo de memoria**

En el Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad de Chile (DIE), la gran mayoría de los cursos del área de Energía Eléctrica se centran los segmentos de generación, transmisión y distribución, pero en raras ocasiones se ven conceptos relacionados con modelos econométricos o herramientas estadísticas de proyección. No se suele incluir temáticas relacionadas con otros energéticos distintos de la electricidad y menos aún temas de urbanismo, planificación y algoritmos de crecimiento de agentes. Para desarrollar esta memoria fue necesario tener conocimientos sobre el área de Energía y de Inteligencia Computacional. También se hizo necesario emplear conocimientos en estadística para la elaboración de modelos de regresión y su correcta interpretación que, durante el desarrollo de la carrera, nunca se obtuvieron por cursos del departamento. Es por esto, que el desarrollo de esta memoria permitió expandir el campo de conocimiento y reconocer la importancia del trabajo interdisciplinario.

En cuanto a los aprendizajes obtenidos, se aprendió a recopilar información de diversas fuentes, se aprendió como manejar bases de datos con distintos formatos y gran cantidad de datos, se mejoró el manejo de **Python** y **Excel**, se aprendió sobre dinámicas de desarrollo de la ciudad, dinámicas de crecimiento del sector industrial, la caracterización y geolocalización de clientes industriales dentro de la ciudad, sobre las variables explicativas de cada subsector

estudiado, como puede ser la producción o variables macroeconómicas, etc.

La principal dificultad del desarrollo de esta memoria fue la falta de información pública y de calidad. Durante la revisión bibliográfica se vislumbró este problema, dado que la complejidad del modelo está limitada por la cantidad de información y cuan detallada es esta. Por ejemplo, se encontraron modelos muy detallados con consideraban las proyecciones de planes reguladores del país, proyecciones de producción y exportación para cada subsector industrial, etc. Se probó en forma paralela un enfoque que utilizaba Redes Neuronales Recurrentes (RNN), pero debido a la falta de información, no se logró ajustar el modelo y, por lo tanto, obtener buenos resultados. Durante el desarrollo de la memoria, se intentó unificar información de diversas fuentes, pero para esto fue necesario realizar una serie de supuestos sobre los datos y la metodología de proyección. Es por esto, que se considera que Chile está atrasado en la creación bases de datos confiables y de calidad, de acceso público y centralizado. Avanzar en esta dirección es clave para un desarrollo sostenible en el tiempo, dado el auge de nuevas tecnologías y herramientas que hacen uso de cantidad exorbitantes de datos.

Para el desarrollo de la metodología se tomaron varios supuestos con el fin de simplificar el problema. Para la proyección de demanda eléctrica se consideró una serie de *drivers* para cada subsector que ciertamente pueden mejorar, como puede ser el caso del Subsector **Cobre** que considera la proyección de la producción nacional del cobre y no la de la empresa, debido a que se buscaba un enfoque más general (para replicar en otras regiones). Con respecto a la proyección espacial, se supuso que las nuevas industrias crecen en las zonas permitidas por el plan regulador y no se agrega como variable la posibilidad de cambio de este, se define un factor de captura para cada tipo de industrias que podría variar a través de los años, se considera que los clientes que retiran de energía de barras diferentes corresponden a al mismo, se asume que las industrias geolocalizadas están bien ubicadas, se toma en consideración la distancia a zonas con demanda que, naturalmente, depende de la correcta geolocalización de las industrias, etc. Esto significa que existe margen de mejora, agregando nuevas características al modelo que permitan mejorar el desempeño de la proyección. Las posibles mejoras a la metodología planteada se describen la siguiente sección.

### **6.3. Trabajo futuro**

Como se comentó anteriormente, una gran diferencia entre el modelo planteado y los desarrollados en otros países, es la cantidad y calidad de las fuentes de información. En muchos casos los gobiernos realizan un seguimiento más exhaustivo de sus industrias (más desarrolladas que en nuestro país) en busca de tener una economía mejor planificada. Otro factor que comprometió el desarrollo de la metodología propuesta fue que hay muchos datos que son de carácter privado y no se puede acceder a estos porque pueden contener información sensible. La metodología planteada considera que ciertos parámetros se mantienen constantes a pesar de que estos cambian con el tiempo. Un ejemplo claro es que el plan regulador no

cambia durante toda la proyección, cosa que normalmente no sucede, dadas las dinámicas de crecimiento de las ciudades. Otro factor que no se consideró es la saturación de las barras de retiro, cuestión que se puede obtener de la base de retiros del CEN, que muestra a que barra se conectan los clientes.

Otra característica importante que no se modela, es la evolución de los otros sectores y cómo estas pueden afectar al sector industrial. En la realidad ocurre que a medida que la ciudad crece se van transformando zonas y reconvirtiendo espacios a residenciales (como ocurrió en Renca). No se agregó esta dinámica porque es sumamente complejo estimar cómo evolucionará la ciudad y la planificación de esta. Por lo tanto, a futuro se debería plantear investigar e intentar agregar la proyección del crecimiento de la ciudad, considerando plan regulador, manzanas, carreteras, etc.

