

Universidad Técnica Federico Santa María

Departamento de Ingeniería Eléctrica

Valparaíso - Chile



**“UNA SOLUCIÓN DISTRIBUCIONALMENTE ROBUSTA PARA EL PROBLEMA
DE LA PLANIFICACIÓN DE EXPANSIÓN DE CAPACIDAD Y TRANSMISIÓN
BAJO INCERTIDUMBRE”**

ENRIQUE IGNACIO OSORIO PINO

**MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TÍTULO DE
INGENIERO ELECTRICISTA**

Profesores Guía

Alejandro Angulo Cárdenas

Victor Hinojosa Mateus

26 de noviembre de 2024

Universidad Técnica Federico Santa María

Departamento de Ingeniería Eléctrica

Valparaíso - Chile



**“UNA SOLUCIÓN DISTRIBUCIONALMENTE ROBUSTA PARA EL PROBLEMA
DE LA PLANIFICACIÓN DE EXPANSIÓN DE CAPACIDAD Y TRANSMISIÓN
BAJO INCERTIDUMBRE”**

ENRIQUE IGNACIO OSORIO PINO

2024

Material de referencia, su uso no involucra responsabilidad del autor o de la Institución.

Agradecimientos

Quiero expresar mi agradecimiento a mi familia, amigos y al profesor Alejandro Angulo por su continuo apoyo durante la realización de mi memoria. Sin duda, sin ellos esto no habría sido posible.

Índice general

Nomenclatura	1
1. Introducción	10
2. Planificación de los sistemas eléctricos de potencia	14
2.1. Sistemas eléctricos de potencia	14
2.2. Motivación de la planificación de sistemas eléctricos	17
2.3. Tipos de planificación de sistemas eléctricos	17
2.4. Criterios a considerar en la planificación	18
2.5. Contexto nacional en la planificación	19
2.6. Ejemplo internacional de planificación	21
2.7. Técnicas de resolución	22
2.8. Planificación propuesta	22
3. Optimización bajo incertidumbre	23
3.1. Programación estocástica	23
3.1.1. Descripción	23
3.1.2. Programación estocástica de dos etapas	24
3.2. Optimización robusta	25
3.2.1. Descripción	25
3.2.2. Optimización robusta de dos etapas	25
3.3. Optimización distribucionalmente robusta	26
3.3.1. Descripción	26
3.3.2. Optimización distribucionalmente robusta de dos etapas	27

3.3.3.	Equivalente finito de la optimización distribucionalmente robusta de dos etapas	28
4.	Formulaciones matemáticas	30
4.1.	Composición de la incertidumbre	30
4.2.	Composición de los límites de la expectativa condicional de la incertidumbre	31
4.2.1.	Muestreo y definición de límites	31
4.3.	Formulaciones de planificación	32
4.3.1.	Formulación distribucionalmente robusta	32
4.3.2.	Formulación robusta	33
4.3.3.	Formulación determinista	34
5.	Experimentos	35
5.1.	Consideraciones preliminares	35
5.1.1.	Casos de estudio	35
5.1.2.	Escenarios de planificación y evaluación	38
5.1.3.	Modelos de planificación	43
5.2.	Experimentos de planificación	44
5.2.1.	Configuración experimental	44
5.2.2.	Resultados de planificación	44
5.2.3.	Rendimiento computacional	48
5.3.	Experimentos de evaluación	49
5.3.1.	Evaluación mediante la expectativa de costo operacional	49
5.3.2.	Distribuciones de probabilidad de las soluciones	52
6.	Conclusiones	57
6.1.	Trabajos futuros	58
7.	Anexos	63
7.1.	Datos anexos sobre los casos de estudio	63
7.1.1.	Sistema de 2 barras	63

ÍNDICE GENERAL

7.1.2.	IEEE 6-bus Garver system	63
7.1.3.	IEEE 39-bus system	64
7.1.4.	Sistema SEN reducido	66
7.2.	Escenarios a experimentar	69
7.2.1.	Escenarios de planificación	69
7.2.2.	Escenarios de evaluación	69
7.3.	Archivos	69
7.3.1.	Bases de datos	69
7.3.2.	Resultados	70

Índice de figuras

1.1. Inversión en energías limpias en el contexto internacional [1].	10
1.2. Proyección de capacidad de generación instalada en Chile [2].	11
1.3. Proyección de capacidad de demanda instalada en Chile [2].	12
2.1. Sistema eléctrico de potencia [3].	14
2.2. Diagrama unilineal de un sistema eléctrico de potencia [4].	15
2.3. Horizonte temporal de estudios de un sistema eléctrico de potencia [4].	16
2.4. Planificación estática.	17
2.5. Planificación dinámica.	18
2.6. Ejemplo de previsión de demanda [5]	19
2.7. Planificación Energética de Largo Plazo [6].	20
2.8. Planificación de transmisión en Chile [6].	21
2.9. Proceso de planificación de expansión de la transmisión en Estados Unidos [7].	21
3.1. Distribución de probabilidad en la SP.	23
3.2. Primera y segunda etapa de decisión.	24
3.3. Conjunto de ambigüedad $\mathcal{D}$	26
5.1. Topología de red del sistema de 2 barras.	35
5.2. Topología de red del IEEE 6-bus Garver system [8].	36
5.3. Topología de red del IEEE 39-bus system [9].	37
5.4. Topología de red del sistema SEN reducido [10].	38
5.5. Demanda horaria representativa.	39
5.6. Máxima generación renovable horaria representativa (planta solar).	40
5.7. Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 1.	41

ÍNDICE DE FIGURAS

5.8. Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 2.	41
5.9. Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 3.	42
5.10. Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 4.	42
5.11. Resultados de evaluación para cada caso y modelo.	51
5.12. Distribuciones de probabilidad para el Caso 1.	53
5.13. Distribuciones de probabilidad para el Caso 2.	54
5.14. Distribuciones de probabilidad para el Caso 3.	55
5.15. Distribuciones de probabilidad para el Caso 4.	56

Índice de Tablas

5.1. Resultados de los modelos de planificación para el Caso 1.	45
5.2. Resultados de los modelos de planificación para el Caso 2.	46
5.3. Resultados de los modelos de planificación para el Caso 3.	47
5.4. Resultados de los modelos de planificación para el Caso 4.	47
5.5. Tiempos de resolución para cada caso y modelo.	48
5.6. Dimensión de incertidumbre.	49
5.7. Resultados de ENS para cada caso y modelo.	52
7.1. Datos de los generadores térmicos del sistema de 2 barras.	63
7.2. Datos de las líneas de transmisión del sistema de 2 barras.	63
7.3. Datos de los generadores térmicos del IEEE 6-bus Garver system.	63
7.4. Datos de los generadores renovables del IEEE 6-bus Garver system.	64
7.5. Datos de las líneas de transmisión del IEEE 6-bus Garver system.	64
7.6. Datos de los generadores térmicos del IEEE 39-bus system.	64
7.7. Datos de los generadores renovables del IEEE 39-bus system.	64
7.8. Datos de las líneas de transmisión del IEEE 39-bus system.	65
7.9. Datos de los generadores térmicos del sistema SEN reducido.	66
7.10. Datos de los generadores renovables del sistema SEN reducido.	67
7.11. Datos de las líneas de transmisión del sistema SEN reducido.	68
7.12. Escenarios de planificación para cada caso de estudio.	69
7.13. Escenarios de evaluación para cada caso de estudio.	69
7.14. Bases de datos.	69
7.15. Resultados planificación.	70

Nomenclatura

Conjuntos

$\mathcal{S}$	Conjunto sigma-algebra de S
$\mathcal{C}$	Conjunto de índices de consumos
$\mathcal{D}$	Conjunto ambigüedad
$\mathcal{E}$	Conjunto de puntos extremos del conjunto Ξ
$\mathcal{H}$	Conjunto de índices asociado al tamaño de la incertidumbre
$\mathcal{K}$	Conjunto de índices del conjunto $\mathcal{E}$
$\mathcal{P}$	Conjunto de distribuciones de probabilidad posibles
$\mathcal{R}$	Conjunto de índices de generadores renovables
$\mathcal{T}$	Conjunto de periodos de tiempo
$\mathcal{U}$	Conjunto de todas las posibles incertidumbres
$\overline{\mathcal{K}}$	Conjunto de índices complementarios del conjunto $\mathcal{E}$
Ξ	Conjunto soporte
S	Espacio muestral
X	Conjunto de inversiones factibles

Funciones

$\xi(s)$	Función imagen de la muestra s con respecto al conjunto soporte Ξ
$f(\mathbf{x}, \xi)$	Función costo operacional que depende del vector de primer nivel de decisión $\mathbf{x}$ e incertidumbre ξ
$g(\mathbf{x}, \xi)$	Función genérica a optimizar que depende del vector de primer nivel de decisión $\mathbf{x}$ e incertidumbre ξ

Parámetros

NOMENCLATURA

μ^i	Promedio de la muestra i
μ_μ	Promedio de las muestras de promedios
σ_μ	Desviación estándar de las muestras de promedios
ξ^k	Incertidumbre en el escenario k
A	Matriz de incidencia líneas de transmisión-barras
B	Matriz de desacoplamiento espacial de la incertidumbre
b	Vector representativa del lado derecho de las restricciones
C	Matriz auxiliar para las restricciones disyuntivas de las líneas de transmisión
c	Vector costos de inversión
c^+	Vector costo del desbalance positivo de energía en las barras
c^-	Vector costo del desbalance negativo de energía en las barras
c^{inv}	Vector costo de inversión de la infraestructura candidata
c^{lin}	Vector costo lineal de los generadores térmicos
$c^{O\&M}$	Vector costo de operación y mantenimiento de la infraestructura candidata
c^{rd}	Vector costo de la rampa de bajada de los generadores térmicos
c^{ru}	Vector costo de la rampa de subida de los generadores térmicos
D	Matriz de incidencia generadores renovables-barras
E	Matriz de incidencia consumos-barras
e	Vector de unos con dimensión apropiada de acuerdo al vector x
G	Matriz de incidencia generadores térmicos-barras
H	Matriz ángulo-flujo
h	Vector costos de operación
T	Matriz tecnología
W	Matriz recurso
x^{sol}	Vector solución

NOMENCLATURA

$ENS_{\overline{\mathcal{K}}}$	Suma total de la ENS de los escenarios en evaluación
$\underline{\mu}$	Límite inferior de la expectativa condicional de la incertidumbre
$\overline{\mathbf{F}}$	Matriz de restricciones de flujo de líneas de transmisión candidatas
$\overline{\mathbf{f}}$	Vector de restricciones de flujo de líneas de transmisión existentes
$\overline{\mathbf{P}}$	Matriz de restricciones de potencia de generadores térmicos candidatos
$\overline{\mathbf{p}}$	Vector de restricciones de potencia de generadores térmicos existentes
$\underline{\mu}$	Límite superior de la expectativa condicional de la incertidumbre
a_n	Factor anualidad del costo de inversión
d_t^k	Subvector de ξ^k asociado a la demanda de los consumos, en periodo t
$d_{t,i}^k$	Demanda eléctrica del consumo i, en periodo t, en el escenario k
h_b	Factor de equivalencia anual en operación
k_σ	Factor de ajuste de holgura de los límites de expectativa condicional de la incertidumbre
m	Número de muestras de promedios
n	Número máximo de conjuntos N_i de igual tamaño
n_a	Número de años del horizonte de planificación
N_i	Conjunto de índices de los escenarios pertenecientes a la muestra i
$R_{\text{ramp-down}}$	Vector límite de la rampa de bajada de los generadores térmicos
$R_{\text{ramp-up}}$	Vector límite de la rampa de subida de los generadores térmicos
s^*	Muestra cuya imagen pertenece al conjunto de puntos extremos $\mathcal{E}$
t_i	Tasa de interés
V_t^k	Matriz de restricciones de potencia de generadores renovables candidatos, generado a partir de ξ^k , en el periodo t
v_t^k	Subvector de ξ^k asociado a la máxima generación renovable para generadores renovables existentes, en periodo t
$v_{t,i}^k$	Máxima generación renovable del generador renovable i, en periodo t, en el escenario k

Acrónimos/Abreviaturas

NOMENCLATURA

ACERA	Asociación Chilena de Energías Renovables y Almacenamiento
CEN	Coordinador Eléctrico Nacional
CNE	Comisión Nacional de Energía
DRO	Optimización Distribucionalmente Robusta
ENS	Energía No Suministrada
IEEE	Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos
LCK	Ley de Corrientes de Kirchhoff
LVK	Ley de Voltajes de Krichhoff
MILP	Programación Lineal Entera Mixta
PELP	Planificación Energética de Largo Plazo
RO	Optimización Robusta
SEA	Servicio de Evaluación Ambiental
SEC	Superintendencia de Electricidad y Combustibles
SP	Programación Estocástica

Variables

α_0	Variable dual asociada a la restricción de la suma de probabilidades igual a 1
ξ	Incertidumbre
θ_t^k	Ángulos de fase de la barras, en el período t, en el escenario k
$\mathbf{f}_t^k$	Flujos por la líneas de transmisión, en el período t, en el escenario k
$\mathbf{p}_t^k$	Potencias generadas por los generadores térmicos, en el período t, en el escenario k
$\mathbf{q}_t^k$	Potencias generadas por los generadores renovables, en el período t, en el escenario k
$\mathbf{rd}_t^k$	Rampas de bajada de los generadores térmicos, en el período t, en el escenario k
$\mathbf{ru}_t^k$	Rampas de subida de los generadores térmicos, en el período t, en el escenario k
$\bar{\alpha}$	Vector de la variable dual asociada a la restricción del límite superior de la expectativa condicional de incertidumbre
$\overline{\phi}_t^k$	Desbalance positivo de energía en las barras, en el periodo t, en el escenario k

NOMENCLATURA

$\mathbf{x}$	Vector decisión de la primera etapa
$\mathbf{y}$	Vector asociado a la segunda etapa de decisión
$\underline{\alpha}$	Vector de la variable dual asociada a la restricción del límite inferior de la expectativa condicional de incertidumbre
$\underline{\phi}_t^k$	Desbalance negativo de energía en las barras, en el periodo t , en el escenario k
P	Variable continua probabilidad
p^k	Probabilidad asociada al escenario k

Resumen

Este estudio se centra en la aplicación de un enfoque distribucionalmente robusto para la formulación del problema de planificación de la capacidad de generación y transmisión. En primer lugar, se explora la teoría de sistemas eléctricos, la cual contextualiza la planificación de estos sistemas como un estudio que abarca un horizonte temporal en el rango de los años. Seguidamente, se describen los principales tipos y características asociadas al problema de planificación de sistemas eléctricos, contextualizando cómo, a nivel nacional e internacional, se regula este proceso. Posteriormente, se propone coherentemente el tipo de planificación que se lleva a cabo en este estudio.

Dado que el problema de planificación de la capacidad de generación y transmisión generalmente se modela como un problema de optimización, y considerando que las formulaciones de optimización con enfoques deterministas tradicionales no suelen reflejar adecuadamente la variabilidad generada por la incertidumbre presente tanto en la demanda como en la generación, se exploran los tres principales enfoques de optimización bajo incertidumbre: la programación estocástica, la optimización robusta y la optimización distribucionalmente robusta.

Como punto de convergencia con la teoría previamente expuesta, se desarrolla la formulación del problema de planificación conjunta de la capacidad de generación y transmisión bajo incertidumbre, aplicando el enfoque distribucionalmente robusto estudiado. Esta formulación permite ajustar de manera flexible los límites de la expectativa condicional de la incertidumbre del conjunto de ambigüedad, tal como exige dicho enfoque, mediante el parámetro k_σ , diseñado específicamente en este estudio para controlar el grado de robustez y/o conservadurismo en la solución del problema. De manera ventajosa, esta formulación también sirve como base para derivar formulaciones matemáticas aplicando tanto un enfoque robusto como un enfoque determinista al problema, enfoques que fueron estudiados previamente. Además, ambas formulaciones no requieren información probabilística previa sobre la incertidumbre y se fundamentan en la formulación antes mencionada.

En la experimentación tanto de planificación como de evaluación, se presentan casos de estudio utilizando topologías tipo IEEE de 2, 6 y 39 barras, comúnmente empleadas en problemas de planificación de expansión de la transmisión, así como un modelo reducido y representativo del Sistema Eléctrico Nacional (SEN). Además, en este capítulo se explica cómo se estructuran, generan y proyectan los datos que componen los escenarios de dicha experimentación. También se proponen los modelos de planificación: determinista, robusto y distribucionalmente robusto, basados en las formulaciones previas y representativos de cada enfoque, los cuales son diseñados para la fase de experimentación con el fin de evaluar comparativamente el enfoque principal de este estudio.

En los resultados de los experimentos de planificación, se realiza un análisis que relaciona los costos

totales y la cantidad de infraestructuras resultantes de las soluciones, en función de los modelos de planificación propuestos, los casos de estudio y el ajuste del parámetro k_{σ} . Para efectos de análisis en cuanto al rendimiento computacional de la experimentación, se examina la variabilidad en los tiempos de resolución en función de los modelos utilizados y la escalabilidad de los casos de estudio.

Finalmente, en los experimentos de evaluación, se analizan los resultados en términos cuantitativos, tanto en cuanto a costos operacionales como en términos de confiabilidad operacional, para determinar el comportamiento de las soluciones de infraestructura de cada modelo y su capacidad de adaptación a escenarios no planificados. Además, se analizan las distribuciones de probabilidad de las soluciones de planificación, con el objetivo de evaluar cómo cada modelo asigna relevancia a los escenarios de planificación.

Abstract

This study focuses on the application of a distributionally robust approach to the formulation of the generation and transmission capacity planning problem. First, power system theory is explored, which contextualizes power system planning as a study that spans a time horizon in the range of years. Next, the main types and characteristics associated with the power system planning problem are described, contextualizing how, at the national and international level, this process is regulated. Subsequently, the type of planning that is carried out in this study is coherently proposed.

Since the generation and transmission capacity planning problem is generally modeled as an optimization problem, and considering that optimization formulations with traditional deterministic approaches usually do not adequately reflect the variability generated by the uncertainty present in both demand and generation, the three main optimization approaches under uncertainty are explored: stochastic programming, robust optimization and distributionally robust optimization.

As a point of convergence with the previously exposed theory, the formulation of the joint planning problem of generation and transmission capacity under uncertainty is developed, applying the studied distributionally robust approach. This formulation allows to flexibly adjust the conditional expectation bounds of the uncertainty of the ambiguity set, as required by such approach, by means of the parameter k_σ , specifically designed in this study to control the degree of robustness and/or conservatism in the solution of the problem. Advantageously, this formulation also serves as a basis for deriving mathematical formulations applying both a robust and a deterministic approach to the problem, approaches that were previously studied. Moreover, both formulations do not require prior probabilistic information on uncertainty and are based on the above formulation.

In both the planning and evaluation experiments, case studies are presented using IEEE type topologies of 2, 6 and 39 busbars, commonly used in transmission expansion planning problems, as well as a reduced and representative model of the National Electric System (SEN). In addition, this chapter explains how the data that compose the scenarios of such experimentation are structured, generated and projected. Planning models are also proposed: deterministic, robust and distributionally robust, based on the previous formulations and representative of each approach, which are designed for the experimentation phase in order to comparatively evaluate the main approach of this study.

In the results of the planning experiments, an analysis is performed relating the total costs and the amount of infrastructure resulting from the solutions, as a function of the proposed planning models, the case studies and the adjustment of the parameter k_σ . For analysis purposes in terms of the computational performance of the experimentation, the variability in the resolution times is examined

as a function of the models used and the scalability of the case studies.

Finally, in the evaluation experiments, the results are analyzed in quantitative terms, both in terms of operational costs and in terms of operational reliability, to determine the behavior of the infrastructure solutions of each model and their ability to adapt to unplanned scenarios. In addition, the probability distributions of the planning solutions are analyzed in order to evaluate how each model assigns relevance to the planning scenarios.

Capítulo 1

Introducción

El panorama energético a nivel internacional está moldeado por una serie de factores. Estos incluyen la rápida digitalización tecnológica, las fluctuaciones en los precios de los combustibles fósiles debido a conflictos geopolíticos, como la invasión rusa a Ucrania, y la creciente tendencia hacia una economía basada en fuentes de energía limpias y sostenibles, extraídas de recursos renovables compatibles con el medio ambiente [1]. En la Fig. 1.1, se observa un aumento en la inversión en energías limpias a nivel internacional durante los últimos años (2015-2021). Se prevé que hacia el año 2030, la inversión en energías limpias se duplique en comparación con el año 2021.

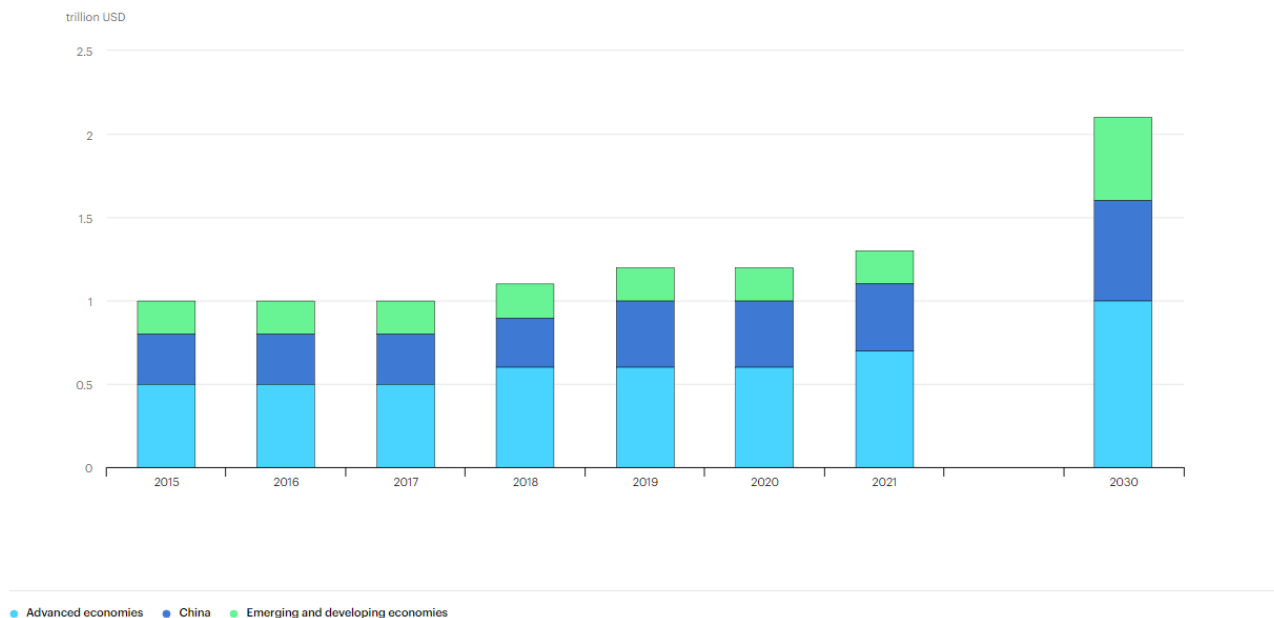


Fig. 1.1: Inversión en energías limpias en el contexto internacional [1].

En el contexto energético a nivel nacional, se prevé un aumento aproximado a 155 GW en la capacidad instalada total al año 2060, indicado en la Fig. 1.2. En esta tendencia, las tecnologías de generación solar fotovoltaica y eólica serán las predominantes [2], y se anticipa un crecimiento tanto en el almacenamiento de energía como en la adopción de la generación solar de concentración, estas

últimas siendo tecnologías emergentes que ya están siendo implementadas en el país. Además, en el ámbito de la demanda proyectada, según se muestra en la Fig. 1.3, se observa un aumento en la capacidad instalada a 50 GW para el año 2060, destacando principalmente la producción de hidrógeno verde en el país [11], seguida en menor medida por la electromovilidad y la calefacción.

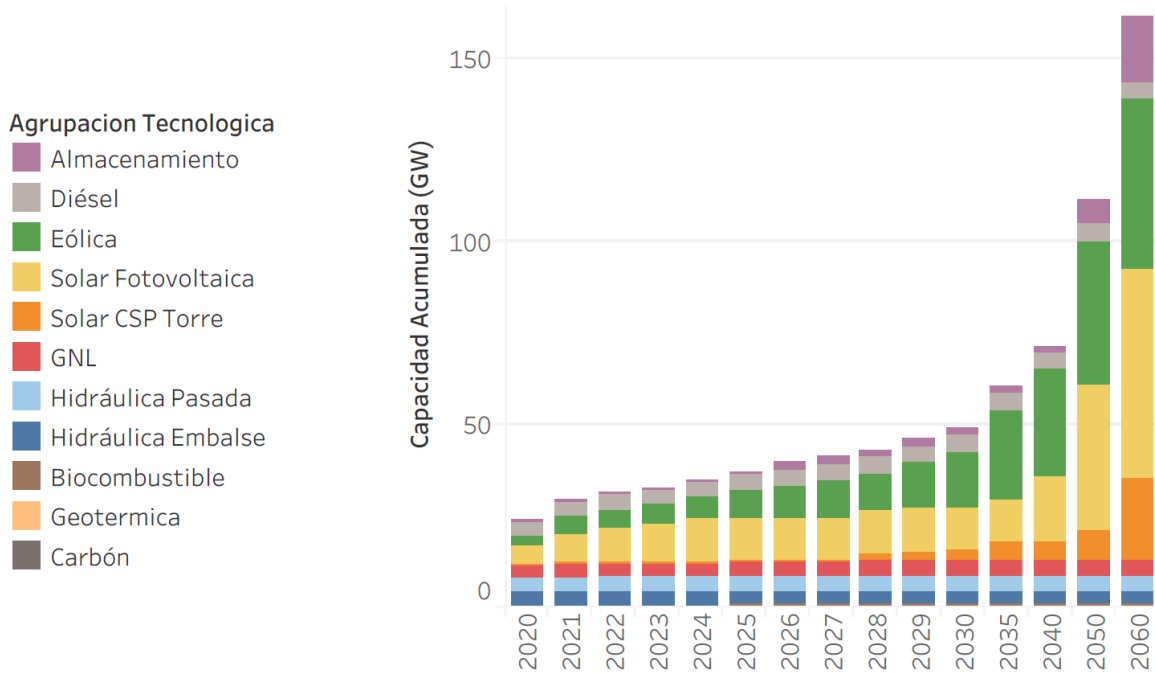


Fig. 1.2: Proyección de capacidad de generación instalada en Chile [2].

Aunque estas tecnologías representan avances significativos y las circunstancias tanto a nivel nacional como global impulsan una integración progresiva de fuentes de generación renovable en los sistemas eléctricos de potencia, estos factores también plantean nuevos desafíos en la planificación y operación de dichos sistemas.

La planificación de sistemas eléctricos de potencia es un problema de programación matemática que guía las decisiones de inversión y operación en el sistema eléctrico a lo largo de un período de estudio, que puede extenderse desde un año hasta varias décadas, generalmente de 20 a 30 años. Tradicionalmente, dicha programación matemática se fundamenta en la Programación Lineal Entera Mixta (MILP), que utiliza tanto variables binarias como continuas.

En lo que respecta a los enfoques de planificación, los enfoques deterministas no suelen reflejar la variabilidad que puede surgir debido a la incertidumbre [12]. Por esta razón, los enfoques estocásticos, robustos y distribucionalmente robustos son predominantes, ya que permiten capturar dicha variabilidad [13]. Al mismo tiempo, estos enfoques buscan minimizar los costos del sistema y, simultáneamente, garantizar con cierta probabilidad la viabilidad de la solución en diferentes escenarios.

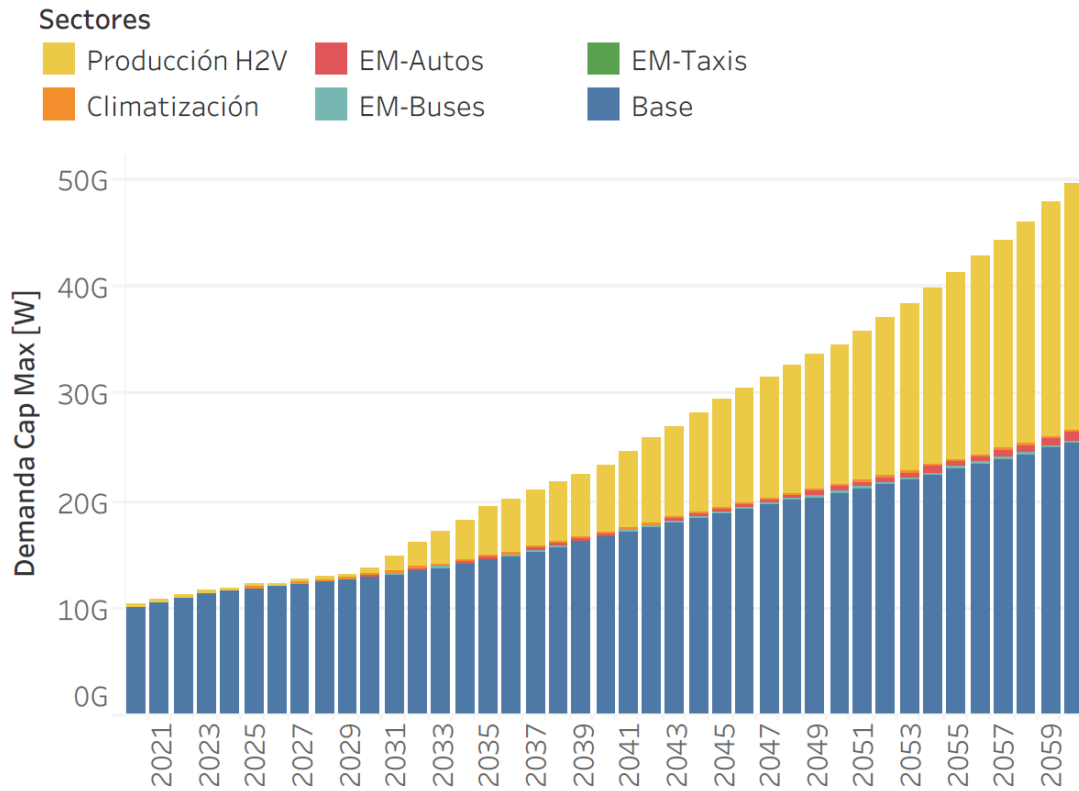


Fig. 1.3: Proyección de capacidad de demanda instalada en Chile [2].

Esta memoria se centra en analizar las ventajas del enfoque distribucionalmente robusto en comparación con otros enfoques. Destaca por su habilidad para seleccionar la distribución de probabilidad de incertidumbre más adversa entre una variedad de posibilidades, sin requerir información detallada sobre dicha distribución, con el propósito de generar soluciones no completamente conservadoras. A continuación, se exponen los principales aspectos del trabajo desarrollado.

Objetivo principal

Planificar la capacidad de generación y transmisión bajo incertidumbre mediante técnicas de optimización distribucionalmente robusta, teniendo en cuenta restricciones operacionales en la red y considerando tanto incertidumbre en la demanda como en la generación.

Objetivos específicos

- Recolectar y adecuar de manera sistémica los datos disponibles en los modelos de estudio tipo IEEE y SEN reducido, con el fin de adaptar y organizar dicha información a estudios sistémicos que consideren incertidumbre.
- Proponer un modelo flexible para el problema de la planificación de expansión de capacidad y transmisión considerando incertidumbre, que utilice formulaciones distribucionalmente robustas para capturar la variabilidad de los datos.
- Implementar el modelo propuesto en software Gurobi+Python (o similar), considerando el uso de técnicas de descomposición en su solución de ser necesario.
- Evaluar casos de estudio mediante simulaciones en el software, que permitan evaluar tanto el desempeño computacional de la propuesta como su impacto desde el punto de vista operacional en los sistemas bajo estudio.

Estructura del documento

El documento se estructura de la siguiente manera: El Capítulo 2 introduce los principales lineamientos para la planificación de sistemas eléctricos de potencia. El Capítulo 3 aborda los enfoques de optimización que consideran incertidumbre para resolver el problema de planificación. En el Capítulo 4, se presentan las formulaciones matemáticas de los enfoques propuestos, los cuales están condicionados por la composición de la incertidumbre y las restricciones asociadas a la misma. En el Capítulo 5, se presentan los casos de estudio, escenarios y modelos derivados de las formulaciones previas, los cuales se utilizan para llevar a cabo los experimentos de planificación y evaluación. Posteriormente, se realiza el análisis de los resultados obtenidos. Finalmente, el Capítulo 6 resume las conclusiones derivadas del trabajo realizado.

Capítulo 2

Planificación de los sistemas eléctricos de potencia

Para abordar de manera efectiva los desafíos que plantea la evolución del panorama energético futuro, es fundamental contar con una planificación adecuada. En este sentido, comprender el problema de la planificación de sistemas eléctricos de potencia se convierte en el paso principal, ya que proporciona las bases necesarias para el enfoque propuesto en este trabajo. Este capítulo se centra en el aspecto temporal de la planificación, explorando los diferentes tipos que existen y las características que los definen.

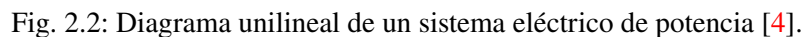
2.1. Sistemas eléctricos de potencia

Los sistemas de eléctricos de potencia son una red de componentes eléctricos que se encargan de producir, transportar y distribuir la energía necesaria para satisfacer las necesidades diarias de hogares e industrias. En este contexto, su objetivo principal es la entrega de energía segura y a menor costo económico posible.



Fig. 2.1: Sistema eléctrico de potencia [3].

Dichos sistemas se componen de una cantidad considerable de elementos. Sin embargo, los elementos de principal interés en la planificación los sistemas de potencia, son las instalaciones de generación, transmisión, subestaciones, redes y consumos [14]. En la Fig. 2.1 se muestra el interfaz entre generación, transmisión y distribución. La generación generalmente es a base de tecnología convencional como grandes centrales termoeléctricas o nucleares, o también de fuente renovable (solar, eólica, biomasa). Los consumos representan grandes complejos de viviendas y/o industriales.



15

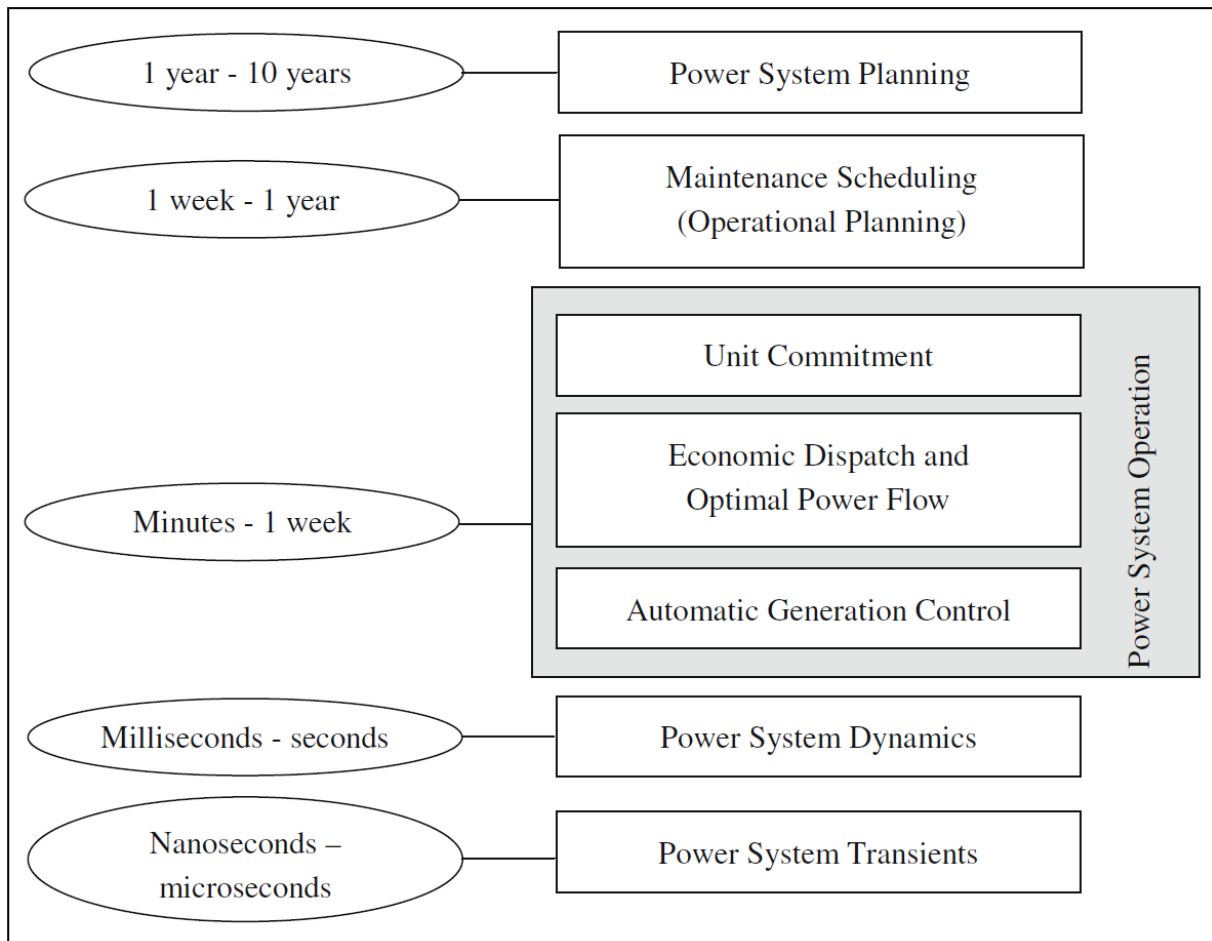


Fig. 2.3: Horizonte temporal de estudios de un sistema eléctrico de potencia [4].

A continuación se mencionan y describen dichos estudios, clasificándolos por rangos de tiempo:

En el largo plazo, más precisamente en un horizonte de uno a diez años: Es necesario anticipar la construcción de nueva infraestructura en el sistema para satisfacer las demandas y necesidades futuras.

En el horizonte temporal que abarca desde una semana hasta un año: Es necesario programar los mantenimientos requeridos para asegurar la correcta continuidad operativa de los dispositivos que conforman el sistema.

En el rango que va desde minutos hasta semanas: Se aborda el predespacho y el despacho económico, que permiten tomar decisiones sobre la generación asignada para cada unidad generadora. Además, se implementan los esquemas automáticos de control de generación que permiten ajustar los desbalances en el sistema.

En el rango que va desde nanosegundos hasta segundos: El objetivo es estudiar los fenómenos de transientes y dinámicos que afectan la estabilidad del sistema.

2.2. Motivación de la planificación de sistemas eléctricos

La planificación de sistemas eléctricos se concibe como el estudio del sistema eléctrico en un estado futuro, teniendo en cuenta el actual panorama energético a nivel nacional e internacional, caracterizado por el crecimiento de las energías limpias y en consonancia con las directrices de los organismos reguladores [15]. Por tanto, la planificación es motivada debido a que permite el desarrollo energético, abordando las capacidades eléctricas con el fin de asegurar la operación eficiente en la transferencia de energía desde la generación hasta el consumo, y buscando minimizar los costos económicos. La integración de métricas para la incorporación de fuentes renovables y la adaptación flexible a la evolución tecnológica son aspectos a considerar en este proceso, alineándose con la transición global hacia tecnologías limpias y eficientes [16].

2.3. Tipos de planificación de sistemas eléctricos

A continuación, se mencionan los principales tipos de planificación según la literatura. Estos incluyen la orientación hacia el estatismo o el dinamismo en la planificación, la especificidad de los sectores eléctricos objetos de planificación y las estrategias para gestionar la incertidumbre.

Planificación estática: La planificación estática es un tipo de planificación que se caracteriza por constar de una sola etapa, como indica la Fig. 2.4. Se fundamenta en un conjunto de planes y objetivos, donde la previsibilidad de los hechos en el horizonte está predeterminada y no hay lugar para cambios [17].

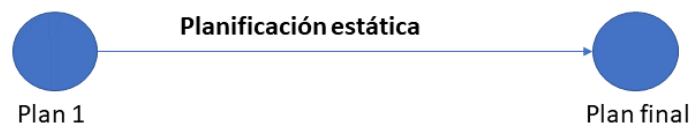


Fig. 2.4: Planificación estática.

Planificación dinámica: La planificación dinámica es un tipo de planificación que se caracteriza por constar de varias etapas, como indica la Fig. 2.5. Su principal virtud radica en la capacidad para adaptarse continuamente a los cambios en los entornos durante estas etapas. Está diseñada para ser más flexible y ágil, permitiendo ajustes sobre la marcha [18].



Fig. 2.5: Planificación dinámica.

Planificación de Expansión de la Transmisión: La Planificación de Expansión de la Transmisión (TEP) es el proceso de asegurar la eficiencia y confiabilidad de la red mediante la implementación de infraestructuras de transmisión eléctrica que satisfagan las demandas actuales y futuras del sistema [19]. La implementación de esta infraestructura tiene como objetivo garantizar redes robustas que busquen minimizar las pérdidas de energía y fomentar la integración eficiente de fuentes renovables, contribuyendo de esta manera a la resiliencia del sistema eléctrico.

Planificación de Expansión de la Generación: En términos generales, la Planificación de Expansión de la Generación (GEP) es el proceso de determinar de manera óptima la incorporación de nuevas plantas de generación, teniendo en cuenta factores como disponibilidad, capacidad y ubicación, al mismo tiempo que se consideran las restricciones pertinentes [20].

Planificación de Expansión de la Red: La Planificación de Expansión de Red (NEP) representa un proceso estratégico clave en la gestión de sistemas de redes, ya sea en el ámbito de las telecomunicaciones o eléctricas [21]. Este enfoque implica la evaluación y posterior toma de decisiones destinadas a expandir y optimizar la infraestructura de la red con el propósito de satisfacer las demandas de los usuarios.

Planificación conjunta de la generación y transmisión: Este enfoque reconoce la importancia en la interdependencia entre las decisiones de inversión en la construcción de nuevas instalaciones de generación y transmisión, y busca maximizar la eficiencia y la confiabilidad del sistema eléctrico en su conjunto [22].

2.4. Criterios a considerar en la planificación

En esta sección se discuten los criterios para la planificación, como la previsión de la demanda, que tiene como objetivo determinar con precisión las variaciones en la demanda del sistema, y la gestión de la incertidumbre, que facilita la generación de diversos escenarios durante el proceso de planificación.

Previsión de la demanda: La previsión de la demanda consiste en estimar con la mayor precisión posible las diversas variaciones en el consumo eléctrico, necesarias para la planificación en el sistema eléctrico. Se aplican diversos métodos de previsión de demanda según el horizonte de planificación,

nivel de tensión y/o objetivo [23]. Los métodos más comunes de previsión de demanda incluyen el desarrollo de factores de aumento de demanda, basados en características económicas, y típicamente utilizan curvas de carga estandarizadas, entre otros. En la Fig. 2.6 se presenta el ejemplo de una curva de demanda con resolución mensual, basada en datos de demanda registrados cada 15 minutos.

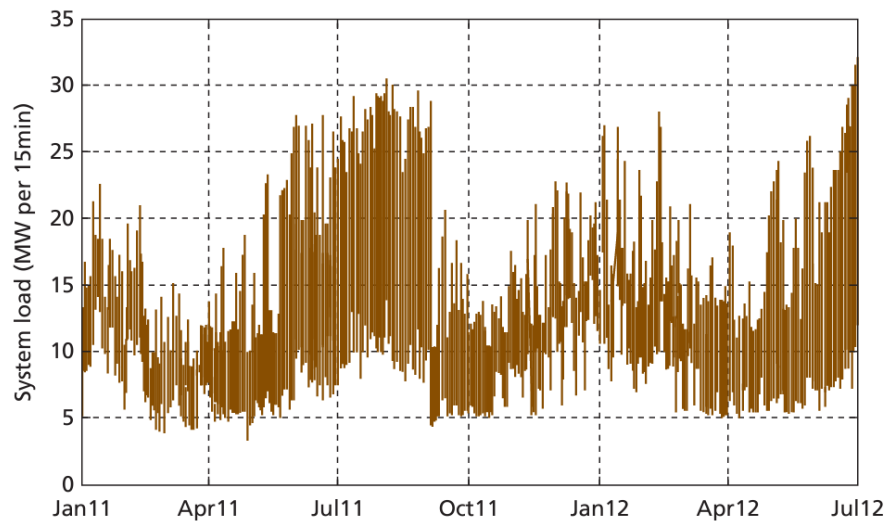


Fig. 2.6: Ejemplo de previsión de demanda [5]

Enfoque determinista: El enfoque determinista se caracteriza por la exclusión de incertidumbres y eventos aleatorios en el modelado de datos. En este contexto, la planificación se fundamenta únicamente en información estática y precisa a lo largo del horizonte temporal [24].

Presencia de incertidumbre: La incertidumbre en el problema de planificación se manifiesta a través de la modelación de datos aleatorios para eventos inciertos en el futuro, típicamente relacionados con la demanda y/o generación de energía renovable. Estos datos están sujetos a la influencia de factores ambientales y externos [25].

2.5. Contexto nacional en la planificación

En el ámbito nacional, se lleva a cabo una planificación estratégica para garantizar las capacidades de generación y transporte de energía necesarias tanto para el sector industrial como residencial en el futuro. Esta visión está alineada con la transición energética, que busca reemplazar gradualmente los combustibles fósiles en la generación de energía por fuentes renovables como la solar y la eólica.

La Planificación Energética de Largo Plazo (PELP), dirigida por el Ministerio de Energía [6], es el proceso encargado de proyectar la oferta y demanda de energía en el país para los próximos 30 años. Estos escenarios son utilizados por la Comisión Nacional de Energía (CNE) para planificar los sistemas de transmisión eléctrica de manera eficiente. Esto también implica la identificación de zonas

óptimas de generación y la determinación de soluciones de transmisión que minimicen los impactos sociales y ambientales, buscando una distribución territorial eficaz. En la Fig. 2.7, se resumen los diferentes escenarios considerados en el proceso de planificación para el período 2023-2027.