A continuación, se listan posibles pasos a seguir para mejorar la metodología planteada:

- Mejorar la calidad de las proyecciones de demanda eléctrica, posiblemente se obtengan mejores resultados al agregar algunos subsectores en uno solo o actualizando los drivers.
- Geolocalizar un mayor porcentaje de las industrias de la base de datos de retiros del CEN.
- Considerar la distancia a industrias con demanda y no a zonas con demanda, en busca de obtener una proyección con la máxima resolución. Un punto en contra que se barajó durante el desarrollo de la memoria fueron los altos tiempos de cómputo dado que el coste incrementa exponencialmente con el número de industrias, calles y zonas del plan regulador.
- Incorporar distintos escenarios de descarbonización, con el fin de capturar el efecto de la electrificación del sector industrial.
- Considerar que hay zonas del plan regulador que probablemente se encuentren saturadas por espacio físico.
- Asignar a cada industria creada la barra más cercana, con el fin de determinar cuanta demanda tiene y ver si se encuentra saturada.
- Considerar las líneas de suministro eléctrico y la facilidad de conexión de posibles nuevas industrias.
- Para los clientes regulados, una posible mejora puede venir de trabajar con información más detallada de las distribuidoras eléctricas de la región, lo que podría permitir identificar de mejor manera a los clientes regulados industriales.

A parte de las posibles mejoras al modelo desarrollado, también existe posibilidades de mejora en la presentación de resultados. Una buena forma de hacerlo es utilizando **ArcGIS**, que brinda un entorno mucho más claro e interactivo. Para este informe se guardan los

resultados en archivos de Excel y en formato Pickle. La visualización interactiva se realiza utilizando GeoPandas, Folium y se guarda en un .html.



# Bibliografía

- [1] A. G. Moreno Reyes, “Desarrollo de un modelo de proyección de demanda energética a escala de ciudad”, Universidad de Chile, 2023. [En línea]. Disponible: <https://repositorio.uchile.cl/handle/2250/193169>
- [2] Ministerio de Energía. “Balance Nacional de Energía”. <https://energia.gob.cl/pelp/balancede-nacional-de-energia>.
- [3] Ministerio de Medio Ambiente. “Contribución Determinada a Nivel Nacional (NDC)”. Cambio Climático. Disponible: <https://cambioclimatico.mma.gob.cl/contribucion-determinada-ndc/>
- [4] Comisión Nacional de Energía. “Balance nacional de energía”. Energía Abierta. <http://energiaabierta.cl/visualizaciones/balancede-energia/>.
- [5] Willis, H., “Spatial electric load forecasting”. CRC Press, 2002.
- [6] V. Evangelopoulos, P. Karafotis, and P. Georgilakis, “Probabilistic Spatial Load Forecasting Based on Hierarchical Trending Method,” *Energies*, vol. 13, no. 18, p. 4643, Sep. 2020, doi: [10.3390/en13184643](https://doi.org/10.3390/en13184643)
- [7] J. D. Melo, A. Padilha-Feltrin and E. M. Carreno, “Data issues in spatial electric load forecasting,” 2014 IEEE PES General Meeting | Conference & Exposition, National Harbor, MD, USA, 2014, pp. 1-20, doi: [10.1109/PESGM.2014.6939941](https://doi.org/10.1109/PESGM.2014.6939941).
- [8] R. L. Vasquez-Arnez, J. A. Jardini, R. Casolari, L. C. Magrini, R. Semolini and J. R. Pascon, “A methodology for electrical energy forecast and its spatial allocation over developing boroughs,” 2008 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition, Chicago, IL, USA, 2008, pp. 1-6, doi: [10.1109/TDC.2008.4517252](https://doi.org/10.1109/TDC.2008.4517252).
- [9] D. X. Morales, Y. Besanger, S. A. Moscoso and P. A. Pesantez, “Development of a spatial load-forecasting module for optimizing planning of electricity supply,” 2017 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference - Latin America (ISGT Latin America), Quito, Ecuador, 2017, pp. 1-6, doi: [10.1109/ISGT-LA.2017.8126738](https://doi.org/10.1109/ISGT-LA.2017.8126738).
- [10] E. M. Carreno and A. Padilha-Feltrin, “Evolutionary heuristic to determine future land use,” 2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, Pittsburgh, PA, USA, 2008, pp. 1-6, doi: [10.1109/PES.2008.4596675](https://doi.org/10.1109/PES.2008.4596675).
- [11] E. M. Carreno, R. M. Rocha and A. Padilha-Feltrin, “A Cellular Automaton Approach

- to Spatial Electric Load Forecasting,” in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 26, no. 2, pp. 532-540, May 2011, doi: [10.1109/TPWRS.2010.2061877](https://doi.org/10.1109/TPWRS.2010.2061877).
- [12] L. Cong, Z. Jian-hua, Z. Guo-hua, J. Cong-you and Z. Jie-chao, “Spatial load forecasting based on generalized support vector machines and cellular automaton theory,” 2009 International Conference on Sustainable Power Generation and Supply, Nanjing, China, 2009, pp. 1-6, doi: [10.1109/SUPERGEN.2009.5348371](https://doi.org/10.1109/SUPERGEN.2009.5348371).
- [13] Y.X. He, J.X. Zhang, Y. Xu, Y. Gao, T. Xia, H.Y. He, “Forecasting the urban power load in China based on the risk analysis of land-use change and load density,” International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 73, pp. 71-79, 2015. doi: [10.1016/j.ijepes.2015.03.018](https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2015.03.018).
- [14] J. D. Melo, E. M. Carreno and A. Padilha-Feltrin, “Multi-Agent Simulation of Urban Social Dynamics for Spatial Load Forecasting,” in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 27, no. 4, pp. 1870-1878, Nov. 2012, doi: [10.1109/TPWRS.2012.2190109](https://doi.org/10.1109/TPWRS.2012.2190109).
- [15] C. Ye, Y. Ding, P. Wang and Z. Lin, “A Data-Driven Bottom-Up Approach for Spatial and Temporal Electric Load Forecasting,” in IEEE Transactions on Power Systems, vol. 34, no. 3, pp. 1966-1979, May 2019, doi: [10.1109/TPWRS.2018.2889995](https://doi.org/10.1109/TPWRS.2018.2889995).
- [16] Ministerio de Economía Fomento y Reconstrucción, “D.f.l núm. 4/20.018 art. 83. Ley General de Servicios Eléctricos,” 2006, Santiago de Chile. Disponible: <https://bcn.cl/3dvfj>
- [17] Ministerio de Economía Fomento y Reconstrucción, “D.f.l núm. 4/20.018 art. 87. Ley General de Servicios Eléctricos,” 2006, Santiago de Chile. Disponible: <https://bcn.cl/32jr0>
- [18] Ministerio de Energía. “Planificación Energética de Largo Plazo”. Santiago de Chile. Disponible: <https://energia.gob.cl/pelp>.
- [19] Ministerio de Energía, “Informe preliminar PELP”, agosto de 2021. [En línea]. Disponible: [https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/pelp2023-2027\\_informe\\_preliminar.pdf](https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/pelp2023-2027_informe_preliminar.pdf)
- [20] Centro de Energía, “Estudio de actualización y complementación de herramientas de prospectivas de Largo Plazo asociadas a la demanda energética”, Santiago de Chile, noviembre de 2019. Disponible: <https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2020/03/Informe-final.pdf>
- [21] COCHILCO, “Proyección del consumo de energía eléctrica en la minería del cobre 2017-2028”, 2017. Disponible: <https://www.cochilco.cl/Mercado%20de%20Metales/Proyección%20Consumo%20EE%202017-2028%20v2.pdf>
- [22] Centro de Energía, “Nuevo Modelo de Proyección de Demanda de Largo Plazo del SEN”, Santiago, diciembre de 2022.
- [23] INE. “Proyecciones de Población”. Disponible: <https://www.ine.gob.cl/estadisticas/sociales/demografia-y-vitales/proyecciones-de-poblacion>
- [24] Banco Central de Chile. “Base de Datos Estadísticos (BDE): PIB”. Disponible: <https://www.bancochile.cl/bde>

//si3.bcentral.cl/Siete/ES/Siete/Cuadro/CAP\_CCNN/MN\_CCNN76/CCNN2018\_P0\_V2/637801082315858005