Grupo	Factor		Recuperación	Carbono Neutralidad	Transición Acelerada
Externos	Crecimiento económico		Bajo	Medio	Alto
	Precio de combustibles fósiles		Bajo	Medio	Alto
	Disminución de costos de tecnologías ERNC		Disminución lenta	Disminución media	Disminución rápida
Emisiones locales y globales	Compromisos climáticos de mitigación GEI		NDC y CN 2050 incierta	NDC y CN 2050	NDC y adelanto CN
	Disminuir contaminación local sector residencial	Leña seca	Alta en zona urbana	Alta en zona urbana Disminuye uso a largo plazo	Disminución substancial uso de leña, la que queda es seca
		Calefacción distrital	Base	Medio	Alto
		Recambio de calefactores	Base	Medio	Medio
		Aislación térmica	Base	Medio	Alto + net zero buildings
	Precio al carbono		Bajo	Medio	Alto
Nuevas tecnologías	Electromovilidad		Estrategia actual	Niveles carbono neutralidad	Mayores a Carbono neutralidad
	Hidrógeno verde (H2V)		Tendencia natural	Niveles carbono neutralidad	Estrategia de H2 verde
	Almacenamiento en SEN		Medio	Alto	Alto+
	Sistema energético + descentralizado /rol del usuario	Generación distribuida	Base	Alta	Alta+
		Gestión inteligente de la demanda	Gestión climatización	Gestión horaria EM Gestión climatización	Gestión inteligente EM Gestión climatización
		Producción de H2V	Antofagasta y Magallanes Bajo producción on-grid Exportación baja	Antofagasta y Magallanes Media producción on-grid Exportación media	Descentralización, con más puntos de producción en el país (Antofagasta-Valparaíso-Biobío-Magallanes) Alta producción on-grid Exportación optimista
	Tecnologías de Captura, Uso y Almacenamiento de Carbono (CCUS)		No	Sí	Sí
Eficiencia energética	Uso eficiente en CPR		Ley EE	Ley EE+	Ley EE + y Net zero buildings
	Uso eficiente en Transporte, Industria y Minería		Ley EE	Ley EE+	Ley EE++ Alta penetración de renovables en usos térmicos/motrices
Operación del SEN	Uso del gas y diésel		Sin restricciones	Sólo centrales existentes	Operación sin emisiones CO2
	Cierre de carboneras		Actual (2040)	Acelerado (2035)	+Acelerado (2030)
Integración internacional	Importación/exportación de energía		Actual	Exportación H2	Exportación H2+ y combustibles sintéticos

Fig. 2.7: Planificación Energética de Largo Plazo [6].

La planificación de la transmisión eléctrica en Chile [26] es una tarea anual llevada a cabo en colaboración entre la CNE, el Coordinador Eléctrico Nacional (CEN) y el Ministerio de Energía. En el esquema representado en la Fig. 2.8, se puede observar la estructura que estos organismos siguen en la elaboración de informes, propuestas y planes para el desarrollo de dicha planificación. Además, los Servicios de Evaluación Ambiental (SEA) y la Superintendencia de Electricidad y Combustibles (SEC) garantizan el cumplimiento de los criterios ambientales y de conexión a la red necesarios para llevar a cabo estas obras de infraestructura.

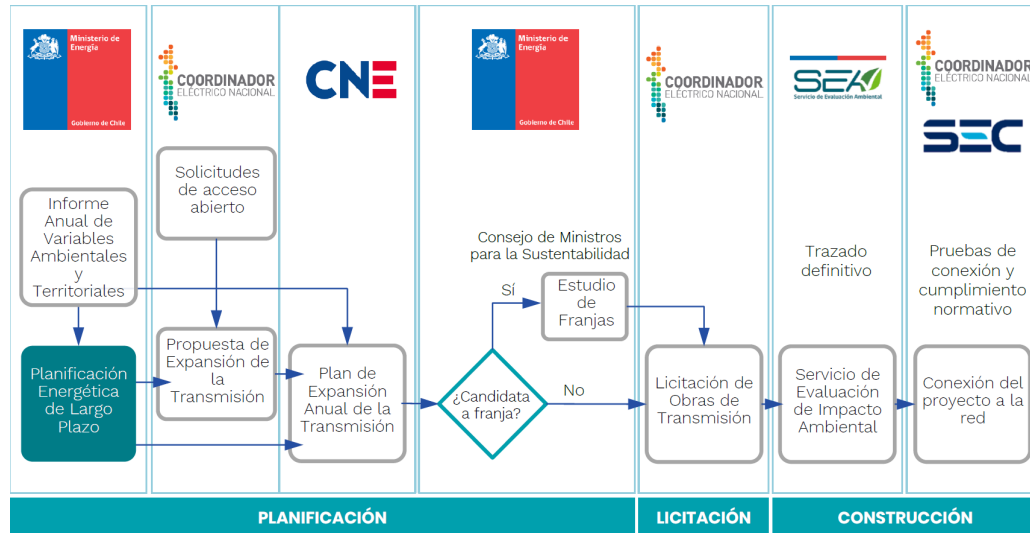


Fig. 2.8: Planificación de transmisión en Chile [6].

2.6. Ejemplo internacional de planificación

En Estados Unidos, el proceso de TEP consta de diversas etapas que abarcan la clasificación y ubicación de las generaciones propuestas, el análisis de los beneficios que aportará la infraestructura a la región, la decisión sobre la asignación de costos, la obtención de beneficios regulatorios necesarios, la ubicación de la infraestructura y, finalmente, la fase de construcción, como muestra la Fig. 2.9. Este proceso está supervisado por la Comisión Federal Reguladora de Energía (FERC) [7]. Por lo general, la duración estimada del proceso completo de planificación y construcción de la infraestructura de transmisión ronda entre 7 y 13 años.

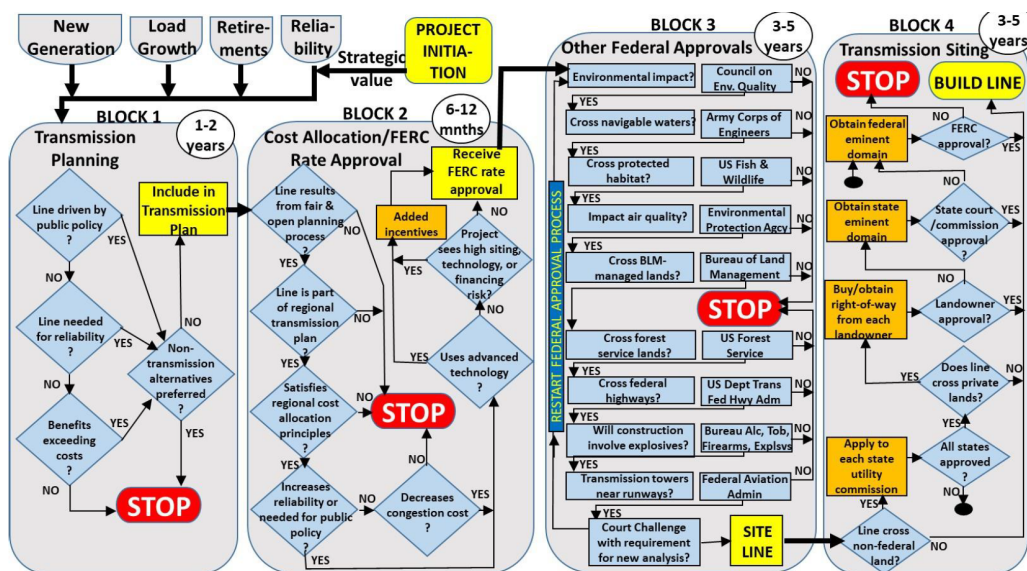


Fig. 2.9: Proceso de planificación de expansión de la transmisión en Estados Unidos [7].

2.7. Técnicas de resolución

La planificación del sistema eléctrico es comúnmente abordada como un problema de optimización. En este proceso, se busca minimizar los costos asociados de operación, inversión y falla, considerando las restricciones operacionales de los equipos y las condiciones de carga específicas. Para aquello, existen diversas técnicas de optimización, tradicionales y modernas, que se han desarrollado para resolver estos problemas de planificación y se clasifican típicamente en tres grupos:

Técnicas convencionales de optimización: Estos son las técnicas recurrentemente utilizados para resolver problemas de optimización, que incluyen la Programación Lineal, Programación No-Lineal, Programación Cuadrática, Descenso de Gradiente, Punto Interior y MILP [27, 28].

Técnicas de búsqueda inteligente: Técnicas de optimización que buscan obtener soluciones eficientes a través de la búsqueda intuitiva de soluciones y el manejo inteligente del problema. Estos incluyen Redes Neuronales, Algoritmos Evolutivos, Búsqueda Tabú y Optimización de Enjambre de Partículas [29–32].

Técnicas no cuantitativas para abordar incertidumbres: Técnicas de resolución que no se basan en cantidades mensurables, involucrando aspectos subjetivos en dicho proceso de resolución. Estos incluyen la Optimización Probabilística, Aplicaciones de Conjunto Difuso y Procesos Analíticos Jerárquicos (AHP) [33–35].

2.8. Planificación propuesta

Analizada la teoría de planificación de sistemas eléctricos y con el objetivo de co-optimizar tanto la infraestructura de generación como la de transmisión, tal como se propuso al principio de esta memoria, en este trabajo se propone realizar la planificación conjunta de la generación y la transmisión, aprovechando la interrelación de las decisiones de inversión en ambos tipos de infraestructura.

Otro motivo que respalda esta propuesta es la oportunidad de analizar las proyecciones de demanda y el impacto de las fuentes renovables de energía en el sistema eléctrico. La variabilidad de los datos de demanda y generación renovable exige ser incorporada a la planificación como incertidumbre, y en la siguiente sección se presentan los enfoques de optimización que abordan dicha incertidumbre.

Por último, señalar que se generan escenarios a largo plazo que se ajustan tanto a las previsiones de demanda como a las capacidades máximas de generación renovable. Por lo tanto, el tipo de planificación estática es el apropiado para esta circunstancia.

Capítulo 3

Optimización bajo incertidumbre

Entre los principales enfoques de optimización que abordan la incertidumbre, destaca el enfoque distribucionalmente robusto propuesto en esta memoria. Sin embargo, para comprender cómo estos métodos manejan y modelan la incertidumbre, es útil explorar los enfoques predecesores, como se hace en este capítulo. Analizar cómo asignan importancia a los escenarios inciertos y a la información probabilística necesaria proporciona un contexto que permite apreciar las ventajas y desventajas de cada enfoque.

3.1. Programación estocástica

3.1.1. Descripción

La programación estocástica es uno de los enfoques más recurrentes para modelar problemas de optimización bajo incertidumbre. Este enfoque asume un conocimiento completo y preciso sobre la distribución aleatoria de los escenarios [36], como se muestra a modo de ejemplo la Fig. 3.1. Comúnmente, la resolución de este tipo de problemas se divide en dos etapas de toma de decisiones. La principal desventaja de este enfoque es que resulta muy costoso computacionalmente, ya que requiere un número significativo de escenarios para representar la incertidumbre.

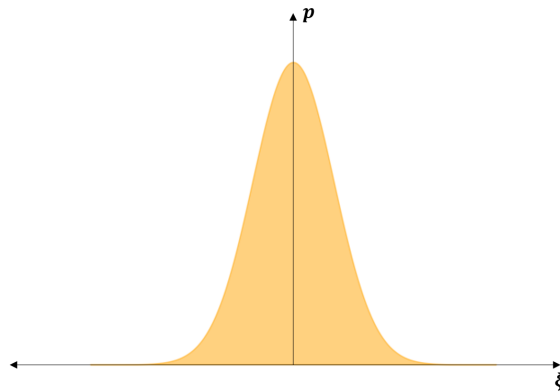


Fig. 3.1: Distribución de probabilidad en la SP.

3.1.2. Programación estocástica de dos etapas

En el problema de toma de decisiones bajo incertidumbre, las decisiones deben tomarse en distintas etapas o horizontes de tiempo. Para abordar esta situación, este enfoque asume el conocimiento de la distribución de los parámetros aleatorios.

Dichas etapas de decisión se dividen en dos, como se ilustra en la Fig. 3.2:

1. **Primera etapa de decisión:** Estas decisiones se toman sin conocimiento de la incertidumbre y suelen denominarse decisiones *aquí y ahora*.
2. **Segunda etapa de decisión:** Son las decisiones (también llamadas *funciones de recurso*) que implican acciones correctivas una vez que se han revelado los datos aleatorios.

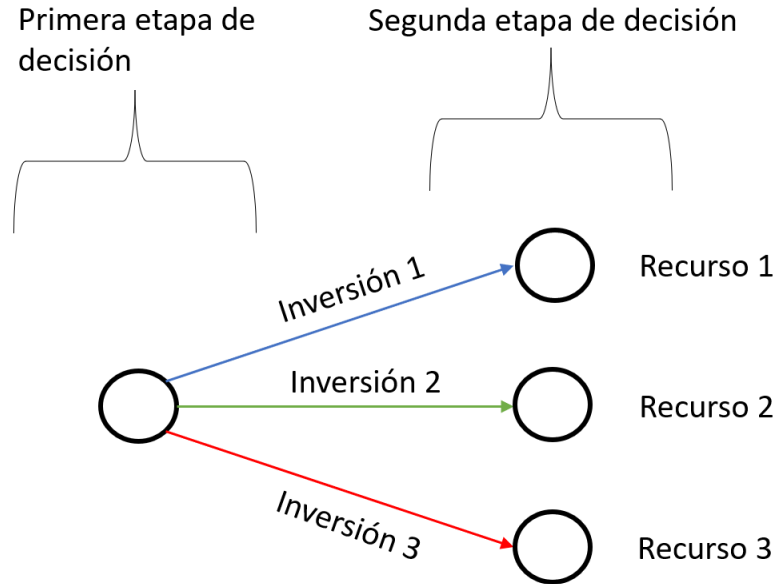


Fig. 3.2: Primera y segunda etapa de decisión.

Matemáticamente, esto se representa en la siguiente ecuación:

(SP)

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \mathbf{c}^T \mathbf{x} + E_P[f(\mathbf{x}, \xi)] \quad (3.1)$$

donde se distingue el primer término, $\mathbf{c}^T \mathbf{x}$, que corresponde a la primera etapa de decisión, donde las decisiones están representadas por el vector $\mathbf{x}$. En el segundo término, o en la segunda etapa de decisión, $f(\mathbf{x}, \xi)$ corresponde a la función recurso del problema. En la formulación, se utiliza el valor esperado de la función recurso sobre todas las realizaciones de ξ dada una medida de probabilidad P , con el fin de cuantificar las acciones correctivas una vez revelada la incertidumbre.

La función recurso o de costo operacional $f(\mathbf{x}, \xi)$ se define en la siguiente relación:

$$f(\mathbf{x}, \xi) = \min_{\mathbf{y} \geq 0} \{ \mathbf{h}^\top \mathbf{y} \mid \mathbf{W}\mathbf{y} \geq \mathbf{b} - \mathbf{B}\xi - \mathbf{T}\mathbf{x} \} \quad (3.2)$$

donde las decisiones de la segunda etapa están representadas por el vector $\mathbf{y}$. Cabe destacar que cada vector que dependa de ξ puede tomar un valor aleatorio.

3.2. Optimización robusta

3.2.1. Descripción

La optimización robusta se presenta como una alternativa a la (SP). En este enfoque, la incertidumbre ξ se modela como un conjunto de incertidumbre $\mathcal{U}$, sin tener conocimiento de la distribución de probabilidad [37]. Una formulación genérica de la optimización robusta se presenta en la siguiente ecuación:

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \max_{\xi \in \mathcal{U}} [g(\mathbf{x}, \xi)] \quad (3.3)$$

donde $\mathbf{x}$ representa el vector de variables y X es el conjunto de soluciones factibles (variables binarias o enteras no negativas).

El enfoque robusto busca una solución factible y óptima para el “peor” de los casos. La principal desventaja de este enfoque es que genera soluciones demasiado conservadoras.

3.2.2. Optimización robusta de dos etapas

Al igual que en la (SP), la optimización robusta de dos etapas considera que en la primera etapa se toman decisiones antes de que la incertidumbre se revele, y en la segunda etapa se toman acciones correctivas una vez que dicha incertidumbre se ha manifestado [38]. La contraparte robusta de dos etapas se define como:

(RO)

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \left\{ \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \max_{\xi \in \mathcal{U}} [f(\mathbf{x}, \xi)] \right\} \quad (3.4)$$

donde se calcula el mínimo costo operativo $f(\mathbf{x}, \xi)$ más elevado, definido en la siguiente relación:

$$f(\mathbf{x}, \xi) = \min_{\mathbf{y} \geq 0} \{ \mathbf{h}^\top \mathbf{y} \mid \mathbf{W}\mathbf{y} \geq \mathbf{b} - \mathbf{B}\xi - \mathbf{T}\mathbf{x} \} \quad (3.5)$$

que, a su vez, depende de las decisiones tomadas en la primera etapa, dadas por $\mathbf{x}$, y de la realización ξ , perteneciente al conjunto de incertidumbre $\mathcal{U}$.

3.3. Optimización distribucionalmente robusta

3.3.1. Descripción

La optimización distribucionalmente robusta es un enfoque de optimización en el que se dispone de información distribucional limitada sobre la incertidumbre ξ [39]. A diferencia de la (SP), que tiene información completa sobre la distribución de probabilidad, la optimización distribucionalmente robusta se basa en el paradigma de conjuntos de *ambigüedad* [40]. Una formulación genérica se presenta como:

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \sup_{P \in \mathcal{D}} \mathbb{E}_P [g(\mathbf{x}, \xi) \mid S] \quad (3.6)$$

donde $\mathcal{D}$ se define en el siguiente conjunto:

$$\mathcal{D} = \left\{ P \in \mathcal{P} : \underline{\mu} \leq \mathbb{E}_P [\xi \mid S] \leq \overline{\mu} \right\} \quad (3.7)$$

Esta última expresión se define como el conjunto de ambigüedad [41], que contiene información sobre el conjunto de distribuciones de probabilidad que puede tomar la incertidumbre, como se ilustra en la Fig. 3.3. Dicha incertidumbre se interpreta como un vector aleatorio $\xi : S \rightarrow \Xi$, donde el conjunto soporte Ξ incluye todos los posibles perfiles de incertidumbre. Se define la función medible $\xi(s)$, que asigna el punto $s \in S$ al conjunto soporte Ξ . Es importante destacar que se considera el espacio medible $(S, \mathbb{S})$, donde $\mathbb{S}$ es el sigma-álgebra del espacio muestral S , es decir, $\mathbb{S}$ es el conjunto que contiene todos los eventos posibles en el espacio muestral S .

En síntesis, el conjunto de ambigüedad $\mathcal{D}$ representa el conjunto de todas las medidas de probabilidad condicional, restringidas por $\mathbb{S}$, que generan un valor esperado condicional para ξ , dentro de los límites dados por $\underline{\mu}$ y $\overline{\mu}$. Además, es relevante destacar que $\mathcal{P}$ es el conjunto completo de probabilidades medibles en el espacio medible $(S, \mathbb{S})$.

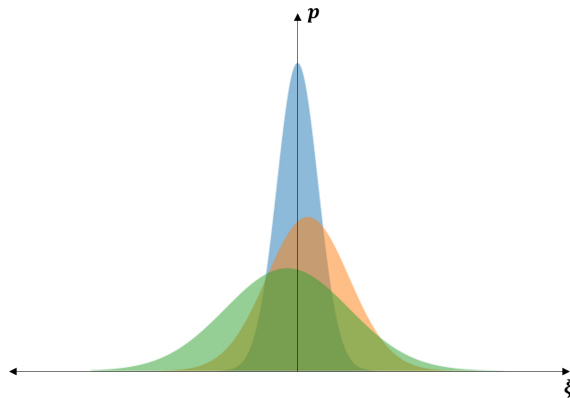


Fig. 3.3: Conjunto de ambigüedad $\mathcal{D}$.

Este enfoque busca protegerse contra la “peor” distribución de probabilidad de la incertidumbre. Sin embargo, la definición del conjunto de ambigüedad $\mathcal{D}$ está directamente relacionada con el costo computacional que incurre el modelo, así como con el conservadurismo de la solución.

3.3.2. Optimización distribucionalmente robusta de dos etapas

La optimización distribucionalmente robusta de dos etapas, al igual que sus predecesoras, sigue los mismos criterios en cuanto a las etapas de decisión. Estas decisiones se dividen en dos etapas: en la primera, se toman las decisiones conocidas como “aquí y ahora”, antes de que se revele la incertidumbre; en la segunda, se toman las decisiones de recurso, también conocidas como “esperar y ver”, una vez que se desvelan los eventos inciertos.

La definición de la optimización distribucionalmente robusta de dos etapas se presenta en la siguiente ecuación:

$$\min_{\mathbf{x} \in X} \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \sup_{P \in \mathcal{D}} \mathbb{E}_P [f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}) \mid S] \quad (3.8)$$

El objetivo de esta función es minimizar, primero, el costo de las decisiones dadas por el vector $\mathbf{x}$ de la primera etapa, y al mismo tiempo, el costo esperado en el “peor” de los casos de todas las distribuciones de probabilidad del conjunto de ambigüedad $\mathcal{D}$, lo que se interpreta como una medida de expectativa adversa a la ambigüedad.

Siendo el segundo sumando de la ecuación (3.8) un típico problema de momentos [42], se expresa en el siguiente problema:

$$\sup_{P \in \mathcal{P}} \int_S f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}) dP \quad (3.9)$$

s.a.

$$\int_S dP = 1 : \alpha_0 \quad (3.10)$$

$$\underline{\boldsymbol{\mu}} \leq \int_S \boldsymbol{\xi} dP \leq \overline{\boldsymbol{\mu}} : \underline{\boldsymbol{\alpha}}, \overline{\boldsymbol{\alpha}} \quad (3.11)$$

donde este se convierte en un problema de programación lineal semi-infinito con infinitas filas y columnas. Se aprecia que α_0 , $\underline{\boldsymbol{\alpha}}$ y $\overline{\boldsymbol{\alpha}}$ son los valores duales de la optimización.

Desde el punto de vista del costo operativo del sistema, bajo el plan de inversión definido $\mathbf{x}$ y la realización $\boldsymbol{\xi}$, el mínimo costo operacional se representa por la siguiente relación:

$$f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(s)) = \min_{\mathbf{y} \geq 0} \{\mathbf{h}^\top \mathbf{y} \mid \mathbf{W}\mathbf{y} \geq \mathbf{b} - \mathbf{B}\boldsymbol{\xi}(s) - \mathbf{T}\mathbf{x}\} \quad (3.12)$$

donde cabe recalcar que $f(\mathbf{x}, \boldsymbol{\xi}(s))$ es una función convexa sobre $\mathbf{x}$ y $\boldsymbol{\xi}(s)$. Dicha función considera los costos operativos sobre el vector $\mathbf{h}$, mientras que la desigualdad vectorial representa las restricciones operativas a través de los vectores $\mathbf{W}$, $\mathbf{b}$, $\mathbf{B}$ y $\mathbf{T}$.

3.3.3. Equivalente finito de la optimización distribucionalmente robusta de dos etapas

Ahora, el problema (3.9) - (3.11) se replantea como el siguiente problema semi-infinito dual, con infinitas restricciones - columnas:

$$\min_{\alpha_0, \underline{\alpha} \geq 0, \bar{\alpha} \geq 0} \alpha_0 + \bar{\mu}^\top \bar{\alpha} - \underline{\mu}^\top \underline{\alpha} \quad (3.13)$$

s.a.

$$\alpha_0 + (\bar{\alpha} - \underline{\alpha})^\top \xi(s) \geq f(\mathbf{x}, \xi(s)) \quad \forall s \in S \quad (3.14)$$

donde las infinitas restricciones dadas por la expresión (3.14) se formulan como una única restricción:

$$\alpha_0 \geq \sup_{s \in S} \{f(\mathbf{x}, \xi(s)) - (\bar{\alpha} - \underline{\alpha})^\top \xi(s)\} \quad (3.15)$$

la cual es válida porque, si se cumple para el supremo de s , se cumple para todo s .

Se denota como s^* la solución de la ecuación (3.15). Entonces, la imagen de la solución, denotada como $\xi(s^*)$, pertenece al conjunto de puntos extremos $\mathcal{E}$ del conjunto poliedral Ξ , teniendo en cuenta que el lado derecho de la ecuación (3.15) es convexo sobre $\xi(s)$ [43]. Por lo tanto, la misma región factible para α_0 , $\underline{\alpha}$ y $\bar{\alpha}$ está determinada por el conjunto $\mathcal{E}$, tanto para la restricción (3.14) como para la restricción (3.15).

El conjunto finito de puntos extremos $\mathcal{E}$ almacena cada punto extremo $k \in K$, denotado como una realización particular ξ^k . Ahora, el problema primal (3.9) - (3.11) permite una formulación finita equivalente, como se expresa en el siguiente problema:

(Primal)

$$\max_{p^k \geq 0} \sum_{k \in K} p^k f(\mathbf{x}, \xi^k) \quad (3.16)$$

s.a.

$$\sum_{k \in K} p^k = 1 \quad (3.17)$$

$$\underline{\mu} \leq \sum_{k \in K} p^k \xi^k \leq \bar{\mu} \quad (3.18)$$

donde las distribuciones de probabilidad del conjunto de ambigüedad $\mathcal{D}$ pasan a ser finitas y discretas. De la misma manera, el problema dual (3.13) - (3.14) permite una formulación finita equivalente, como se expresa en el siguiente problema:

(Dual)

$$\min_{\alpha_0, \underline{\alpha} \geq 0, \bar{\alpha} \geq 0} \alpha_0 + \bar{\mu}^\top \bar{\alpha} - \underline{\mu}^\top \underline{\alpha} \quad (3.19)$$

s.a.

$$\alpha_0 + (\bar{\alpha} - \underline{\alpha})^\top \xi^k \geq f(\mathbf{x}, \xi^k) \quad \forall k \in K \quad (3.20)$$

Para dar mayor brevedad a la formulación anterior y basándonos en la ecuación (3.12), se reemplaza $f(\mathbf{x}, \xi^k)$ por $\mathbf{h}^\top \mathbf{y}^k$, que es el costo operativo factible genérico correspondiente a la realización ξ^k . Por lo tanto, se incluyen las variables y restricciones operacionales en la nueva formulación, tal como se muestra en el siguiente problema:

$$\min_{\alpha_0, \underline{\alpha} \geq 0, \bar{\alpha} \geq 0} \alpha_0 + \bar{\mu}^\top \bar{\alpha} - \underline{\mu}^\top \underline{\alpha} \quad (3.21)$$

s.a.

$$\alpha_0 + (\bar{\alpha} - \underline{\alpha})^\top \xi^k \geq \mathbf{h}^\top \mathbf{y}^k \quad \forall k \in K \quad (3.22)$$

$$\mathbf{W}\mathbf{y}^k \geq \mathbf{b} - \mathbf{B}\xi^k - \mathbf{T}\mathbf{x} \quad \forall k \in K \quad (3.23)$$

Este reemplazo produce el mismo valor óptimo, ya que $\mathbf{h}^\top \mathbf{y}^k$ está acotado inferiormente por $g(\mathbf{x}, \xi^k)$.

Finalmente, el enfoque distribucionalmente robusto expuesto en el problema (3.8) se escribe como una MILP finita equivalente basada en escenarios:

(DRO)

$$\min_{\substack{\mathbf{x} \in X \\ \alpha_0, \mathbf{y}^k \geq 0, \underline{\alpha} \geq 0, \bar{\alpha} \geq 0}} \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \alpha_0 + \bar{\mu}^\top \bar{\alpha} - \underline{\mu}^\top \underline{\alpha} \quad (3.24)$$

s.a.

$$\alpha_0 + (\bar{\alpha} - \underline{\alpha})^\top \xi^k \geq \mathbf{h}^\top \mathbf{y}^k \quad \forall k \in K \quad (3.25)$$

$$\mathbf{W}\mathbf{y}^k \geq \mathbf{b} - \mathbf{B}\xi^k - \mathbf{T}\mathbf{x} \quad \forall k \in K \quad (3.26)$$

Capítulo 4

Formulaciones matemáticas

El enfoque distribucionalmente robusto no solo ofrece ventajas en la modelación de la incertidumbre, sino que también prescinde de la necesidad de contar con información probabilística previa, como se expuso en el capítulo anterior. Sin embargo, la principal ventaja que se aprovecha es que permite desarrollar formulaciones robustas y deterministas a partir de su propia estructura, sin requerir datos sobre la distribución de probabilidades, lo cual se demuestra en la elaboración de las formulaciones presentadas en este capítulo. Asimismo, en este capítulo se desarrolla primeramente la composición de la incertidumbre y los límites de la expectativa condicional dentro del enfoque distribucionalmente robusto, aspecto que resulta fundamental para controlar el grado de robustez del enfoque.

4.1. Composición de la incertidumbre

El vector incertidumbre esta compuesto por todos los valores de demanda eléctrica y de la máxima generación renovable que involucra el escenario k . Dicho vector posee una dimensión que es igual a la multiplicación de la cantidad de periodos por la suma de la cantidad de consumos y generadores renovables, es decir $|\mathcal{H}| = |\mathcal{T}| (|\mathcal{C}| + |\mathcal{R}|)$. Este se define como:

$$\boldsymbol{\xi}^k = \left[d_{1,1}^k \ \dots \ d_{1,|\mathcal{T}|}^k \ \dots \ d_{|\mathcal{C}|,1}^k \ \dots \ d_{|\mathcal{C}|,|\mathcal{T}|}^k \ v_{1,1}^k \ \dots \ v_{1,|\mathcal{T}|}^k \ \dots \ v_{|\mathcal{R}|,1}^k \ \dots \ v_{|\mathcal{R}|,|\mathcal{T}|}^k \right]^\top \quad (4.1)$$

donde el superíndice indica el escenario involucrado, el primer subíndice señala el consumo o el generador, según corresponda, y el segundo subíndice representa el bloque horario.

Su composición consta de que las primeras $|\mathcal{T}| |\mathcal{C}|$ filas se componen de los valores de demanda eléctrica para cada uno de los $|\mathcal{T}|$ periodos de cada consumo. De igual manera, las ultimas $|\mathcal{T}| |\mathcal{R}|$ filas se componen de los valores de máxima generación renovable para cada uno de los $|\mathcal{T}|$ periodos de cada generador renovable.

La inclusión minuciosa de los parámetros de incertidumbre permite considerar todos los estados posibles de la incertidumbre en la formulación del problema.

4.2. Composición de los límites de la expectativa condicional de la incertidumbre

Establecida la incertidumbre, se definen los límites de la expectativa de probabilidad condicional en los cuales se basa el enfoque distribucionalmente robusto de acuerdo con la restricción (3.18). Entonces, con el fin de controlar el grado de conservadurismo a asignar, se establecen estos límites de acuerdo con la variabilidad medible en las expectativas de incertidumbre, las cuales están representadas por muestras de promedios de distintas cantidades de vectores de incertidumbre. Por tanto, se fija dicho rango entre: el promedio de las muestras de promedios μ_μ menos k_σ desviaciones estándar de las muestras de los promedios σ_μ , y el promedio de las muestras de promedios μ_μ más k_σ desviaciones estándar de las muestras de los promedios σ_μ . Evidentemente, el parámetro k_σ permite el control sobre dichos límites.

4.2.1. Muestreo y definición de límites

Para realizar el muestreo, primeramente se definen dos conjuntos, el primero es M , que contiene los índices correspondientes de las m muestras de promedios, y luego se definen los conjuntos N_i , que contienen los índices de los distintos escenarios que componen la muestra i . Además se define el parámetro n que restringe la cantidad máxima permitida de conjuntos N_i de igual tamaño. Con base en esto, se calcula un promedio para cada muestra, como se define en la siguiente ecuación:

$$\mu^i = \sum_{j \in N_i} \frac{\xi^j}{|N_i|} \quad (4.2)$$

donde cabe mencionar que cada conjunto N_i es único y no se repite.

Por lo tanto, dado que se busca determinar el punto medio y el grado de dispersión de las muestras de promedios, se define el promedio de las muestras de promedios:

$$\mu_\mu = \sum_{i \in M} \frac{\mu^i}{m} \quad (4.3)$$

y la desviación estándar de las muestras de promedios:

$$\sigma_\mu = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i \in M} (\mu^i - \mu_\mu)^2} \quad (4.4)$$

Finalmente, se definen los límites de expectativa condicional de incertidumbre:

$$\bar{\mu} = \mu_\mu + k_\sigma \sigma_\mu \quad (4.5)$$

$$\underline{\mu} = \mu_\mu - k_\sigma \sigma_\mu \quad (4.6)$$

4.3. Formulaciones de planificación

En esta sección, se definen las formulaciones distribucionalmente robusta, robusta y determinista. Estas formulaciones constituyen el punto de convergencia de toda la teoría previamente mencionada, proporcionando las herramientas para desarrollar el problema de planificación.

4.3.1. Formulación distribucionalmente robusta

Planteada la **(DRO)**, se desarrolla una formulación que siga la línea tanto de [44], como de [45]. Esto permite una exploración de las variables de inversión, abarcando tanto las infraestructuras de transmisión como de generación térmica y renovable. Asimismo, se formulan las restricciones operacionales, que incluyen desde los límites de generación, los flujos de potencia en las líneas de transmisión hasta las restricciones relacionadas con las reservas de rampas y los balances de energía. También es importante considerar que las variables duales interactúan tanto con la función objetivo como con las restricciones.

(FDRO)

$$Z(k_\sigma) = \min_{\substack{\mathbf{x} \in X \\ \mathbf{p}_t^k, \mathbf{f}_t^k, \mathbf{q}_t^k, \theta_t^k, \mathbf{r}_t^k, \mathbf{rd}_t^k \\ \bar{\phi}_t^k \geq 0, \underline{\phi}_t^k \geq 0 \\ \alpha_0, \underline{\alpha} \geq 0, \bar{\alpha} \geq 0}} a_n \left(\mathbf{c}^{\text{inv}} + \mathbf{c}^{\text{O\&M}} \right)^\top \mathbf{x} + h_b \left(\alpha_0 + \bar{\boldsymbol{\mu}}^\top \bar{\boldsymbol{\alpha}} - \underline{\boldsymbol{\mu}}^\top \underline{\boldsymbol{\alpha}} \right) \quad (4.7)$$

s.a.

$$\begin{aligned} \alpha_0 + (\bar{\boldsymbol{\alpha}} - \underline{\boldsymbol{\alpha}})^\top \boldsymbol{\xi}^k &\geq \sum_{t \in \mathcal{T}} \left\{ \left(\mathbf{c}^{\text{lin}} + \mathbf{c}^{\text{ru}} + \mathbf{c}^{\text{rd}} \right)^\top \mathbf{p}_t^k \right. \\ &\quad \left. + (\mathbf{c}^+)^\top \bar{\boldsymbol{\phi}}_t^k + (\mathbf{c}^-)^\top \underline{\boldsymbol{\phi}}_t^k \right\} \quad \forall k \in \mathcal{K} \end{aligned} \quad (4.8)$$

$$\mathbf{G}\mathbf{p}_t^k + \mathbf{A}\mathbf{f}_t^k + \mathbf{D}\mathbf{q}_t^k = \mathbf{E}\mathbf{d}_t^k - \underline{\boldsymbol{\phi}}_t^k + \bar{\boldsymbol{\phi}}_t^k \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.9)$$

$$|\mathbf{f}_t^k - \mathbf{H}\theta_t^k| \geq \mathbf{C}(\mathbf{e} - \mathbf{x}) \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.10)$$

$$-\bar{\mathbf{F}}\mathbf{x} - \bar{\mathbf{f}} \leq \mathbf{f}_t^k \leq \bar{\mathbf{f}} + \bar{\mathbf{F}}\mathbf{x} \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.11)$$

$$\mathbf{p}_t^k + \mathbf{r}_t^k \leq \bar{\mathbf{p}} + \bar{\mathbf{P}}\mathbf{x} \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.12)$$

$$\mathbf{p}_t^k - \mathbf{rd}_t^k \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.13)$$

$$0 \leq \mathbf{r}_t^k \leq R_{\text{ramp-up}} \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.14)$$

$$0 \leq \mathbf{rd}_t^k \leq R_{\text{ramp-down}} \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.15)$$

$$-\mathbf{rd}_t^k \leq \mathbf{p}_t^k - \mathbf{p}_{t-1}^k \leq \mathbf{r}_t^k \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.16)$$

$$0 \leq \mathbf{q}_t^k \leq \mathbf{v}_t^k + \mathbf{V}_t^k \mathbf{x} \quad \forall t \in \mathcal{T}, k \in \mathcal{K} \quad (4.17)$$

$$\text{Ecuaciones (4.2) - (4.6)} \quad (4.18)$$

La función objetivo se formula de acuerdo con la ecuación (4.7), donde esta depende del parámetro k_σ . Primero se destaca la valorización de la infraestructura entrante a la red, en forma de inversiones en generación térmica, líneas de transmisión y generación renovable, mediante la suma de los costos de inversión y los gastos de operación y mantenimiento (O&M). La segunda parte de la ecuación se compone de la interacción de las variables duales con los límites de expectativa condicional de la incertidumbre.

En lo que respecta a las restricciones relacionadas con la ecuación (3.25), podemos observar la restricción (4.8). En el lado izquierdo de esta desigualdad, interactúa la incertidumbre con las variables duales. En el lado derecho de la desigualdad, se pondera el costo operacional asociado a cada escenario k . Para cada intervalo de tiempo t , se cuantifican los componentes lineales del costo de la operación térmica, los costos de las reservas para las rampas de subida y bajada de generación, y, por último, se valora el desbalance de energía en los nodos.

Respecto a las restricciones operacionales, tal como se describe en la ecuación (3.26), en la restricción (4.9) se representan los balances de energía en cada barra o nodo, es decir, se aplican los principios de la Ley de Corrientes de Kirchhoff (LCK). A continuación, en la restricción (4.10), se aborda la aproximación del flujo de potencia en DC, equivalente a la Ley de Voltajes de Kirchhoff (LVK). En la restricción (4.11) se establecen los límites máximos de flujo de potencia permitidos tanto en las líneas de transmisión existentes como candidatas, respectivamente. En cuanto a las limitaciones de generación térmica, en la restricción (4.12) se establece que la reserva de rampa de subida debe ser menor que la capacidad de generación disponible, mientras que en la restricción (4.13) se requiere que la reserva de rampa de bajada sea menor que la generación programada. Estas reservas de rampas están sujetas a restricciones tecnológicas, como se representa en la restricción (4.14) y en la restricción (4.15). Para cada intervalo de tiempo, la generación debe transitar desde un nivel de potencia inicial hasta un nivel final, y estas transiciones están limitadas por las reservas de rampas, como se define en la restricción (4.16). En la restricción (4.17), se definen los límites inferiores y superiores de generación renovable tanto para los generadores existentes como para los candidatos. Finalmente, en la restricción (4.18), se definen los límites de expectativa condicional de incertidumbre en función del parámetro k_σ .

4.3.2. Formulación robusta

Con el objetivo de permitir la extracción de soluciones de planificación conforme al escenario identificado como el “peor” de los casos, y siguiendo conjuntamente tanto la **(FDRO)** mencionada previamente como la interpretación de la **(RO)**, se define la formulación robusta:

(FRO)

$$Z = \min_{\substack{\mathbf{x} \in X \\ \mathbf{p}_t^k, \mathbf{f}_t^k, \mathbf{q}_t^k, \boldsymbol{\theta}_t^k, \mathbf{ru}_t^k, \mathbf{rd}_t^k \\ \alpha_0, \bar{\phi}_t^k \geq 0, \underline{\phi}_t^k \geq 0}} a_n \left(\mathbf{c}^{\text{inv}} + \mathbf{c}^{\text{O\&M}} \right)^\top \mathbf{x} + h_b \alpha_0 \quad (4.19)$$

s.a.

$$\alpha_0 \geq \sum_{t \in \mathcal{T}} \left\{ \left(\mathbf{c}^{\text{lin}} + \mathbf{c}^{\text{ru}} + \mathbf{c}^{\text{rd}} \right)^\top \mathbf{p}_t^k + (\mathbf{c}^+)^\top \overline{\phi}_t^k + (\mathbf{c}^-)^\top \underline{\phi}_t^k \right\} \quad \forall k \in \mathcal{K} \quad (4.20)$$

$$\text{Restricciones (4.9) – (4.17)} \quad (4.21)$$

donde las variables duales $\overline{\alpha}$, $\underline{\alpha}$ se establecen en cero [41].

4.3.3. Formulación determinista

El enfoque determinista se fundamenta en datos fijos, excluyendo cualquier evento aleatorio e incertidumbre (ver Sección 2.4). Por ello, la formulación determinista depende de un único escenario específico ξ^k . De manera similar a la **(FRO)**, se igualan las variables duales $\overline{\alpha}$ y $\underline{\alpha}$ a cero [41], tal como se representa en el siguiente problema:

(FD)

$$Z(\xi^k) = \min_{\substack{\mathbf{x} \in X \\ \mathbf{p}_t^k, \mathbf{f}_t^k, \mathbf{q}_t^k, \theta_t^k, \mathbf{ru}_t^k, \mathbf{rd}_t^k \\ \alpha_0, \overline{\phi}_t^k \geq 0, \underline{\phi}_t^k \geq 0}} a_n \left(\mathbf{c}^{\text{inv}} + \mathbf{c}^{\text{O\&M}} \right)^\top \mathbf{x} + h_b \alpha_0 \quad (4.22)$$

s.a.

$$\alpha_0 \geq \sum_{t \in \mathcal{T}} \left\{ \left(\mathbf{c}^{\text{lin}} + \mathbf{c}^{\text{ru}} + \mathbf{c}^{\text{rd}} \right)^\top \mathbf{p}_t^k + (\mathbf{c}^+)^\top \overline{\phi}_t^k + (\mathbf{c}^-)^\top \underline{\phi}_t^k \right\} \quad (4.23)$$

$$\mathbf{Gp}_t^k + \mathbf{Af}_t^k + \mathbf{Dq}_t^k = \mathbf{Ed}_t^k - \underline{\phi}_t^k + \overline{\phi}_t^k \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.24)$$

$$|\mathbf{f}_t^k - \mathbf{H}\theta_t^k| \geq \mathbf{C}(\mathbf{e} - \mathbf{x}) \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.25)$$

$$-\overline{\mathbf{F}}\mathbf{x} - \bar{\mathbf{f}} \leq \mathbf{f}_t^k \leq \bar{\mathbf{f}} + \overline{\mathbf{F}}\mathbf{x} \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.26)$$

$$\mathbf{p}_t^k + \mathbf{ru}_t^k \leq \bar{\mathbf{p}} + \overline{\mathbf{P}}\mathbf{x} \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.27)$$

$$\mathbf{p}_t^k - \mathbf{rd}_t^k \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.28)$$

$$0 \leq \mathbf{ru}_t^k \leq R_{\text{ramp-up}} \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.29)$$

$$0 \leq \mathbf{rd}_t^k \leq R_{\text{ramp-down}} \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.30)$$

$$-\mathbf{rd}_t^k \leq \mathbf{p}_t^k - \mathbf{p}_{t-1}^k \leq \mathbf{ru}_t^k \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.31)$$

$$0 \leq \mathbf{q}_t^k \leq \mathbf{v}_t^k + \mathbf{V}_t^k \mathbf{x} \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.32)$$

Capítulo 5

Experimentos

Basadas en las formulaciones previamente expuestas, es momento de realizar experimentos de planificación a través de casos de estudio que permitan analizar cómo los enfoques desarrollan soluciones para optimizar tanto la infraestructura como la operación del sistema, así como evaluar el rendimiento computacional asociado a estos experimentos. Además, se llevan a cabo experimentos evaluativos que permiten: 1) cuantificar el potencial de las soluciones en escenarios no planificados y 2) analizar las distribuciones de probabilidad de los escenarios en las soluciones de planificación.

5.1. Consideraciones preliminares

Esta sección brinda detalles sobre la composición de los casos de estudio, explica el proceso de formación y proyección de los escenarios, y describe cada modelo de planificación utilizado en los experimentos, destacando su propósito específico.

5.1.1. Casos de estudio

A continuación, se detallan las características topológicas y técnicas que constituyen los casos de estudio, los cuales serán sujetos tanto de planificación como de evaluación. Estos casos se basan en sistemas de prueba IEEE, además de incluir un sistema SEN reducido.

5.1.1.a. Caso 1: Sistema de 2 barras

La topología de red del sistema se ilustra en la Fig. 5.1.

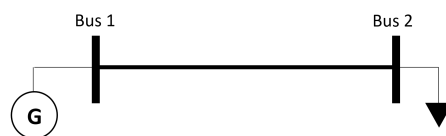


Fig. 5.1: Topología de red del sistema de 2 barras.

Este caso cuenta con 2 barras, 4 generadores térmicos (1 existente y 3 candidatos), 4 líneas de transmisión (1 existente y 3 candidatas) y 1 consumo. Los datos técnicos sobre los generadores térmicos y líneas de transmisión que lo componen se muestran en las Tablas 7.1 y 7.2, respectivamente (ver Anexo 7.1.1). Cabe agregar que este caso no posee generadores renovables.

5.1.1.b. Caso 2: IEEE 6-bus Garver system

La topología de red del sistema se ilustra en la Fig. 5.2.