- [25] Ministerio de Hacienda. “Informe de Finanzas Públicas, Tercer trimestre 2023”. DIPRES. Gobierno de Chile. Disponible: [https://www.dipres.gob.cl/598/w3-propertyvalue-24862.html#recuadros\\_articulo\\_5520\\_group\\_pvid\\_35324\\_0](https://www.dipres.gob.cl/598/w3-propertyvalue-24862.html#recuadros_articulo_5520_group_pvid_35324_0)
- [26] Banco Central de Chile. “IMACEC”. Disponible: <https://www.bcentral.cl/web/banco-central/areas/estadisticas/imacec>
- [27] Banco Central de Chile. “Base de Datos Estadísticos (BDE): IMACEC”. Disponible: [https://si3.bcentral.cl/Siete/ES/Siete/Cuadro/CAP\\_CCNN/MN\\_CCNN76/CCNN2018\\_IMACEC\\_01\\_A/638131830306828693](https://si3.bcentral.cl/Siete/ES/Siete/Cuadro/CAP_CCNN/MN_CCNN76/CCNN2018_IMACEC_01_A/638131830306828693)
- [28] Instituto Forestal. “Producción de celulosa”. Estadísticas Forestales. Disponible: [https://wef.infor.cl/index.php/sector-forestal/industria-forestal/produccion/produccion-de-celulosa?view=comercio\\_ind\\_pro\\_celulosa](https://wef.infor.cl/index.php/sector-forestal/industria-forestal/produccion/produccion-de-celulosa?view=comercio_ind_pro_celulosa)
- [29] COCHILCO. “Estadísticas: Producción Chilena de Cobre”. Disponible: <https://www.cochilco.cl:4040/boletin-web/pages/tabla29/buscar.jsf>
- [30] COCHILCO, “Proyección de la producción de cobre en Chile 2022 – 2033”, 2022. Disponible: <https://www.cochilco.cl/Mercado%20de%20Metales/Proyecci%20de%20la%20producci%20esperada%20de%20cobre%202022-2033.pdf>
- [31] Cámara Chilena de la Construcción (CChC). “Índice Despacho de Cemento”. Disponible: <https://cchc.cl/centro-de-informacion/indicadores/indice-despacho-de-cemento>
- [32] Alacero, “América Latina en Cifras 2022”, 2022. Disponible: [https://cms.alacero.org/uploads/Alacero\\_America\\_latina\\_en\\_cifras\\_Espanhol\\_47683530c0.pdf](https://cms.alacero.org/uploads/Alacero_America_latina_en_cifras_Espanhol_47683530c0.pdf)
- [33] Ministerio de Vivienda y Urbanismo. “Zonificación del plan regulador metropolitano de la Región Metropolitana”. Geoportal Open Data Minvu. Disponible: <https://ide.minvu.cl/maps/600b759060a0488c87719dcd9047feb4/about>
- [34] Municipalidad de Renca. “Plan Regulador Comunal vigente (2022)”. Disponible: <https://renca.cl/unidades-municipales/secretaria-comunal-de-planificacion/prc/plan-regulador-comunal-vigente-2022/>
- [35] Municipalidad de Renca. “Plan Regulador Comuna”. ArcGIS. Disponible: <https://renca.maps.arcgis.com/apps/webappviewer/index.html?id=a9f51b757e944eb7bad4e05e02adfc73>
- [36] INE. “Microdatos Censo 2017”. ArcGIS. Disponible: <https://hub.arcgis.com/maps/8ecc94c6fa0c49b8a2afc8aab10c76c6/about>
- [37] Biblioteca del Congreso Nacional (BCN). “Mapas vectoriales - Red vial: polilíneas de los caminos de Chile”. bcn.cl. Disponible: [https://www.bcn.cl/siit/mapas\\_vectoriales/index\\_html](https://www.bcn.cl/siit/mapas_vectoriales/index_html)
- [38] SII. “Catastro de Bienes Raíces”. Servicio de Impuestos Internos. sii.cl. Disponible: [https://www.sii.cl/servicios\\_online/1048-2569.html](https://www.sii.cl/servicios_online/1048-2569.html)

# Anexos

## Anexo A. Modelos Econométricos por subsector

### A.1. Acero

```

=====
                        Modelos para Acero
=====
                        M1      M2      M3      M4      M5
-----
Dummy_Pandemia                -0.07269
                               (0.16799)
Intercept      0.25887    0.75254   -4.77575    1.04345   -1.70316
                (10.44935) (10.53915) (10.14206) (10.58346) (10.42600)
log_IMACEC     0.83059    0.84107*
                (0.50226) (0.50419)
log_L1_Acero                0.01756   -0.00189    0.00714
                               (0.08138) (0.08153) (0.08041)
log_L1_IMACEC                -1.66056**
                               (0.76783)
log_L1_prod_acero                -3.24234   -5.57025
                               (10.30185) (10.31071)
log_prod_acero  0.83249    0.75654    5.29901    6.22730    1.30706
                (1.60889) (1.62270) (10.30886) (10.24813) (1.62176)
-----
R-squared      0.03142    0.03261    0.01531    0.03581    0.06314
R-squared Adj. 0.01876    0.01352   -0.00426    0.01009    0.03816
=====
Standard errors in parentheses.
* p<.1, ** p<.05, ***p<.01

```

Figura A.1: Modelos econométricos para Acero.

## A.2. Alimentos

```

=====
                        Modelos para Alimentos
=====

```

	M1	M2	M3	M4	M5
Dummy_Pandemia		0.79910*** (0.10820)	0.21218** (0.09148)	0.06616 (0.05529)	
Intercept	-11.82465*** (1.38809)	-11.74987*** (1.20063)	-161.54022*** (12.31478)	-35.54611*** (10.99502)	-43.55558*** (9.90325)
log_IMACEC	4.86884*** (0.30565)	4.83925*** (0.26439)	1.05385*** (0.36402)	0.35819 (0.22229)	
log_L1_Alimentos				0.74159*** (0.04705)	0.75427*** (0.04652)
log_pob_nac			9.98511*** (0.81889)	2.18725*** (0.70642)	2.75584*** (0.61818)
R-squared	0.61478	0.71364	0.85292	0.94519	0.94418
R-squared Adj.	0.61236	0.71001	0.85011	0.94378	0.94347

```

=====
Standard errors in parentheses.
* p<.1, ** p<.05, ***p<.01

```

Figura A.2: Modelos econométricos para Alimentos.