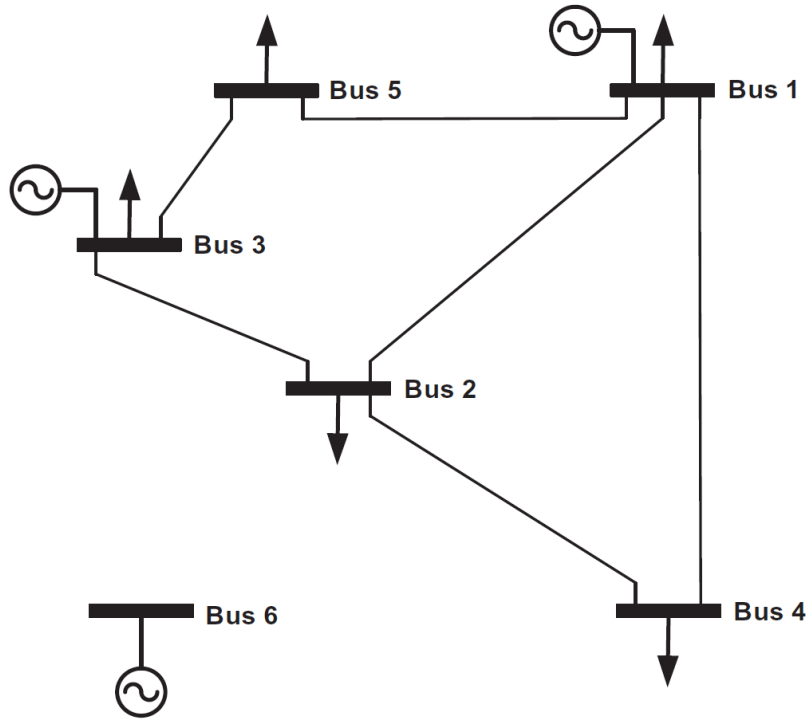


Fig. 5.2: Topología de red del IEEE 6-bus Garver system [8].

Este caso cuenta con 6 barras, 6 generadores térmicos (3 existentes y 3 candidatos), 2 generadores renovables (2 candidatos), 11 líneas de transmisión (6 existentes y 5 candidatas) y 5 consumos. Los datos técnicos sobre los generadores térmicos, generadores renovables y líneas de transmisión que lo componen se muestran en las Tablas 7.3, 7.4 y 7.5, respectivamente (ver Anexo 7.1.2).

5.1.1.c. Caso 3: IEEE 39-bus system

La topología de red del sistema se ilustra en la Fig. 5.3.

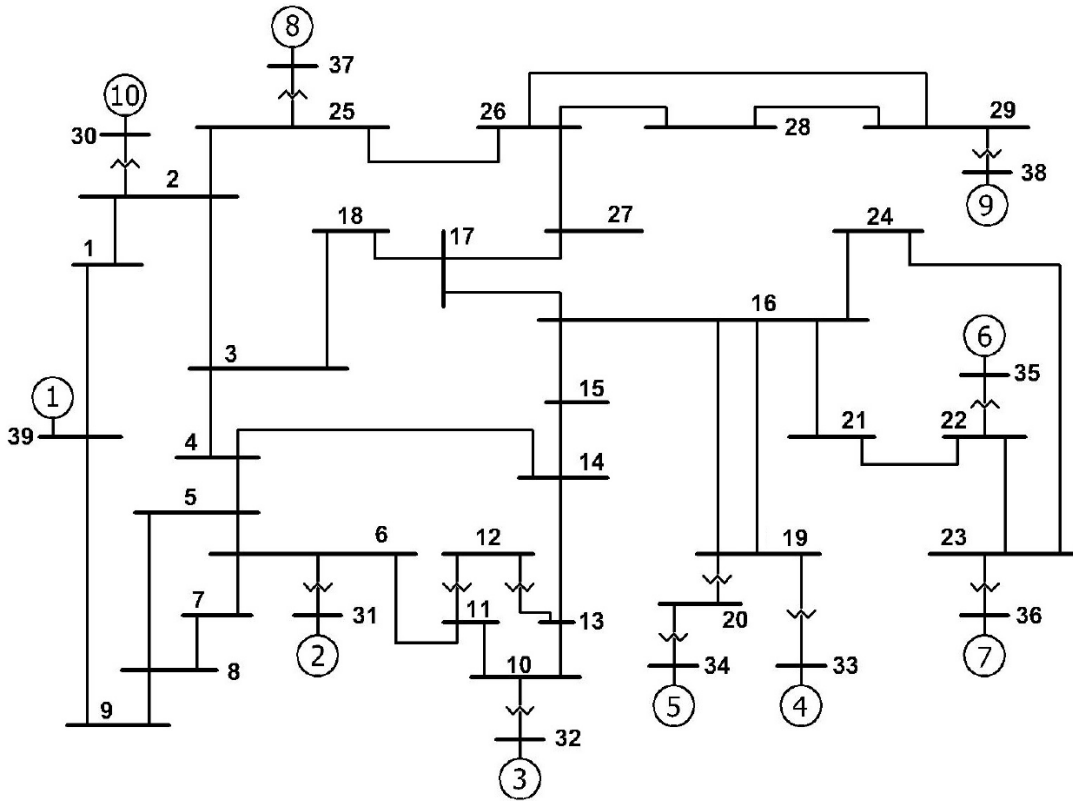


Fig. 5.3: Topología de red del IEEE 39-bus system [9].

Este caso cuenta con 39 barras, 13 generadores térmicos (10 existentes y 3 candidatos), 3 generadores renovables (1 existente y 2 candidatos), 51 líneas de transmisión (46 existentes y 5 candidatas) y 21 consumos. Los datos técnicos sobre los generadores térmicos, generadores renovables y líneas de transmisión que lo componen se muestran en las Tablas 7.6, 7.7 y 7.8, respectivamente (ver Anexo 7.1.3).

5.1.1.d. Caso 4: Sistema SEN reducido

Este caso consta con la modificación y actualización de la información utilizada por Bahamonde [10]. Los generadores térmicos existentes se basan en centrales termoeléctricas con fuentes de energía como el gas y el diésel, mientras que los generadores térmicos candidatos se basan en centrales con el carbón como fuente de energía, por lo que la inversión implica la reconversión de estas plantas a gas natural. Estos marcan el hito de descarbonización total del sistema a la actualidad. En cuanto a las líneas de transmisión candidatas son proyecciones de líneas de refuerzo a las líneas ya existentes. Además se toma como referencia el Informe Técnico Definitivo Plan de Expansión Anual de Transmisión Año 2022 [46] para agregar nuevas conexiones siendo no necesariamente líneas de refuerzo.

La topología de red del sistema se ilustra en la Fig. 5.4.

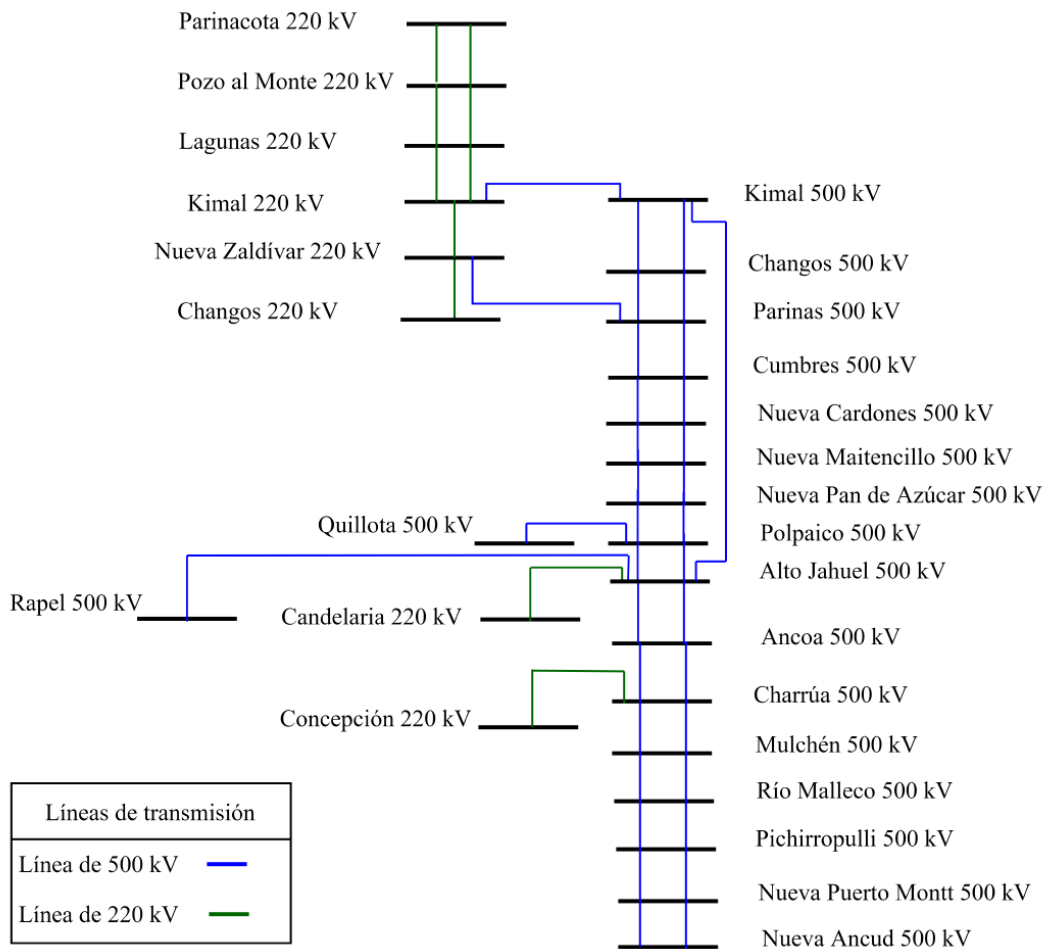


Fig. 5.4: Topología de red del sistema SEN reducido [10].

En resumen, este caso cuenta con 26 barras, 45 generadores térmicos (40 existentes y 5 candidatos), 44 generadores renovables (36 existentes y 8 candidatos), 46 líneas de transmisión (37 existentes y 9 candidatas) y 23 consumos. Los datos técnicos sobre los generadores térmicos, generadores renovables y líneas de transmisión que lo componen se muestran en las Tablas 7.9, 7.10 y 7.11, respectivamente (ver Anexo 7.1.4).

5.1.2. Escenarios de planificación y evaluación

A continuación, se detalla el proceso de generación, caracterización y proyección de los escenarios empleados en los experimentos de planificación y evaluación. Estos escenarios son componentes de la incertidumbre asociada a la demanda y a la máxima generación renovable.

5.1.2.a. Generación de escenarios

En cada base de datos¹ de los casos de estudio, se dispone del perfil² horario completo de un año (8760 datos) para cada consumo y generador renovable que conforma el sistema. Por lo tanto, para generar los escenarios, se dividen estos datos en bloques de 168 horas, siempre conservando la correlación temporal entre datos.

5.1.2.b. Caracterización horaria

Estos 168 bloques horarios que componen cada escenario representan el periodo de una semana. En las Figs. 5.5 y 5.6 se representan las curvas de demanda y máxima generación renovable, tanto para un consumo representativo como para un generador renovable representativo, respectivamente. Dichas curvas permiten, a modo de ejemplo, visualizar la composición temporal de la incertidumbre en cada uno de los escenarios.

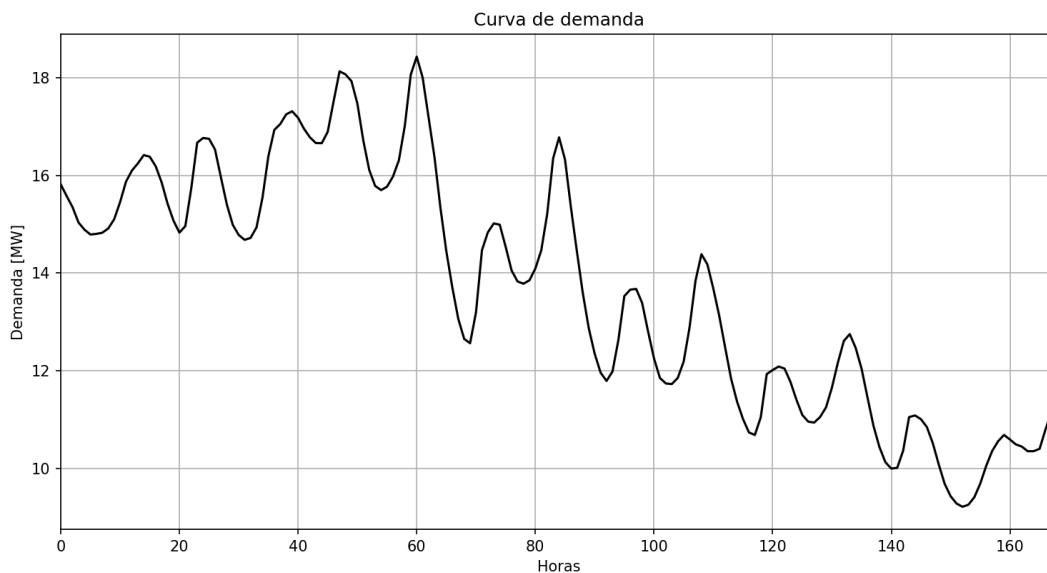


Fig. 5.5: Demanda horaria representativa.

¹Las bases de datos de los casos de estudio se encuentra en la carpeta "BD" (ver Anexo 7.3.1).

²En particular, para el Caso 4, la extracción de perfiles de demanda se realiza a través de la plataforma web proporcionada por el CEN [47]. Respecto a los perfiles de máxima generación renovable, estos se generan mediante datos y apoyos provenientes de múltiples fuentes, que incluyen la plataforma web del CEN [48], el Mapa de Proyectos de la Asociación Chilena de Energías Renovables y Almacenamiento (ACERA) [49] y los Exploradores Solares y Eólicos del Ministerio de Energía [50].

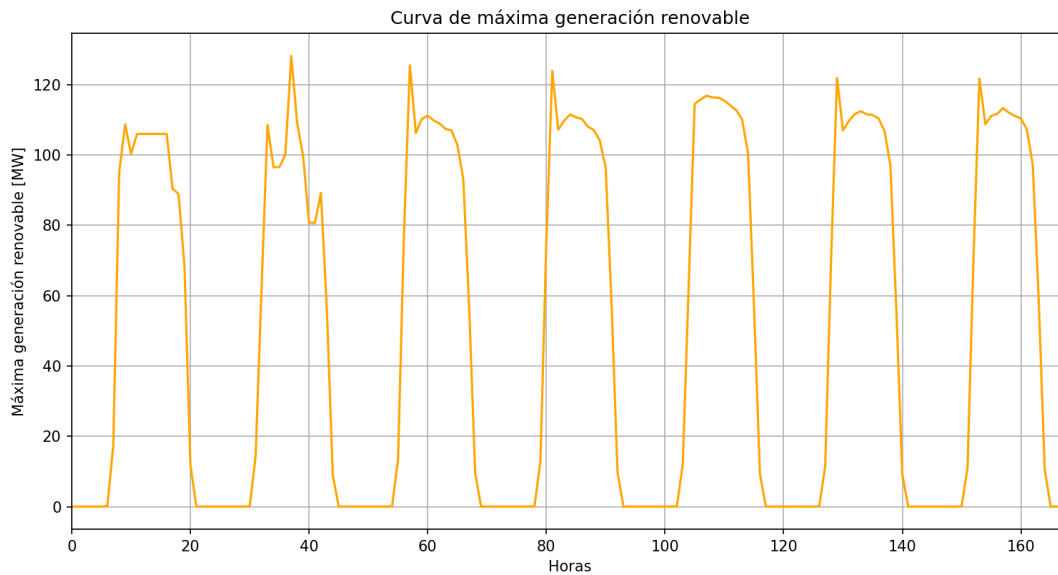


Fig. 5.6: Máxima generación renovable horaria representativa (planta solar).

Notar que el consumo de energía es considerablemente mayor durante los días laborables, mientras que en los fines de semana se registra una disminución significativa de la demanda eléctrica. Por otro lado, en cuanto al generador renovable, se observa que la disponibilidad de energía sigue un patrón característico de las plantas solares con tecnología fotovoltaica, concentrándose principalmente durante las horas del día.

5.1.2.c. Selección aleatoria de los escenarios de planificación y evaluación

Para cada caso, se utilizan 41 escenarios seleccionados aleatoriamente de un total de 52 para los experimentos de planificación, como muestra la Tabla 7.12 (ver Anexo 7.2.1). Los escenarios restantes se reservan para los experimentos de evaluación, tal como muestra la Tabla 7.13 (ver Anexo 7.2.2).

5.1.2.d. Horizontes de planificación y evaluación

Los horizontes de planificación y evaluación son necesarios para hacer las previsiones de escenarios futuros. Para los Casos 1-3 el horizonte consta de 20 años, mientras que para el Caso 4 es apuntando hacia 2030 (7 años).

5.1.2.e. Previsiones de demanda y máxima generación renovable

En las Figs. 5.7, 5.8 y 5.9, se muestra la previsión de demanda y de máxima generación renovable para los Casos 1-3, donde se indica el total para cada escenario. La previsión de demanda se obtienen amplificando los datos de cada escenario originalmente generado por un factor de 3.

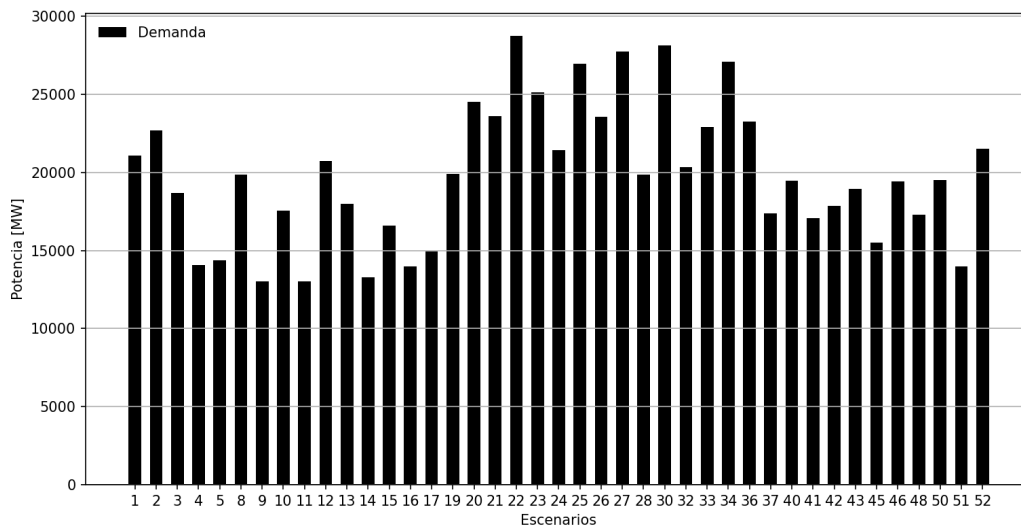


Fig. 5.7: Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 1.

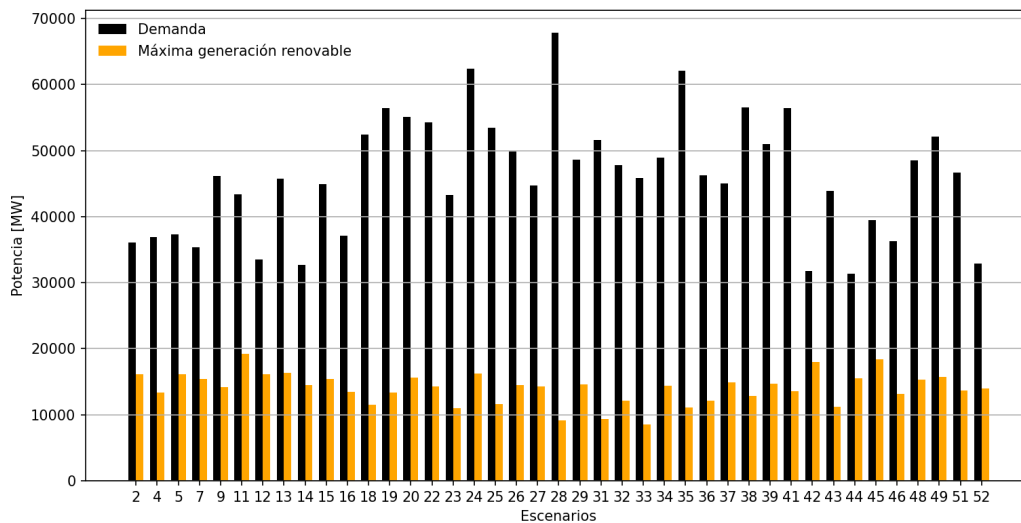


Fig. 5.8: Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 2.

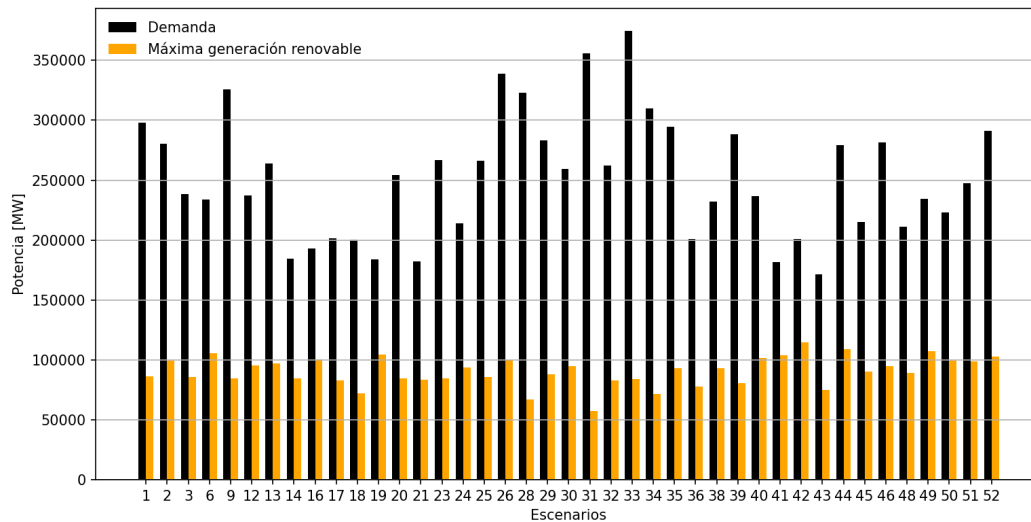


Fig. 5.9: Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 3.

En el Caso 4, se presentan las previsiones en la Fig. 5.10. En el caso de la demanda, se obtiene amplificando los datos de cada escenario originalmente generado por un factor de 1.2. En el caso de la máxima generación renovable, se obtiene amplificando los datos de cada escenario originalmente generado por un factor de 2.8. Estas proyecciones están basadas en el horizonte de planificación y evaluación, y de acuerdo al crecimiento de la capacidad instalada de generación renovable (solar y eólica) y demanda, como indican las Figs. 1.2 y 1.3, respectivamente.

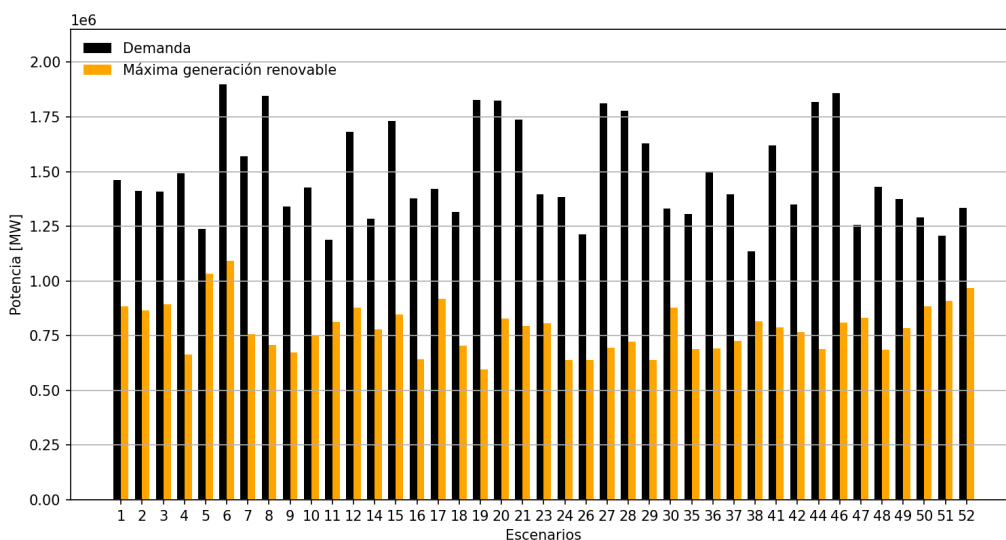


Fig. 5.10: Total de demanda y máxima generación renovable por escenario en el Caso 4.

Al analizar los niveles de ambas variables expuestas en los gráficos, se observa que, para los Casos 1-3, la mayoría de los escenarios con mayor demanda eléctrica se encuentran en el centro de la gráfica. En cambio, para el Caso 4, representativo del SEN, la distribución es más uniforme. En los Casos 2-4, se aprecia una disponibilidad significativa de energía renovable, aunque esta nunca alcanza los niveles de la demanda eléctrica.

5.1.3. Modelos de planificación

A continuación, a partir de las formulaciones presentadas en el capítulo anterior, se introducen los modelos de planificación en los que se llevan a cabo los experimentos: el determinista, el robusto y el distribucionalmente robusto. Se detalla el propósito de cada modelo junto con los supuestos relevantes.

5.1.3.a. Modelos a experimentar

5.1.3.a.1 Modelo determinista

En este modelo, se ocupa la **(FD)** de planificación con la selección de un único escenario ξ^k . Este escenario se caracteriza por una baja demanda eléctrica total, con el propósito de generar soluciones de planificación considerablemente reducidas en valor (ver Sección 4.3.3).

5.1.3.a.2 Modelo robusto

En este modelo, se realiza la planificación de acuerdo con lo expuesto en la **(FRO)**. La idea detrás de este enfoque es generar una solución de planificación altamente conservadora y de gran valor (ver Sección 4.3.2).

5.1.3.a.3 Modelo distribucionalmente robusto

En instancias del uso de la **(FDRO)**, se realiza un barrido del parámetro k_σ , con el fin de obtener varias soluciones de planificación. Este barrido se emplea para generar soluciones que sean menos conservadoras que el modelo robusto, pero más robustas que el modelo determinista (ver Sección 4.3.1).

5.1.3.b. Supuestos de parámetros

En este apartado se explican los criterios aplicados para ciertos parámetros en las formulaciones de los modelos, los cuales intentan proporcionar una representación realista de la planificación de sistemas eléctricos.

En primer lugar, para los costos de desbalance de energía, c^+ y c^- , ambos se ajustan a 10 veces el costo lineal de operación de la unidad térmica más cara del caso en estudio. En relación con los costos de reservas de rampas de potencia, c^{ru} y c^{rd} , ambos se ajustan al valor predispuesto para las reservas de rampas del caso en estudio, según el generador térmico correspondiente. En cuanto a los factores que ponderan equivalencia anual en la función objetivo, el factor anualidad del costo de inversión se calcula de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$a_n = \frac{t_i}{1 - (1 - t_i)^{-n_a}} \quad (5.1)$$

donde t_i es la tasa de interés, la cual se define en 0.1 para todos los casos, y n_a es el número de años del horizonte de planificación y evaluación, que se define para cada caso de estudio. El factor de equivalencia anual de operación h_b se define como 52, la cantidad de semanas de un año.

En cuanto al muestreo para determinar los límites de expectativa condicional de la incertidumbre, se fija la cantidad máxima de conjuntos N_i de igual tamaño, n , en 10. El propósito es generar conjuntos N_i de tamaño 1 a tamaño 40, además del conjunto N_i que contiene los 41 escenarios de planificación. Esto es un total de $m = 40n + 1$, es decir, 401 muestras de promedios para cada caso de estudio.

5.2. Experimentos de planificación

Expuestos los casos, escenarios y modelos, esta sección se centra en los experimentos de planificación con el propósito de realizar un análisis enfocado en la infraestructura invertida, así como en los costos asociados a infraestructura, operación y costos totales. Además, se lleva a cabo un análisis del rendimiento computacional de los diferentes modelos, facilitando la comparación de su comportamiento en términos de tiempo.

5.2.1. Configuración experimental

En los experimentos computacionales realizados para cada caso de estudio, se utilizó un procesador Intel Xeon(R) Gold 5218 CPU @ 2.30 GHz (32 CPUs), una memoria RAM de 64 GB y un sistema operativo Ubuntu 22.04.3 LTS (64-bit). Los experimentos se implementaron en Python, utilizando el *solver* Gurobi. Cabe agregar que el GAP de dicho solver se ajustó a 0.01 % para los Casos 1-3, mientras que, debido a la escalabilidad del Caso 4, se ajustó a 3.5 %.

5.2.2. Resultados de planificación

5.2.2.a. Caso 1

Los resultados de los modelos de planificación planteados para el Caso 1 se presentan en la Tabla 5.1.

Para el modelo determinista, se utiliza el escenario 9, ya que este cuenta con una demanda total comparativamente baja respecto a los demás escenarios, como se ilustra en la Fig. 5.7. En la solución determinista se aprecia que no hay inversión en infraestructura de generación ni de transporte, lo cual indica claramente que las necesidades del escenario se satisfacen operativamente con la infraestructura existente.

Modelo	Gen. térm. entrantes (barra)	Líneas de transm. entrantes (desde barra - hacia barra)	Costo operacional MUSD	Costo de inversión MUSD	Costo total MUSD
Determinista ($k_\sigma=9$)	-	-	12.905	-	12.905
Dist. Robusto ($k_\sigma = 0.00001$)	2(1)	2(1-2)	19.872	10.994	30.866
Dist. Robusto ($k_\sigma = 0.5$)	2(1)	2(1-2)	23.332	10.994	34.326
Dist. Robusto ($k_\sigma = 1$)	2(1)	2(1-2)	24.536	10.994	35.530
Dist. Robusto ($k_\sigma = 1.5$)	2(1)	2(1-2)	25.508	10.994	36.502
Dist. Robusto ($k_\sigma = 2$)	2(1)	2(1-2), 3(1-2)	21.731	15.502	37.233
Dist. Robusto ($k_\sigma = 2.5$)	2(1)	2(1-2), 3(1-2)	22.366	15.502	37.868
Dist. Robusto ($k_\sigma = 3$)	2(1)	2(1-2), 3(1-2)	22.998	15.502	38.500
Robusto	3(1)	2(1-2), 4(1-2)	28.970	15.502	44.472

Tabla 5.1: Resultados de los modelos de planificación para el Caso 1.

En el modelo distribucionalmente robusto, se observa el ajuste del parámetro k_σ , que permite obtener variadas soluciones. Como muestran los resultados, el parámetro k_σ guarda una relación proporcional con respecto al valor total de la solución, cuyos valores son evidentemente mayores que el valor total de la solución determinista. Desde $k_\sigma = 0.00001$ hasta $k_\sigma = 1.5$, la solución del modelo implica invertir en un generador y en una línea de transmisión para poder transportar y satisfacer la demanda del sistema. Sin embargo, a partir de $k_\sigma = 2$ hasta $k_\sigma = 3$, la solución indica la necesidad de invertir en dos líneas de transmisión para descongestionar el flujo de potencia entre la generación y demanda, lo que incrementa el costo de inversión en 4.508 MUSD con respecto a las otras soluciones distribucionalmente robustas mencionadas. Esto demuestra que, a medida que el valor del parámetro k_σ aumenta, las soluciones consideran escenarios más críticos.

La solución robusta es la que presenta el mayor valor total en comparación con todas las demás soluciones, mostrando un aumento del 25.98 % en el costo operativo respecto a la solución distribucionalmente robusta más cara. Si bien es la solución con el mayor valor, esta tiene inversiones en infraestructura semejantes a las soluciones distribucionalmente robustas con $k_\sigma = 2$, $k_\sigma = 2.5$ y $k_\sigma = 3$, lo que permite generar las primeras evidencias de que el parámetro k_σ ajusta el grado de conservadurismo en la solución.

5.2.2.b. Caso 2

Los resultados de los modelos de planificación planteados para el Caso 2 se presentan en la Tabla 5.2.

Para el modelo determinista, se opta por el escenario 14, dado que su demanda total es significativamente más baja que la de los otros escenarios, tal como se evidencia en la Fig. 5.8. La solución

determinista indica de manera conveniente invertir en generación renovable, ubicada tanto en la barra 3 como en la barra 6. Este tipo de tecnología de generación es beneficioso para el sistema, ya que no tiene costos asociados a la operación. Además, se invierte en transporte, específicamente en la línea de transmisión 11, que conecta la generación del nuevo generador renovable ubicado en la barra 6 al sistema.

Modelo	Gen. térm. entrantes (barra)	Gen. renov. entrantes (barra)	Líneas de transm. entrantes (desde barra - hacia barra)	Costo operacional MUSD	Costo de inversión MUSD	Costo total MUSD
Determinista ($k=14$)	-	1(3), 2(6)	11(4-6)	16.744	6.034	22.778
Dist. Robusto ($k_\sigma = 0.00001$)	5(3)	1(3), 2(6)	9(2-6)	34.116	7.998	42.114
Dist. Robusto ($k_\sigma = 0.5$)	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6)	33.450	11.670	45.120
Dist. Robusto ($k_\sigma = 1$)	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6)	35.818	11.670	47.488
Dist. Robusto ($k_\sigma = 1.5$)	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6)	38.007	11.670	49.677
Dist. Robusto ($k_\sigma = 2$)	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6)	40.064	11.670	51.734
Dist. Robusto ($k_\sigma = 2.5$)	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6)	41.918	11.670	53.588
Dist. Robusto ($k_\sigma = 3$)	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6)	43.709	11.670	55.379
Robusto	5(3), 6(6)	1(3), 2(6)	9(2-6), 11(4-6)	61.664	15.229	78.408

Tabla 5.2: Resultados de los modelos de planificación para el Caso 2.

Al igual que en el caso anterior, en las soluciones distribucionalmente robustas, se identifica que el parámetro k_σ guarda una relación proporcional con respecto al valor total de la solución. Sin embargo, a diferencia de la solución determinista, las soluciones distribucionalmente robustas ven la necesidad de invertir en generación térmica adicional, que es la única opción disponible, en los mismos puntos donde se invierte en generación renovable, en las barras 3 y 6. En la solución con $k_\sigma = 0.00001$, se invierte en un generador térmico adicional ubicado en la barra 3. En cambio, para las soluciones desde $k_\sigma = 0.5$ hasta $k_\sigma = 3$, se invierten dos generadores térmicos adicionales, ubicados en las barras 3 y 6, respectivamente, lo que aumenta el costo de inversión en un 45.91 %. Esto permite discernir nuevamente que, a medida que el parámetro de ajuste k_σ crece, las soluciones son cada vez más conservadoras y están diseñadas para escenarios más críticos.

La solución robusta, al igual que en el caso anterior, es la más costosa de todas las soluciones. Sin embargo, a diferencia de las soluciones distribucionalmente robustas mencionadas, también encuentra la necesidad de invertir en infraestructura de transmisión adicional, la línea 11, que permite la conexión de la generación entrante de la barra 6 al sistema a través de la barra 4.

5.2.2.c. Caso 3

Los resultados de los modelos de planificación planteados para el Caso 3 se presentan en la Tabla 5.3.

Para el modelo determinista, se elige el escenario 43, ya que presenta una demanda total notablemente inferior en comparación con los demás escenarios, como se muestra en la Fig. 5.9. En la solución, se aprecia la inversión en todos los generadores renovables candidatos, los cuales no poseen costos asociados a operación.

Capítulo 5. Experimentos

Modelo	Gen. térm. entrantes (barra)	Gen. renov. entrantes (barra)	Líneas de transm. entrantes (desde barra - hacia barra)	Costo operacional MUSD	Costo de inversión MUSD	Costo total MUSD
Determinista ($k=43$)	-	2(15), 3(8)	-	170.622	7.188	177.810
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 0.00001$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	317.443	57.460	374.903
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 0.5$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	378.710	57.460	436.170
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 1$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	424.537	57.460	481.997
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 1.5$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	464.308	57.460	521.768
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 2$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	500.586	57.460	558.046
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 2.5$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	535.688	57.460	593.148
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 3$)	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	569.723	57.460	627.183
Robusto	11(39), 12(8), 13(20)	2(15), 3(8)	-	965.373	57.460	1022.833

Tabla 5.3: Resultados de los modelos de planificación para el Caso 3.

Al igual que en los casos anteriores, el parámetro k_{σ} guarda una relación proporcional con respecto al valor total de la solución. Las soluciones distribucionalmente robustas implican invertir en toda la generación candidata disponible, independientemente del tipo de tecnología que posea (convencional o renovable), y sin considerar los costos operacionales que puedan conllevar, con el fin de satisfacer la demanda del sistema. No se presenta inversión en transmisión.

Típicamente, y como se ha dado en los casos anteriores, la solución distribucionalmente robusta ofrece soluciones más conservadoras que la solución determinista, pero más baratas que la solución robusta. Además, sus decisiones de inversión consisten en invertir en toda la generación disponible, ya sea de tecnología convencional o no convencional (renovable).

5.2.2.d. Caso 4

Los resultados de los modelos de planificación planteados para el Caso 4 se presentan en la Tabla 5.4³.

Para el modelo determinista, se utiliza el escenario 36, debido a que este cuenta con una demanda total comparativamente baja respecto a los demás escenarios, como se ilustra en la Fig. 5.10. En esta solución se observan inversiones en generación renovable, que no poseen costos operativos asociados, y en transporte.

Modelo	Gen. térm. entrantes	Gen. renov. entrantes	Líneas de transm. entrantes	Costo operacional MUSD	Costo de inversión MUSD	Costo total MUSD
Determinista ($k=38$)	-	41, 42, 43, 44	39, 44	2440.629	252.552	2693.181
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 0.00001$)	41, 42, 43, 44, 45	21, 22, 23, 41, 42, 43, 44	38, 39, 40, 41	7472.143	528.178	8000.321
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 0.75$)	41, 42, 43, 44, 45	21, 22, 23, 41, 42, 43, 44	38, 39, 40, 44	8793.931	560.156	9354.087
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 1.5$)	41, 42, 43, 44, 45	21, 22, 23, 24, 41, 42, 43, 44	38, 39, 41, 44	10332.930	564.356	10897.286
Dist. Robusto ($k_{\sigma} = 3$)	41, 42, 43, 44, 45	21, 22, 23, 24, 41, 42, 43, 44	39, 42	13047.261	535.044	13582.305
Robusto	41, 42, 43, 44, 45	21, 22, 23, 24, 41, 42, 43, 44	38, 39, 41, 44	19352.356	564.356	19916.712

Tabla 5.4: Resultados de los modelos de planificación para el Caso 4.

Siguiendo la misma línea que en los casos anteriores, en este caso se mantiene la proporcionalidad

³Para más detalles sobre las barras que interconectan estas infraestructuras candidatas, véase el Anexo 7.1.4

de k_σ con respecto a los costos totales para las soluciones distribucionalmente robustas. Para estas soluciones existen variadas combinaciones en infraestructura a invertir, con la particularidad de que, a partir de las soluciones $k_\sigma = 1.5$ y $k_\sigma = 3$, se invierte en toda la generación térmica reconvertida y renovable candidata ubicadas en barras de 500 kV, como lo son Changos, Parinas, Charrúa, Cumbres y Kimal, además de transporte. Esto permite concluir que, a medida que el parámetro k_σ crece, la solución busca robustecerse y ser más conservadora para satisfacer escenarios de gran demanda en el SEN.

La solución robusta presenta el valor total más alto entre todas las demás soluciones. Esta solución implica invertir en toda la generación térmica reconvertida y renovable posible, así como en transporte. Obsérvese que la solución robusta tiene la misma inversión en infraestructura que la solución distribucionalmente robusta con $k_\sigma = 1.5$.

5.2.3. Rendimiento computacional

En la Tabla 5.5, se indican los tiempos de resolución para cada caso, junto con el modelo experimentado. En primer lugar, se establece que, en el modelo determinista, independientemente del caso, siempre se obtiene el menor tiempo de resolución. Esto se debe a que la exploración de soluciones de infraestructura se centra en abordar situaciones de baja criticidad, lo que resulta en un costo computacional considerablemente reducido al buscar dichas soluciones.

Modelo	Caso 1 s	Caso 2 s	Caso 3 s	Caso 4 s
Determinista	0.08	0.31	1.10	5.44
$k_\sigma = 0.00001$	54.53	2901.16	1759.58	9684.60
$k_\sigma = 0.5$	313.09	40993.22	3611.29	-
$k_\sigma = 0.75$	-	-	-	13267.98
$k_\sigma = 1$	365.96	54493.89	3960.55	-
$k_\sigma = 1.5$	303.91	5247.52	4767.80	34012.07
$k_\sigma = 2$	314.55	55575.61	5228.09	-
$k_\sigma = 2.5$	289.26	22064.19	4925.97	-
$k_\sigma = 3$	271.50	17851.87	5445.04	66366.37
Robusto	91.12	402.55	5586.26	30207.73

Tabla 5.5: Tiempos de resolución para cada caso y modelo.

En lo que respecta a la resolución de modelos distribucionalmente robustos y robustos, se observa que los tiempos de resolución son considerablemente altos. De hecho, a medida que aumenta la escalabilidad de los casos (medida en función de la dimensión de incertidumbre, según se detalla en la Tabla 5.6), el costo computacional también crece. Sin embargo, conforme aumenta dicha escalabilidad, el modelo distribucionalmente robusto ofrece soluciones con menores tiempos de resolución en comparación con el modelo robusto, tanto a lo largo del barrido del parámetro k_σ en el Caso 3, como para los valores $k_\sigma = 0.00001$ y $k_\sigma = 0.75$ en el Caso 4.

Modelo	Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
$ \xi^k $	168	1176	4032	11256

Tabla 5.6: Dimensión de incertidumbre.

Evidentemente, estos tiempos permiten comparar modelos; por tanto, no es necesario desarrollar algún método de descomposición.

5.3. Experimentos de evaluación

Para determinar cómo las soluciones se adaptan a situaciones no anticipadas durante la planificación inicial, en esta sección se plantea la expectativa de costo operacional, que consiste en la evaluación operacional que utiliza las decisiones de infraestructura en escenarios no contemplados. Esto permite analizar las distintas variables operacionales de interés. Además, se explora otro resultado interesante: la distribución de las probabilidades de los escenarios en las soluciones robustas y distribucionalmente robustas.

5.3.1. Evaluación mediante la expectativa de costo operacional

5.3.1.a. Formulación de la expectativa de costo operacional

En esta subsección se detalla la expectativa del costo operacional asociado a los diferentes escenarios de evaluación, considerando la infraestructura resultante de las decisiones de inversión en las redes. Para ello, partimos de la premisa de que cada escenario tiene igual probabilidad de ocurrir:

(Evaluación)

$$\mathbb{E} [f(\mathbf{x}^{\text{sol}}, \xi^k)] = \frac{1}{|\mathcal{K}|} \sum_{k \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}^{\text{sol}}, \xi^k) \quad (5.2)$$

donde $f(\mathbf{x}^{\text{sol}}, \xi^k)$ se define como:

$$f(\mathbf{x}^{\text{sol}}, \xi^k) = \min_{\substack{\mathbf{p}_t^k, \mathbf{f}_t^k, \mathbf{q}_t^k, \theta_t^k, \mathbf{ru}_t^k, \mathbf{rd}_t^k \\ \overline{\phi}_t^k \geq 0, \underline{\phi}_t^k \geq 0}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \left\{ (\mathbf{c}^{\text{lin}} + \mathbf{c}^{\text{ru}} + \mathbf{c}^{\text{rd}})^\top \mathbf{p}_t^k + (\mathbf{c}^+)^\top \overline{\phi}_t^k + (\mathbf{c}^-)^\top \underline{\phi}_t^k \right\} \quad (5.3)$$

s.a.

$$\text{Restricciones (4.24) – (4.32)} \quad (5.4)$$

5.3.1.b. Consideraciones previas y supuestos de parámetros

Para realizar los experimentos de evaluación, se utilizan los escenarios no empleados en la planificación, tal como se detalla en la Sección 5.1.2.c. En cuanto a los supuestos sobre los parámetros operacionales, se adoptan las mismas premisas planteadas en la planificación (ver Sección 5.1.3.b).

5.3.1.c. Resultados

A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada caso en cuanto a la evaluación de las soluciones de cada modelo, medidos en términos de su expectativa de costo operacional. Además, se examina la cantidad total de desbalance de energía negativa acumulada, o en su defecto la Energía No Suministrada (ENS), para todos los escenarios evaluados. Esto se realiza conforme a la siguiente ecuación:

$$\text{ENS}_{\overline{\mathcal{K}}} = \sum_{k \in \overline{\mathcal{K}}} \sum_{t \in \mathcal{T}} \phi_t^k \quad (5.5)$$

Esta métrica permite analizar cómo este valor refleja la confiabilidad operacional de cada solución.

En la Fig. 5.11, se aprecian los resultados de las evaluaciones para los distintos casos y modelos. Es importante destacar que estos valores se refieren en por unidad con respecto al resultado de la solución determinista para cada caso, lo que explica el valor unitario. Primeramente, se observa que las evaluaciones deterministas indican un mayor valor de la expectativa de costo operacional en comparación con las otras soluciones, debido a que las soluciones de infraestructura son deficientes y proporcionan un beneficio económico limitado al sistema respecto a las alternativas.

En cuanto a las evaluaciones de las soluciones distribucionalmente robustas y robustas, alcanzan valores semejantes. En el Caso 1, se nota que, a medida que el parámetro k_σ aumenta, la evaluación disminuye progresivamente hasta igualar el valor de la evaluación robusta. En el Caso 2, se sigue la misma tendencia, pero en este caso la solución robusta presenta el menor valor en expectativa de costo operacional. En el Caso 3, se observa que todas las evaluaciones distribucionalmente robustas y robustas alcanzan el mismo valor, lo que se explica por la misma inversión en infraestructura para dichas soluciones.