### A.3. Azúcar

```

=====
                        Modelos para Azúcar
=====
                        M1      M2      M3      M4      M5
-----
Dummy_Pandemia          0.17373  0.15670  0.04300
                        (0.22583) (0.23035) (0.12279)
Intercept      6.77018  4.42753 -34.03737 101.14159** 89.81495**
                (4.53520) (5.47676) (82.12348) (44.91286) (41.75087)
log_IMACEC      -0.28111  0.21704 -0.02545  0.53622
                (0.97954) (1.17728) (1.29349) (0.70162)
log_L1_Azúcar          0.61404*** 0.60159***
                        (0.07396) (0.07101)
log_pob_nac          2.35852 -6.04497** -5.21773**
                        (5.02411) (2.74636) (2.48842)
-----
R-squared      0.00150  0.01232  0.01641  0.58829  0.58351
R-squared Adj. -0.01666 -0.02426 -0.03927  0.55600  0.56779
=====
Standard errors in parentheses.
* p<.1, ** p<.05, ***p<.01

```

Figura A.3: Modelos econométricos para Azúcar.

## A.4. Celulosa

Modelos para Celulosa					
	M1	M2	M3	M4	M5
Dummy_Pandemia		0.14721 (0.15993)			
Intercept	26.63664*** (6.03786)	27.87915*** (6.18975)	2.77729 (2.56497)	4.24815 (2.67146)	3.10464 (2.58930)
log_IMACEC	-1.72607*** (0.41309)	-1.69740*** (0.41446)	0.73555** (0.28904)	0.74805** (0.28838)	0.78301*** (0.28906)
log_L1_Celulosa			0.74334*** (0.07643)	0.89670*** (0.03217)	0.90296*** (0.03210)
log_L1_IMACEC			-0.93142*** (0.28334)	-0.97508*** (0.28347)	-1.00758*** (0.28422)
log_L1_prod_celulosa			5.65482** (2.57256)	23.83202** (11.73464)	5.32855** (2.54200)
log_L2_Celulosa			0.17520** (0.07663)		
log_L2_prod_celulosa			-5.78029** (2.60051)	-14.27164** (6.02466)	-5.45881** (2.56486)
log_prod_celulosa	-1.02517 (0.76450)	-1.18754 (0.78495)		-9.81605 (6.07893)	
R-squared	0.14975	0.15431	0.87242	0.87010	0.86789
R-squared Adj.	0.13898	0.13815	0.86739	0.86501	0.86360

Standard errors in parentheses.  
 \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\*p<.01

Figura A.4: Modelos econométricos para Celulosa.

## A.5. Cemento

```

=====
                        Modelos para Cemento
=====

```

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
Dummy_Pandemia		0.12289** (0.05032)	-0.07192 (0.05149)	-0.05602 (0.05191)		
Intercept	4.78647*** (0.56701)	4.79797*** (0.55839)	-44.91917*** (6.93142)	-37.51146*** (7.95996)	-31.77959*** (4.82204)	6.70505*** (1.69841)
log_IMACEC	1.03768*** (0.12485)	1.03313*** (0.12296)	-0.22328 (0.20489)	-0.15006 (0.20880)		0.67022*** (0.13601)
log_L1_Cemento				0.14565* (0.08013)	0.16056** (0.07870)	0.34519*** (0.07297)
log_cemento_depachado						-0.27634** (0.11145)
log_pob_nac			3.31417*** (0.46092)	2.76866*** (0.54372)	2.37654*** (0.31755)	
R-squared	0.30287	0.32822	0.49464	0.50495	0.50102	0.43346
R-squared Adj.	0.29848	0.31972	0.48499	0.49217	0.49467	0.42256

```

-----
Standard errors in parentheses.
* p<.1, ** p<.05, ***p<.01

```

Figura A.5: Modelos econométricos para Cemento.



## A.6. Cobre

```

=====
                          Modelos para Cobre
=====
                          M1          M2          M3          M4
-----
Dummy_Pandemia           -0.05871           0.02959
                          (0.05241)          (0.03225)
Intercept                 6.25677***      6.12028***      1.32492          1.08167
                          (1.18108)      (1.18640)      (0.87848)          (1.08090)
log_IMACEC                0.88483***      0.88118***           0.31394
                          (0.13531)      (0.13524)          (0.21615)
log_L1_Cobre              0.84758***      0.82063***
                          (0.04239)          (0.04874)
log_L1_IMACEC             -0.16730
                          (0.21401)
log_L1_Prod_Cu            -0.47659***      -0.42661**
                          (0.12927)          (0.19463)
log_L2_Prod_Cu            0.19912
                          (0.13702)
log_L3_Prod_Cu            -0.10399
                          (0.13176)
log_Prod_Cu               0.24676          0.27240          0.55384***      0.39119**
                          (0.20156)      (0.20270)      (0.12675)          (0.17131)
-----
R-squared                 0.26201          0.26787          0.73600          0.74747
R-squared Adj.           0.25267          0.25388          0.73092          0.73409
=====
Standard errors in parentheses.
* p<.1, ** p<.05, ***p<.01

```

Figura A.6: Modelos econométricos para Cobre.

## A.7. Industrias Varias

```

=====
                          Modelos para IndustriasVarias
=====

```

	M1	M2	M3	M4	M5	M6
Dummy_Pandemia		0.65206*** (0.09627)	0.10616 (0.07773)	0.03818 (0.04092)		-0.02045 (0.04382)
Intercept	-6.36974*** (1.20961)	-6.30872*** (1.06826)	-145.63122*** (10.46447)	-23.07429*** (8.57910)	-29.83345*** (8.02289)	-34.93940*** (9.67641)
log_IMACEC	3.95905*** (0.26635)	3.93491*** (0.23524)	0.41404 (0.30932)	0.23617 (0.16439)	0.48754*** (0.16800)	0.40993** (0.18078)
log_L1_IMACEC					-0.59210*** (0.16623)	-0.56528*** (0.19641)
log_L1_IndustriasVarias				0.79226*** (0.04174)	0.80934*** (0.04036)	0.72296*** (0.08208)
log_L1_pob_nac						164.99231 (291.89566)
log_L2_IMACEC						-0.03751 (0.18132)
log_L2_IndustriasVarias						0.06181 (0.07749)
log_L2_pob_nac						-102.52277 (147.85110)
log_pob_nac			9.28732*** (0.69585)	1.46011*** (0.55927)	1.94493*** (0.52349)	-60.18056 (145.61189)
R-squared	0.58152	0.67569	0.84807	0.95624	0.95932	0.95828
R-squared Adj.	0.57889	0.67158	0.84517	0.95511	0.95827	0.95576

Standard errors in parentheses.  
\* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\*p<.01

Figura A.7: Modelos econométricos para Industrias Varias.

## A.8. Minas Varias

Modelos para Minas Varias					
	M1	M2	M3	M4	M5
Dummy_Pandemia		0.28184*** (0.09277)	0.23580** (0.10921)	0.04880 (0.04668)	
Intercept	-5.34044*** (1.05563)	-5.31406*** (1.02937)	-17.06415 (14.70227)	6.45130 (6.28574)	-0.35828 (0.47119)
log_IMACEC	3.20074*** (0.23244)	3.19031*** (0.22668)	2.89337*** (0.43459)	0.58154*** (0.20386)	0.31224** (0.13836)
log_L1_MiniasVarias				0.87669*** (0.03267)	0.71124*** (0.07655)
log_L2_MiniasVarias					0.17476** (0.07557)
log_pob_nac			0.78327 (0.97765)	-0.47551 (0.41693)	
R-squared	0.54391	0.56908	0.57084	0.92161	0.92124
R-squared Adj.	0.54104	0.56363	0.56264	0.91959	0.91971

Standard errors in parentheses.  
 \* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\*p<.01

Figura A.8: Modelos econométricos para Minas Varias.

## A.9. Petroquímica

```

=====
                        Modelos para Petroquimica
=====
                        M1      M2      M3      M4      M5
-----
Dummy_Pandemia                0.00000  0.00000  0.00000
                               (0.00000) (0.00000) (0.00000)
Intercept      2.24909  2.24909 -763.57957 -245.91731 -3.25602
                (6.06986) (6.06986) (519.64184) (541.79977) (6.93312)
log_IMACEC     0.64127  0.64127  0.20848  0.49921  0.89664
                (1.29696) (1.29696) (1.26168) (1.06069) (0.82541)
log_L1_IMACEC                                -0.97957
                                                (0.73181)
log_L1_Petroquimica                                -0.10273  0.11178
                                                (0.29811) (0.19897)
log_L2_IMACEC                                1.78399*
                                                (0.78484)
log_pob_nac                                45.69013  14.84093
                                                (31.00048) (32.28498)
-----
R-squared      0.02386  0.02386  0.21366  0.05895  0.54840
R-squared Adj. -0.07375 -0.07375  0.03891  -0.34436  0.24734
=====
Standard errors in parentheses.
* p<.1, ** p<.05, ***p<.01

```

Figura A.9: Modelos econométricos para Petroquímica.

## A.10. Público

```

=====
                        Modelos para Público
=====

```

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
Dummy_Pandemia		0.01006 (0.05326)	0.08147* (0.04769)	0.07533* (0.04113)	0.06824* (0.04037)	0.08822** (0.03868)	
Intercept	7.37482*** (1.09002)	7.25532*** (1.26748)	73.14929*** (13.43792)	39.51668*** (13.53265)	20.56579 (27.85002)	56.28963*** (13.53087)	45.67653*** (13.55216)
log_IMACEC	-0.26524 (0.23568)	-0.23980 (0.27300)	0.38315 (0.26508)	0.52282** (0.22991)	0.67093*** (0.22765)	0.54174** (0.21475)	
log_L1_Público				0.56771*** (0.12054)	0.71109*** (0.11969)	0.71611*** (0.12056)	0.69336*** (0.12465)
log_L1_pob_nac					287.00599 (335.36725)		
log_L2_Público					-0.45140*** (0.13873)	-0.45798*** (0.13570)	-0.43014*** (0.14095)
log_L2_pob_nac					-203.45822 (173.14700)		
log_pob_nac			-4.09909*** (0.83323)	-2.34178*** (0.80701)	-84.69572 (172.24342)	-3.23273*** (0.79580)	-2.45187*** (0.77627)
R-squared	0.01971	0.02027	0.29857	0.47291	0.57664	0.55446	0.49591
R-squared Adj.	0.00415	-0.01133	0.26407	0.43717	0.52276	0.51537	0.47028

Standard errors in parentheses.  
\* p<.1, \*\* p<.05, \*\*\*p<.01

Figura A.10: Modelos econométricos para Público.