En el Caso 4, se observa una peculiaridad: la evaluación de la solución con $k_\sigma = 0.75$ alcanza el menor valor, presentando una diferencia de 1.16 % respecto al valor de la evaluación robusta. Este caso evidencia que el ajuste del parámetro en la planificación distribucionalmente robusta permite lograr una variedad de soluciones, las cuales pueden ser más baratas y menos conservadoras en la planificación, e incluso comparables o mejores en evaluaciones de costos para escenarios no planificados respecto a la solución robusta. En el contexto de planificación conjunta de generación y transmisión, esta peculiaridad del Caso 4, que modela el SEN y es el más realista de los casos, muestra una cantidad significativa de infraestructura candidata (22 en total), lo que favorece al modelo distribucionalmente robusto en la exploración de diversas soluciones para lograr la ventaja evaluativa

anteriormente descrita.

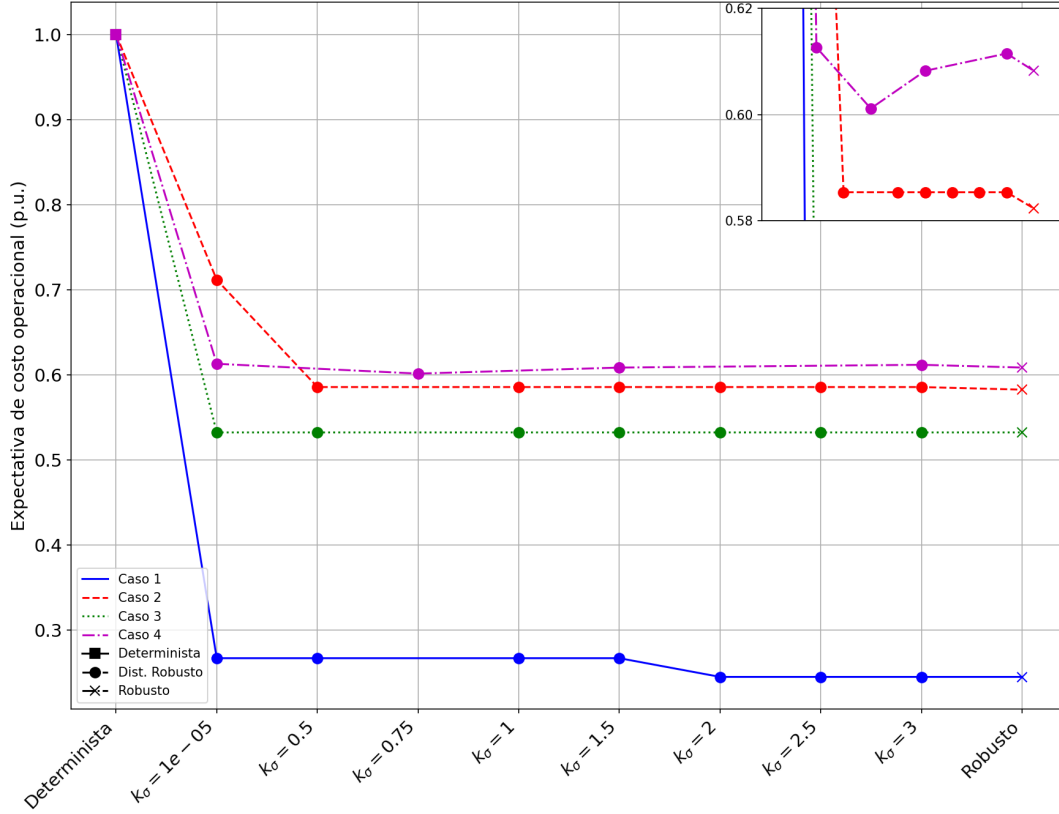


Fig. 5.11: Resultados de evaluación para cada caso y modelo.

Para los resultados ENS se expone la Tabla 5.7, donde se aprecia que, en primer lugar, que la evaluación determinista presenta una insuficiencia en la inversión de infraestructura, lo que se traduce en grandes cantidades de energía que no se suministran a los consumidores y, por tanto, en una mayor penalidad reflejada en la evaluación operacional. Respecto a los resultados para las soluciones distribucionalmente robustas y robustas, tienen similitudes que se observan de igual manera en el análisis realizado para la expectativa de costos operacionales.

Para el Caso 1, Caso 2 y Caso 3, se concluye que las soluciones distribucionalmente robustas ofrecen resultados comparables a los de la solución robusta en términos de confiabilidad operacional. Sin embargo, en el Caso 4 se presenta la misma peculiaridad anterior: la solución en infraestructura para $k_\sigma = 0.75$ obtiene el menor valor de ENS. Esto reitera la idea de que el barrido de soluciones distribucionalmente robustas permite una variedad de soluciones que pueden ser incluso mejores que la solución robusta, inclusive en términos de confiabilidad operacional.

Solución	Caso 1 MWh	Caso 2 MWh	Caso 3 MWh	Caso 4 MWh
Determinista	52179.233	19612.021	33245.974	639441.107
$k_{\sigma} = 0.00001$	3343.551	6943.260	2124.285	192329.212
$k_{\sigma} = 0.5$	3343.551	1312.892	2124.285	-
$k_{\sigma} = 0.75$	-	-	-	183782.650
$k_{\sigma} = 1$	3343.551	1312.892	2124.285	-
$k_{\sigma} = 1.5$	3343.551	1312.892	2124.285	193105.245
$k_{\sigma} = 2$	1877.693	1312.892	2124.285	-
$k_{\sigma} = 2.5$	1877.693	1312.892	2124.285	-
$k_{\sigma} = 3$	1877.693	1312.892	2124.285	196413.911
Robusto	1877.693	1174.446	2124.285	193105.245

Tabla 5.7: Resultados de ENS para cada caso y modelo.

5.3.2. Distribuciones de probabilidad de las soluciones

Otro resultado interesante para analizar son los escenarios que adquieren mayor relevancia según las soluciones robustas y distribucionalmente robustas. Para ello, se analizan las distribuciones de probabilidad de los escenarios de planificación para los distintos casos. Se resuelve el problema (**primal**), lo que permite determinar las probabilidades p^k . Por lo tanto, para cada solución se estima el costo operacional $f(\mathbf{x}^{\text{sol}}, \xi^k)$ utilizando el valor del lado derecho de la restricción (4.8), el cual ya es conocido debido a las resoluciones de los modelos de planificación.

Es importante recordar que tanto los vectores de incertidumbre de los escenarios de planificación ξ^k , como los límites de expectativa condicional $\underline{\mu}$ y $\bar{\mu}$, son igualmente conocidos. Cabe destacar que, en el caso de las soluciones robustas, estas asignan el 100 % de la probabilidad a un solo escenario.

5.3.2.a. Caso 1

En la solución robusta, se asigna toda la probabilidad al escenario 30. Según la previsión de demanda para este caso, mostrada en la Fig. 5.7, podría parecer que el escenario más adecuado sería el 22, dado que presenta la mayor demanda total. Sin embargo, esto no implica que un escenario con mayor demanda necesariamente conlleve un costo más alto en la función objetivo; el modelo robusto es capaz de identificar esta diferencia.

Por otro lado, en la Fig. 5.12 se observa la distribución de probabilidades para las soluciones distribucionalmente robustas del Caso 1. Para la solución con el menor valor del parámetro k_{σ} , se nota que los escenarios tienen probabilidades similares, alrededor del 2-3 %, lo que es coherente con un enfoque que considera cada uno de los 41 escenarios con una probabilidad de ocurrencia similar. Sin embargo, a medida que aumenta el valor de este parámetro, algunos escenarios obtienen una mayor probabilidad, mientras que otros pasan a tener cero. En particular, para $k_{\sigma} = 3$, se observa que la solución se enfoca en los escenarios con la mayor demanda total, indicados en la Fig. 5.7, que son

los 22, 30 y 36. Estos escenarios adquieren una probabilidad más alta que los demás, destacando el escenario 22 como el “peor” de todos.

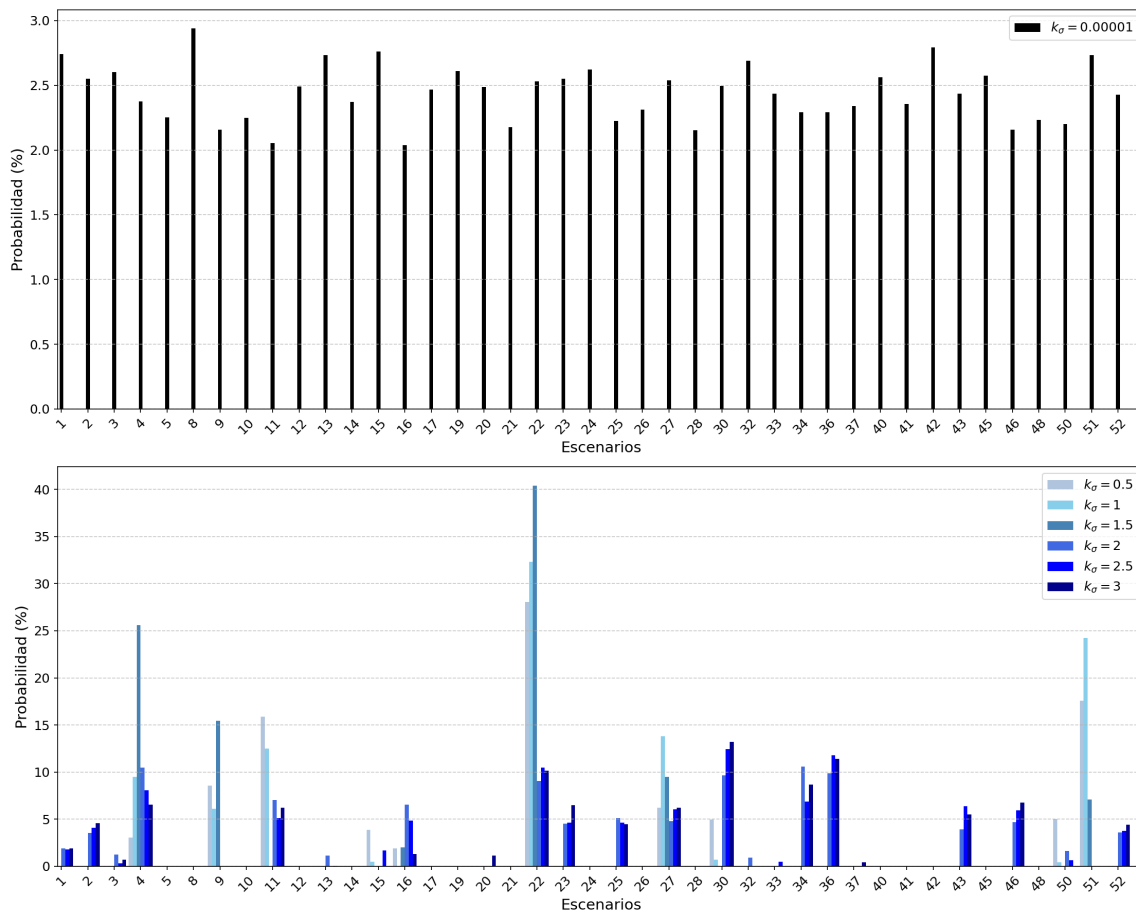


Fig. 5.12: Distribuciones de probabilidad para el Caso 1.

5.3.2.b. Caso 2

Para la solución robusta, se asigna la totalidad de la probabilidad al escenario 28. En este caso, coincide con el mayor total de demanda, como indica la Fig. 5.8.

Del mismo modo que en el caso anterior, para la solución con el parámetro k_σ de menor valor, que se observa en la Fig. 5.13, los escenarios adquieren una probabilidad similar al considerar cada escenario con una probabilidad de ocurrencia semejante. Sin embargo, al incrementar el valor de dicho parámetro, se aprecia que la solución se forma de acuerdo con el escenario más crítico indicado previamente, es decir, el escenario 28, el cual llega a adquirir la mayor probabilidad en el valor más alto del parámetro k_σ , con aproximadamente un 35 %.

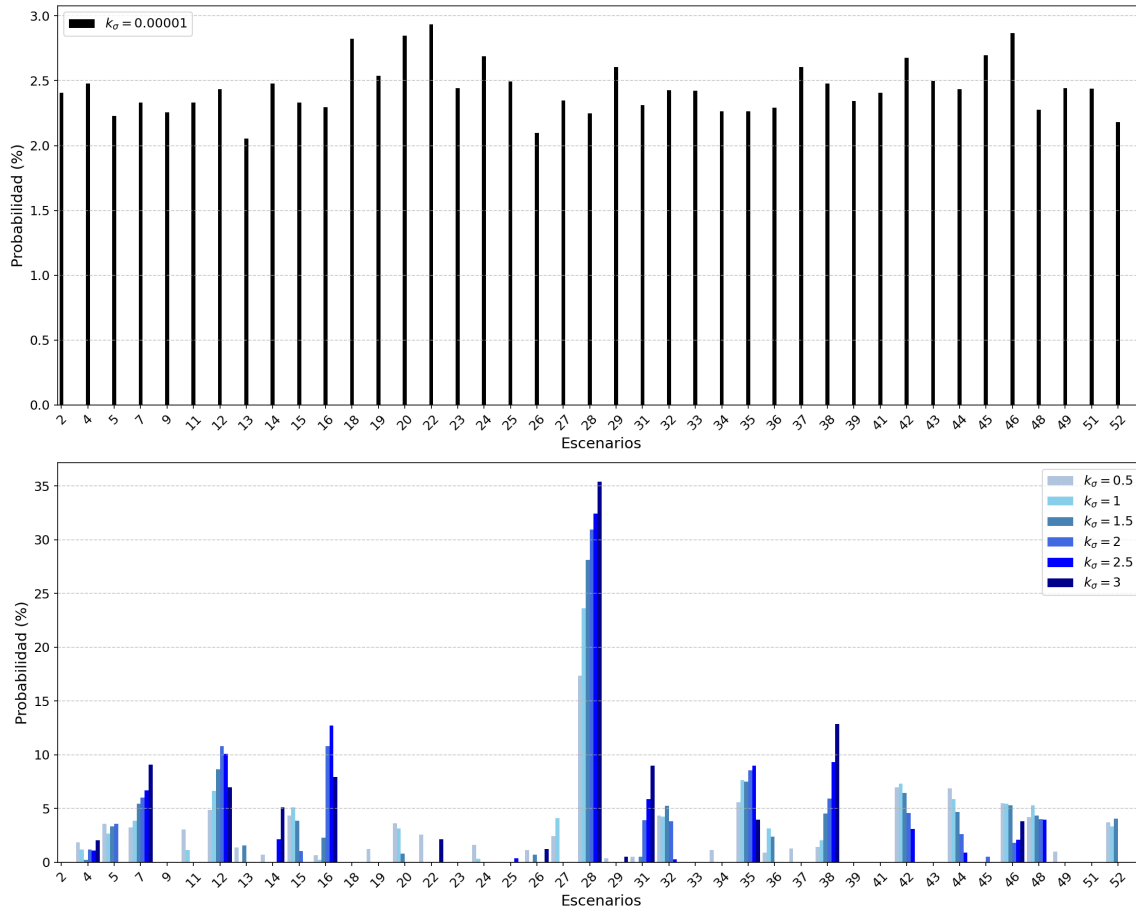


Fig. 5.13: Distribuciones de probabilidad para el Caso 2.

5.3.2.c. Caso 3

Para la solución robusta, se asigna un 100 % de probabilidad al escenario 31. Aunque el escenario 33 presenta la mayor demanda total y debería ser seleccionado por la solución robusta, el escenario 31 ocupa el segundo lugar en términos de demanda, pero cuenta con una menor generación renovable disponible: 57168 MW en el escenario 31 frente a 83837 MW en el escenario 33, como se muestra en la Fig. 5.9, lo que hace que el escenario 31 sea más crítico.

De manera similar a lo anterior, para $k_\sigma = 0.00001$, los escenarios adquieren una probabilidad similar, como se ilustra en la Fig. 5.14. Sin embargo, al incrementar el valor de dicho parámetro, se observa que la solución se forma de acuerdo con la asignación de las mayores probabilidades a los dos escenarios más críticos indicados previamente, es decir, los escenarios 31 y 33.

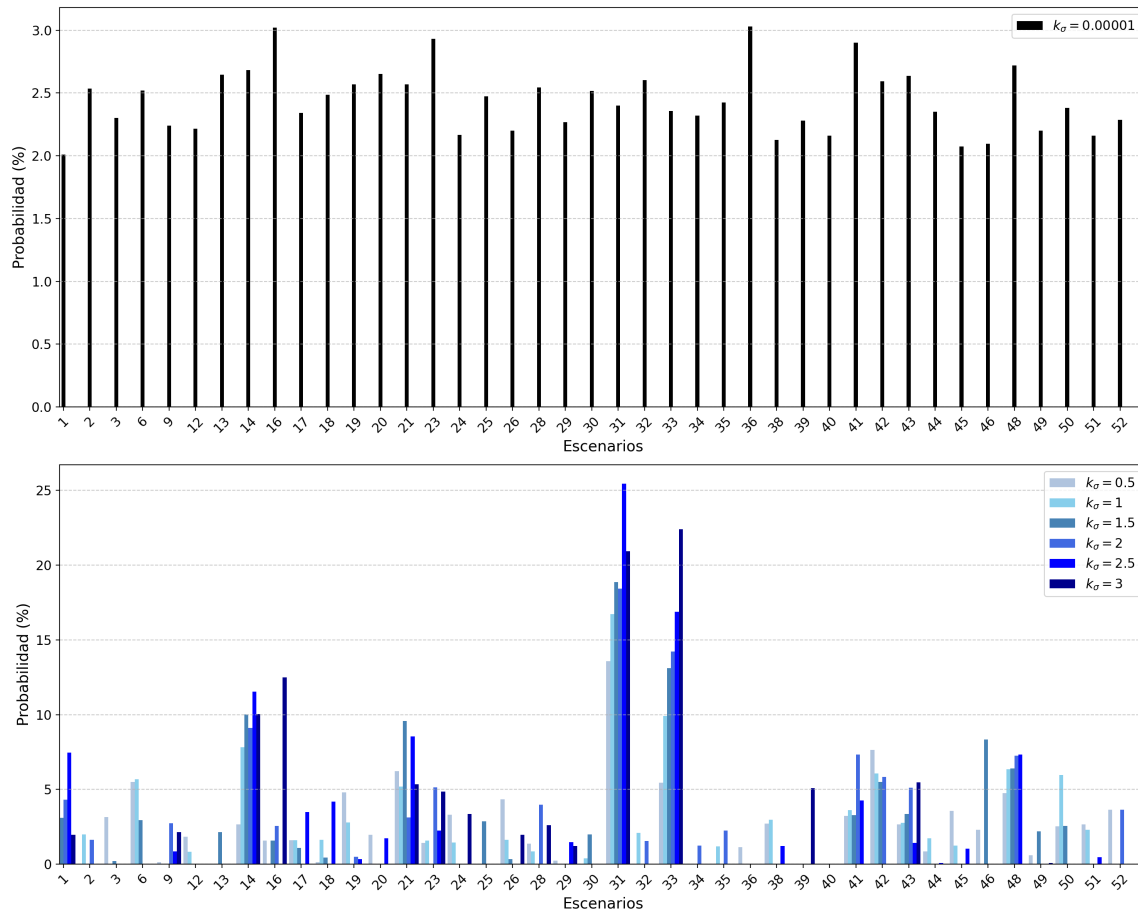


Fig. 5.14: Distribuciones de probabilidad para el Caso 3.

5.3.2.d. Caso 4

Para la solución robusta, se asigna la probabilidad total al escenario 44. Sin embargo, como se muestra en la Fig. 5.10, el escenario 6 presenta la mayor demanda total. Al igual que en el caso anterior, la disponibilidad de energía renovable desempeña un papel crucial en esta elección: el escenario 6 cuenta con 1090676 MW, mientras que el escenario 44 tiene 688531 MW, lo que convierte a este último en el “peor escenario”.

Para el valor más bajo de k_σ , hay equiprobabilidad entre los escenarios, como indica la Fig. 5.15. En cambio, para el valor más alto de k_σ , la probabilidad mayoritaria se asigna al escenario 44, previamente catalogado como el más relevante para el sistema.

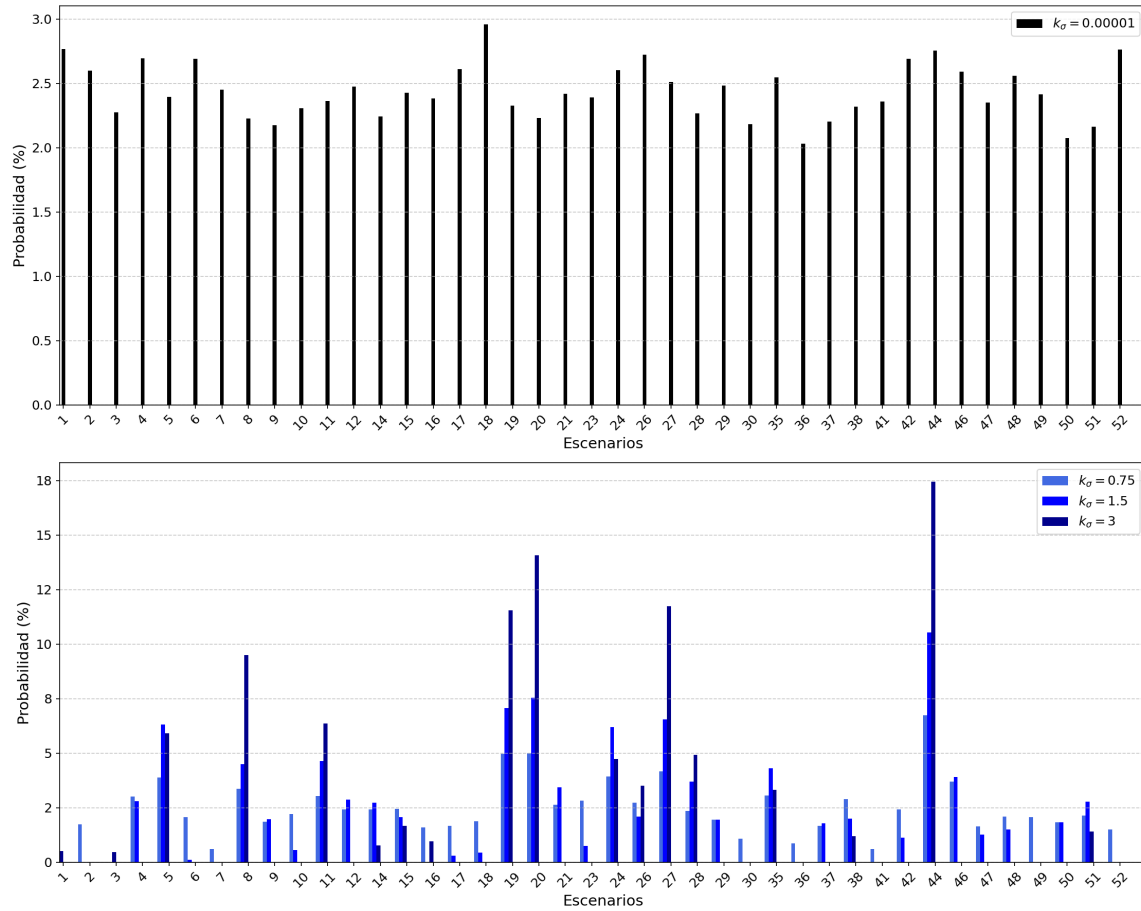


Fig. 5.15: Distribuciones de probabilidad para el Caso 4.