# Anexo B. Proyecciones de demanda por subsector

Tabla B.1: Demanda eléctrica histórica y proyectada con resolución anual.

Año	Demanda anual por Subsector [MWh]										Demanda Total [MWh]	Tipo de datos
	Acero	Alimentos	Azúcar	Celulosa	Cemento	Cobre	Industrias Varias	Minas Varias	Petroquímica	Público		
2010	152.092,2	135.432,8	0,0	388.917,9	137.016,5	1.203.930,0	691.490,7	39.687,7	0,0	0,0	2.748.567,8	Históricos
2011	267.254,9	173.788,0	0,0	446.713,3	142.843,0	1.114.437,0	812.723,5	43.439,7	0,0	0,0	3.001.199,4	Históricos
2012	301.084,9	278.692,2	0,0	502.235,3	144.087,0	1.678.032,3	925.672,6	106.099,3	0,0	0,0	3.935.903,5	Históricos
2013	275.665,8	249.248,5	0,0	532.338,0	144.922,4	1.729.750,6	892.540,2	133.127,3	0,0	0,0	3.957.592,8	Históricos
2014	254.443,6	188.304,3	0,0	448.861,2	137.983,8	1.741.893,1	925.225,4	136.674,9	0,0	0,0	3.833.386,2	Históricos
2015	235.982,6	246.107,1	0,0	396.524,5	136.097,2	1.585.034,2	892.625,1	127.210,9	0,0	0,0	3.619.581,5	Históricos
2016	234.298,6	263.628,4	0,0	132.871,3	139.546,7	1.697.163,6	883.081,4	148.729,2	0,0	0,0	3.499.319,2	Históricos
2017	239.189,6	322.336,6	0,0	110.473,4	165.079,0	1.708.420,6	1.210.724,6	174.867,8	0,0	0,0	3.931.091,7	Históricos
2018	240.720,4	477.227,6	372,8	122.773,8	186.734,7	1.810.333,3	1.721.089,8	138.198,2	0,0	6.129,8	4.703.580,4	Históricos
2019	271.579,9	680.237,6	4.513,2	290.416,5	188.815,7	1.547.923,9	2.416.406,8	145.036,4	0,0	6.061,2	5.550.991,2	Históricos
2020	237.380,0	758.112,6	3.357,1	305.085,5	181.440,3	1.553.432,9	2.469.286,5	155.883,6	0,0	5.812,0	5.669.790,5	Históricos
2021	306.657,7	798.715,2	3.353,3	302.042,8	207.134,1	1.776.694,7	2.707.210,9	153.603,8	0,0	5.262,4	6.260.674,8	Históricos
2022	272.792,5	818.824,9	2.568,8	222.712,4	200.003,1	1.756.064,0	2.761.853,3	148.698,0	1.293,1	5.336,1	6.190.146,3	Históricos
2023	263.858,9	881.628,8	2.420,9	267.706,0	195.849,5	1.720.643,0	2.861.278,4	163.556,9	2.399,0	5.055,3	6.364.396,6	Mixto
2024	274.550,1	983.354,1	2.217,0	234.173,8	205.589,7	1.665.384,1	3.146.716,4	181.590,5	2.422,4	4.992,3	6.700.990,3	Proyectado
2025	280.941,3	1.058.192,6	2.047,7	218.715,6	209.099,4	1.732.433,6	3.311.698,9	198.776,7	2.564,5	4.934,9	7.019.405,2	Proyectado
2026	287.219,8	1.129.177,9	1.899,4	205.981,3	212.506,5	1.772.093,6	3.467.452,7	213.882,1	2.684,3	4.897,8	7.297.795,5	Proyectado
2027	293.371,4	1.201.053,9	1.768,1	194.772,6	215.803,2	1.800.201,8	3.621.630,7	228.522,9	2.804,6	4.863,4	7.564.792,6	Proyectado
2028	299.381,7	1.273.541,8	1.651,8	184.686,9	218.978,6	1.816.644,3	3.773.983,0	243.195,3	2.924,7	4.831,6	7.819.819,9	Proyectado
2029	305.299,9	1.346.132,0	1.549,0	175.530,1	222.022,2	1.818.900,4	3.923.423,9	258.088,6	3.045,4	4.803,3	8.058.794,8	Proyectado
2030	311.115,6	1.418.368,9	1.457,9	167.147,5	224.931,1	1.821.914,3	4.068.767,1	273.268,0	3.166,5	4.778,3	8.294.915,3	Proyectado
2031	316.818,3	1.490.531,1	1.376,3	159.452,1	227.731,4	1.785.943,1	4.210.915,7	288.722,3	3.287,6	4.755,6	8.489.533,6	Proyectado
2032	322.397,7	1.561.906,1	1.303,7	152.380,2	230.395,2	1.755.307,4	4.348.651,5	304.412,3	3.408,4	4.735,7	8.684.898,2	Proyectado
2033	327.843,4	1.631.759,8	1.239,3	145.878,2	232.911,7	1.748.056,4	4.480.470,6	320.287,5	3.528,5	4.718,9	8.896.694,3	Proyectado
2034	333.145,4	1.699.580,0	1.182,3	139.899,4	235.275,8	1.748.539,0	4.605.498,4	336.290,3	3.647,6	4.705,0	9.107.763,2	Proyectado
2035	338.293,4	1.764.906,9	1.131,8	134.401,5	237.484,1	1.748.605,4	4.723.045,0	352.359,1	3.765,1	4.694,1	9.308.686,5	Proyectado
2036	343.277,7	1.827.351,0	1.087,2	129.347,1	239.535,9	1.748.614,5	4.832.610,8	368.428,0	3.880,8	4.685,9	9.498.818,8	Proyectado
2037	348.088,4	1.886.584,2	1.047,9	124.702,0	241.431,7	1.748.615,7	4.933.853,4	384.428,2	3.994,3	4.680,3	9.677.426,1	Proyectado
2038	352.716,1	1.942.341,5	1.013,3	120.435,6	243.173,5	1.748.615,9	5.026.576,2	400.288,1	4.105,0	4.677,1	9.843.942,3	Proyectado
2039	357.151,6	1.994.414,3	982,8	116.520,4	244.764,4	1.748.615,9	5.110.705,9	415.933,8	4.212,7	4.676,1	9.997.978,0	Proyectado
2040	361.385,9	2.042.649,3	956,1	112.931,6	246.208,3	1.748.615,9	5.186.278,8	431.289,7	4.316,9	4.677,1	10.139.309,7	Proyectado
2041	365.410,4	2.086.956,5	932,8	109.646,6	247.510,2	1.748.615,9	5.253.451,9	446.279,3	4.417,2	4.679,9	10.267.900,7	Proyectado
2042	369.216,8	2.127.273,9	912,5	106.645,5	248.674,5	1.748.615,9	5.312.425,9	460.825,4	4.513,3	4.684,2	10.383.787,9	Proyectado
2043	372.797,1	2.163.547,7	894,9	103.910,1	249.705,2	1.748.615,9	5.363.394,4	474.851,0	4.604,6	4.689,9	10.487.010,9	Proyectado
2044	376.143,8	2.195.711,4	879,9	101.424,1	250.605,0	1.748.615,9	5.406.498,2	488.280,1	4.691,0	4.696,9	10.577.546,3	Proyectado
2045	379.249,9	2.223.663,0	867,3	99.173,0	251.374,8	1.748.615,9	5.441.775,4	501.037,9	4.772,0	4.705,1	10.655.234,4	Proyectado
2046	382.108,7	2.247.308,3	856,9	97.143,9	252.015,6	1.748.615,9	5.469.246,4	513.052,0	4.847,2	4.714,5	10.719.909,5	Proyectado
2047	384.714,1	2.266.552,2	848,7	95.325,3	252.527,5	1.748.615,9	5.488.907,3	524.252,8	4.916,4	4.725,0	10.771.385,2	Proyectado
2048	387.060,2	2.281.326,5	842,5	93.706,8	252.911,1	1.748.615,9	5.500.781,1	534.574,2	4.979,3	4.736,6	10.809.534,3	Proyectado
2049	389.142,1	2.291.592,5	838,4	92.279,6	253.167,3	1.748.615,9	5.504.929,9	543.954,2	5.035,6	4.749,2	10.834.304,7	Proyectado
2050	390.955,0	2.301.682,7	833,7	91.035,8	253.507,7	1.748.615,9	5.509.533,7	552.335,8	5.085,0	4.756,3	10.858.341,6	Proyectado

## Anexo C. Industrias nuevas por Subsector

Tabla C.1: Detalle de industrias nuevas por subsector para los años de proyección

Año	Industrias nuevas por subsector	
	Industrias Varias	Alimentos
2022	0	0
2023	18	11
2024	46	15
2025	23	10
2026	20	8
2027	18	8
2028	17	7
2029	16	6
2030	14	6
2031	13	5
2032	13	5
2033	12	4
2034	11	4
2035	10	3
2036	9	3
2037	8	3
2038	7	2
2039	6	2
2040	5	2
2041	5	2
2042	4	1
2043	3	1
2044	3	1
2045	2	1
2046	1	0
2047	1	0
2048	0	0
2049	0	0
2050	0	0