Capítulo 6

Conclusiones

Este estudio se ha centrado en la aplicación del enfoque distribucionalmente robusto para abordar el desafío de la planificación conjunta de la capacidad de generación y transmisión bajo incertidumbre. Se ha propuesto una formulación flexible para la implementación de este enfoque, con el diseño del parámetro k_σ para controlar el grado de robustez de la solución. Además, se ha aprovechado la misma estructura para formular modelos que aplican enfoques deterministas y robustos al problema, los cuales tienen la ventaja de no requerir información probabilística previa para su desarrollo.

Para validar estos enfoques, representados por los modelos de planificación determinista, distribucionalmente robusto y robusto, se evalúa el desempeño de estos en términos de costos operativos, infraestructura, rendimiento computacional y evaluación en cuatro casos de estudio distintos, con topologías tipo IEEE y una representativa del SEN. Los modelos fueron implementados en el lenguaje de programación Python con el software de optimización Gurobi.

Los modelos exhiben distintos comportamientos en los resultados de planificación: 1) En primer lugar, las soluciones deterministas siempre presentan los costos más bajos, debido a la escasa inversión en infraestructura y al sesgo hacia escenarios de baja demanda. Por otro lado, las soluciones distribucionalmente robustas presentan diversas opciones para abordar la "peor" distribución de probabilidad de escenarios. En el caso de las soluciones robustas, estas siempre presentan mayores costos totales que las demás soluciones. En este contexto, el parámetro k_σ controla el grado de robustez de las soluciones, ofreciendo una variedad de opciones, de modo que, a medida que se vuelve más conservador, la infraestructura se vuelve comparable a la de la solución robusta. 2) En términos de rendimiento computacional, tanto el modelo robusto como el distribucionalmente robusto requieren tiempos de resolución considerablemente más altos en comparación con el modelo determinista, debido a que la exploración de inversiones en infraestructura para las soluciones deterministas es limitada. Sin embargo, a medida que aumenta el tamaño de las instancias, como en el Caso 3 y el Caso 4, se observan soluciones distribucionalmente robustas que ofrecen un mejor rendimiento computacional en comparación con las soluciones robustas. Esto permite, en primera instancia, resolver estos modelos sin la necesidad de desarrollar algún método de descomposición específico.

Los resultados de la evaluación indican que: 1) La solución determinista tiene un bajo potencial, ya que siempre obtiene el valor de expectativa más alto en comparación con las demás soluciones,

lo que la convierte en una solución potencialmente ineficiente. En cuanto a las evaluaciones de las soluciones robustas y distribucionalmente robustas, estas son comparables. Peculiarmente, en el Caso 4 se observa que la solución distribucionalmente robusta con $k_{\sigma} = 0.75$ presenta la menor expectativa de costo operacional de todas las soluciones del caso, demostrando ser la más eficiente. Este mismo fenómeno se presenta cuando se cuantifica el nivel de ENS en la operación económica de los escenarios no planificados, lo que indica que las soluciones distribucionalmente robustas pueden ofrecer una mejor confiabilidad operacional. 2) En cuanto a las distribuciones de probabilidad de las soluciones de planificación, se observa que, cuando el valor del parámetro k_{σ} se aproxima a cero, las probabilidades de los diferentes escenarios suelen oscilar entre el 2-3 %. Sin embargo, a medida que el parámetro alcanza valores más altos dentro del rango estudiado, la probabilidad predominante se asigna al escenario o a los escenarios catalogados como más críticos, mientras que los demás escenarios tienen una probabilidad despreciable. Este escenario crítico es típicamente el elegido por la solución robusta. Esto demuestra la capacidad de las soluciones distribucionalmente robustas más conservadoras de alinearse con la solución robusta.

6.1. Trabajos futuros

A continuación, se exponen ideas que podrían explorarse en trabajos futuros:

- Incorporar consideraciones sobre la infraestructura de almacenamiento de energía (BESS) en el marco de planificación, con el fin de aportar flexibilidad operativa al sistema.
- Integrar el algoritmo de Generación de Columnas y Restricciones, u otro similar, para descomponer el problema en una estructura maestro-esclavo, con el objetivo de mejorar los tiempos de resolución.
- Incluir las pérdidas de potencia transferida en las líneas de transmisión dentro del modelo operativo.
- Realizar pruebas en topologías como la IEEE - 118 barras, para evaluar la capacidad de respuesta del modelo ante configuraciones escalables y con una mayor carga computacional.

Referencias

- [1] International Energy Agency, “World Energy Outlook 2021,” 2021.
- [2] Ministerio de Energía, “Proyecciones Eléctricas PELP 2023-2027,” Disponible en <https://energia.gob.cl/pelp/proyecciones-electricas>.
- [3] C. G. Yáñez Bustos, “Análisis e impacto de la nueva ley de transmisión en el sector eléctrico chileno,” *Memoria*, 2017.
- [4] H. Seifi and M. S. Sepasian, *Electric power system planning: issues, algorithms and solutions*. Springer, 2011, vol. 49.
- [5] P. Mirowski, S. Chen, T. K. Ho, and C.-N. Yu, “Demand forecasting in smart grids,” *Bell Labs technical journal*, vol. 18, no. 4, pp. 135–158, 2014.
- [6] Ministerio de Energía, “Proceso Quinquenal PELP 2023-2027,” 2021.
- [7] Iowa State University, “Transmission Expansion Planning,” 2021.
- [8] H. Mazaheri, A. Abbaspour, M. Fotuhi-Firuzabad, M. Moeini-Aghaie, H. Farzin, F. Wang, and P. Dehghanian, “An online method for milp co-planning model of large-scale transmission expansion planning and energy storage systems considering n-1 criterion,” *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 15, no. 4, pp. 664–677, 2021.
- [9] J. C. Cepeda, J. L. Rueda, I. Erlich, and D. G. Colomé, “Probabilistic approach-based pmu placement for real-time power system vulnerability assessment,” in *2012 3rd IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Europe (ISGT Europe)*. IEEE, 2012, pp. 1–8.
- [10] C. M. Bahamonde Díaz, “Planificación de la capacidad de generación y transmisión considerando restricciones operacionales y estabilidad de frecuencia,” *Memoria*, 2022.
- [11] J. Bartlett, “Chile apuesta al hidrogeno verde,” *Finanzas & Desarrollo*. New York, pp. 42–43, 2022.
- [12] R. Villasana, L. Garver, and S. Salon, “Transmission network planning using linear programming,” *IEEE transactions on power apparatus and systems*, no. 2, pp. 349–356, 1985.
- [13] A. B. Germán, “Admission planning in health care: stochastic and hierarchical approaches,” *Tesis*, 2020.

- [14] W. Brokering and R. Palma, “Atrapando el sol en los sistemas eléctricos de potencia,” *Santiago de Chile*, 2018.
- [15] H. Rudnick, “Desafíos y oportunidades de inserción ernc en chile,” 2014.
- [16] A. Moreira, G. Strbac, R. Moreno, A. Street, and I. Konstantelos, “A five-level milp model for flexible transmission network planning under uncertainty: A min–max regret approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 33, no. 1, pp. 486–501, 2017.
- [17] M. Rizzini, C. Fawcett, M. Vallati, A. E. Gerevini, and H. H. Hoos, “Static and dynamic portfolio methods for optimal planning: An empirical analysis,” *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, vol. 26, no. 01, p. 1760006, 2017.
- [18] H. Theil, “A note on certainty equivalence in dynamic planning,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, pp. 346–349, 1957.
- [19] S. Lumbreras, H. Abdi, A. Ramos *et al.*, *Transmission Expansion Planning: The Network Challenges of the Energy Transition*. Springer, 2021.
- [20] J. Zhu and M.-y. Chow, “A review of emerging techniques on generation expansion planning,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 12, no. 4, pp. 1722–1728, 1997.
- [21] A. Balakrishnan, T. L. Magnanti, and R. T. Wong, “A decomposition algorithm for local access telecommunications network expansion planning,” *Operations research*, vol. 43, no. 1, pp. 58–76, 1995.
- [22] Y. Zhang, X. Wang, W. Zhang, Z. Wu, Z. Zhang, and C. Qiang, “Co-planning of generation and transmission capacity based on portfolio theory,” in *2016 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*. IEEE, 2016, pp. 780–784.
- [23] I. Ghalekhondabi, E. Ardjmand, G. R. Weckman, and W. A. Young, “An overview of energy demand forecasting methods published in 2005–2015,” *Energy Systems*, vol. 8, pp. 411–447, 2017.
- [24] M. Cavazzuti and M. Cavazzuti, “Deterministic optimization,” *Optimization methods: From theory to design scientific and technological aspects in mechanics*, pp. 77–102, 2013.
- [25] I. J. Pérez-Arriaga, *Regulation of the power sector*. Springer, 2014.
- [26] Ministerio de Energía, “Ley 20.936,” 2016.
- [27] P. Pedregal, *Introduction to optimization*. Springer, 2004, vol. 46.
- [28] D. Bertsekas, *Convex optimization algorithms*. Athena Scientific, 2015.

- [29] M. Ameli, M. Shivaie, and S. Moslehpour, “Transmission network expansion planning based on hybridization model of neural networks and harmony search algorithm,” *International Journal of Industrial Engineering Computations*, vol. 3, no. 1, pp. 71–80, 2012.
- [30] I. Alhamrouni, A. Khairuddin, A. K. Ferdavani, and M. Salem, “Transmission expansion planning using ac-based differential evolution algorithm,” *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 8, no. 10, pp. 1637–1644, 2014.
- [31] E. L. Da Silva, J. A. Ortiz, G. C. De Oliveira, and S. Binato, “Transmission network expansion planning under a tabu search approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 16, no. 1, pp. 62–68, 2001.
- [32] I. M. De Mendonça, I. C. S. Junior, and A. L. Marcato, “Static planning of the expansion of electrical energy transmission systems using particle swarm optimization,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 60, pp. 234–244, 2014.
- [33] M. Jadidoleslam, A. Ebrahimi, and M. A. Latify, “Probabilistic transmission expansion planning to maximize the integration of wind power,” *Renewable energy*, vol. 114, pp. 866–878, 2017.
- [34] A. El-Keib, J. Choi, and T. Tran, “Transmission expansion planning considering ambiguities using fuzzy modeling,” in *2006 IEEE PES Power Systems Conference and Exposition*. IEEE, 2006, pp. 207–215.
- [35] H. Zhong, G. Zhang, Z. Tan, G. Ruan, and X. Wang, “Hierarchical collaborative expansion planning for transmission and distribution networks considering transmission cost allocation,” *Applied Energy*, vol. 307, p. 118147, 2022.
- [36] J. R. Birge and F. Louveaux, *Introduction to stochastic programming*. Springer Science & Business Media, 2011.
- [37] D. Bertsimas and M. Sim, “The price of robustness,” *Operations research*, vol. 52, no. 1, pp. 35–53, 2004.
- [38] A. Ben-Tal, A. Goryashko, E. Guslitzer, and A. Nemirovski, “Adjustable robust solutions of uncertain linear programs,” *Mathematical programming*, vol. 99, no. 2, pp. 351–376, 2004.
- [39] E. Delage and Y. Ye, “Distributionally robust optimization under moment uncertainty with application to data-driven problems,” *Operations research*, vol. 58, no. 3, pp. 595–612, 2010.
- [40] D. Bertsimas, M. Sim, and M. Zhang, “Adaptive distributionally robust optimization,” *Management Science*, vol. 65, no. 2, pp. 604–618, 2019.
- [41] A. Velloso, D. Pozo, and A. Street, “Distributionally robust transmission expansion planning: A multi-scale uncertainty approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 35, no. 5, pp. 3353–3365, 2020.

- [42] H. J. Landau, *Moments in mathematics*. American Mathematical Soc., 1987, vol. 37.
- [43] D. Bertsimas and J. N. Tsitsiklis, *Introduction to linear optimization*. Athena scientific Belmont, MA, 1997, vol. 6.
- [44] A. Moreira, D. Pozo, A. Street, and E. Sauma, “Reliable renewable generation and transmission expansion planning: co-optimizing system’s resources for meeting renewable targets,” *IEEE transactions on power systems*, vol. 32, no. 4, pp. 3246–3257, 2016.
- [45] D. Alvarado, A. Moreira, R. Moreno, and G. Strbac, “Transmission network investment with distributed energy resources and distributionally robust security,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 34, no. 6, pp. 5157–5168, 2018.
- [46] Comisión Nacional de Energía, “Informe Técnico Definitivo Plan de Expansión Anual de Transmisión Año 2022,” 2023.
- [47] Coordinador Eléctrico Nacional, “Demanda Real,” Disponible en <https://www.coordinador.cl/operacion/graficos/operacion-real/demanda-real/>.
- [48] —, “Generación Real,” Disponible en <https://www.coordinador.cl/operacion/graficos/operacion-real/generacion-real/>.
- [49] Asociación Chilena de Energías Renovables, “Mapa de proyectos,” Disponible en <https://www.acera.cl/mapa-de-proyectos/>.
- [50] Ministerio de Energía, “Explorador Solar y Eólico,” Disponible en <https://exploradores.minenergia.cl/>.

Capítulo 7

Anexos

7.1. Datos anexos sobre los casos de estudio

7.1.1. Sistema de 2 barras

Generador térmico	Estado	Barra	Potencia máx	Costo lineal	Ramp-up/down	Costo reserva	Costo inversión	Costo O&M
			MW	USD/MW	MW/h	USD/MW/h	MUSD	MUSD
1	Existente	1	130	16.5	20	1.65	-	-
2	Candidato	1	120	16.5	20	1.65	55.0	0.22
3	Candidato	1	120	16.5	20	1.65	55.0	0.22
4	Candidato	1	120	28.1	55	2.81	55.0	0.22

Tabla 7.1: Datos de los generadores térmicos del sistema de 2 barras.

Línea de transmisión	Estado	Barras	Flujo máximo	Reactancia	Costo inversión	Costo O&M
			MW	p . u .	MUSD	MUSD
1	Existente	1-2	100	0.38	-	-
2	Candidato	1-2	100	0.40	38.0	0.38
3	Candidato	1-2	100	0.40	38.0	0.38
4	Candidato	1-2	100	0.40	38.0	0.38

Tabla 7.2: Datos de las líneas de transmisión del sistema de 2 barras.

7.1.2. IEEE 6-bus Garver system

Generador térmico	Estado	Barra	Potencia máx	Costo lineal	Ramp-up/down	Costo reserva	Costo inversión	Costo O&M
			MW	USD/MW	MW/h	USD/MW/h	MUSD	MUSD
1	Existente	1	130	16.5	20	1.65	-	-
2	Existente	1	55	25.92	55	2.59	-	-
3	Existente	3	120	16.6	20	1.66	-	-
4	Candidato	1	55	28.1	55	2.81	55.0	0.22
5	Candidato	3	80	22.26	35	2.23	16.0	0.72
6	Candidato	6	120	25.95	20	2.6	30.0	1.26

Tabla 7.3: Datos de los generadores térmicos del IEEE 6-bus Garver system.

Generador renovable	Tipo	Estado	Barra	Potencia máx MW	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Eólico	Candidato	3	70	10.4	0.84
2	Eólico	Candidato	6	80	9.1	0.735

Tabla 7.4: Datos de los generadores renovables del IEEE 6-bus Garver system.

Línea de transmisión	Estado	Barras	Flujo máximo MW	Reactancia p.u.	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Existente	1-2	100	0.40	-	-
2	Existente	1-4	80	0.60	-	-
3	Existente	1-5	100	0.20	-	-
4	Existente	2-3	100	0.20	-	-
5	Existente	2-4	100	0.40	-	-
6	Existente	3-5	100	0.20	-	-
7	Candidato	1-3	100	0.38	38.0	0.38
8	Candidato	2-5	100	0.31	31.0	0.31
9	Candidato	2-6	100	0.30	30.0	0.3
10	Candidato	3-6	100	0.48	48.0	0.48
11	Candidato	4-6	100	0.30	30.0	0.3

Tabla 7.5: Datos de las líneas de transmisión del IEEE 6-bus Garver system.

7.1.3. IEEE 39-bus system

Generador térmico	Estado	Barra	Potencia máx MW	Costo lineal USD/MW	Ramp-up/down MW/h	Costo reserva USD/MW/h	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Existente	30	455	33.4	225	3.34	-	-
2	Existente	31	455	33.4	225	3.34	-	-
3	Existente	32	130	140.5	50	14.05	-	-
4	Existente	33	130	140.5	50	14.05	-	-
5	Existente	34	162	140.5	60	14.05	-	-
6	Existente	35	80	33.4	60	3.34	-	-
7	Existente	36	85	33.4	60	3.34	-	-
8	Existente	37	55	33.4	135	3.34	-	-
9	Existente	38	55	140.5	135	14.05	-	-
10	Existente	39	55	140.5	135	14.05	-	-
11	Candidato	39	300	33.4	300	3.34	180	3.6
12	Candidato	8	200	140.5	200	14.05	89.6	1.792
13	Candidato	20	250	33.4	250	3.34	150	3

Tabla 7.6: Datos de los generadores térmicos del IEEE 39-bus system.

Generador renovable	Tipo	Estado	Barra	Potencia máx MW	Costo inversión USD	Costo O&M MUSD
1	Eólico	Existente	20	396	-	-
2	Eólico	Candidato	15	300	30.0	0.6
3	Eólico	Candidato	8	300	30.0	0.6

Tabla 7.7: Datos de los generadores renovables del IEEE 39-bus system.

Línea de transmisión	Estado	Barras	Flujo máximo MW	Reactancia p. u.	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Existente	1-2	600	0.04	-	-
2	Existente	1-39	1000	0.03	-	-
3	Existente	2-3	500	0.02	-	-
4	Existente	2-25	500	0.01	-	-
5	Existente	2-30	900	0.02	-	-
6	Existente	3-4	500	0.02	-	-
7	Existente	3-18	500	0.01	-	-
8	Existente	4-5	600	0.01	-	-
9	Existente	4-14	500	0.01	-	-
10	Existente	5-6	1200	0.00	-	-
11	Existente	5-8	900	0.01	-	-
12	Existente	6-7	900	0.01	-	-
13	Existente	6-11	480	0.01	-	-
14	Existente	6-31	1800	0.03	-	-
15	Existente	7-8	900	0.00	-	-
16	Existente	8-9	900	0.04	-	-
17	Existente	9-39	900	0.03	-	-
18	Existente	10-11	600	0.00	-	-
19	Existente	10-13	600	0.00	-	-
20	Existente	10-32	900	0.02	-	-
21	Existente	12-11	500	0.04	-	-
22	Existente	12-13	500	0.04	-	-
23	Existente	13-14	600	0.01	-	-
24	Existente	14-15	600	0.02	-	-
25	Existente	15-16	600	0.01	-	-
26	Existente	16-17	600	0.01	-	-
27	Existente	16-19	600	0.02	-	-
28	Existente	16-21	600	0.01	-	-
29	Existente	16-24	600	0.01	-	-
30	Existente	17-18	600	0.01	-	-
31	Existente	17-27	600	0.02	-	-
32	Existente	19-20	900	0.01	-	-
33	Existente	19-33	900	0.01	-	-
34	Existente	20-34	900	0.02	-	-
35	Existente	21-22	900	0.01	-	-
36	Existente	22-23	600	0.01	-	-
37	Existente	22-35	900	0.01	-	-
38	Existente	23-24	600	0.04	-	-
39	Existente	23-36	900	0.03	-	-
40	Existente	25-26	600	0.03	-	-
41	Existente	25-37	900	0.02	-	-
42	Existente	26-27	600	0.01	-	-
43	Existente	26-28	600	0.05	-	-
44	Existente	26-29	600	0.06	-	-
45	Existente	28-29	600	0.02	-	-
46	Existente	29-38	1200	0.02	-	-
47	Candidato	6-31	300	0.03	13.8	0.138
48	Candidato	2-30	200	0.02	10	0.1
49	Candidato	1-39	1000	0.03	13.8	0.138
50	Candidato	3-4	500	0.02	11.7	0.117
51	Candidato	14-15	600	0.02	12	0.12

Tabla 7.8: Datos de las líneas de transmisión del IEEE 39-bus system.

7.1.4. Sistema SEN reducido

Generador térmico	Estado	Barra	Potencia máx MW	Costo lineal USD/MW	Ramp-up/down MW/h	Costo reserva USD/MW/h	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Existente	Pichirropulli500	102.5	270.5	41	27.06	-	-
2	Existente	Concepcion220	130	280	130	28	-	-
3	Existente	Quillota500	249.02	280	249.02	28	-	-
4	Existente	Candelaria500	253.86	94.8	101.544	9.49	-	-
5	Existente	Candelaria500	249.35	265.5	99.74	26.56	-	-
6	Existente	NuevaCardones500	153.04	234.7	61.216	23.48	-	-
7	Existente	NuevaAncud500	54.47	219.2	21.788	21.92	-	-
8	Existente	NuevaPanDeAzucar500	81	213.0	32.4	21.3	-	-
9	Existente	Cumbres500	73.11	261.0	29.244	26.1	-	-
10	Existente	NuevaMaitencillo500	141.56	280	141.56	28	-	-
11	Existente	NuevaMaitencillo500	141.73	280	141.73	28	-	-
12	Existente	NuevaMaitencillo500	142.64	280	142.64	28	-	-
13	Existente	NuevaMaitencillo500	58	329.2	23.2	32.92	-	-
14	Existente	Concepcion220	265.99	250.7	106.396	25.07	-	-
15	Existente	Concepcion220	111.66	176.5	44.664	17.66	-	-
16	Existente	Quillota500	310	54.2	124	5.42	-	-
17	Existente	Quillota500	404.4	49.8	161.76	4.98	-	-
18	Existente	Polpaico500	329	43.8	131.6	4.39	-	-
19	Existente	Quillota500	254.85	280	254.85	28	-	-
20	Existente	Quillota500	257	111.2	102.8	11.12	-	-
21	Existente	Polpaico500	100	349.1	40	34.92	-	-
22	Existente	Quillota500	347.67	70.5	139.068	7.06	-	-
23	Existente	Quillota500	379.97	65.3	151.988	6.53	-	-
24	Existente	Concepcion220	139	252.9	55.6	25.29	-	-
25	Existente	Concepcion220	379.15	280	379.15	28	-	-
26	Existente	Cumbres500	116.24	245.6	46.496	24.57	-	-
27	Existente	Cumbres500	121.69	245.6	48.676	24.57	-	-
28	Existente	Cumbres500	116.24	104.3	46.496	10.43	-	-
29	Existente	Cumbres500	121.69	104.3	48.676	10.43	-	-
30	Existente	Ancoa500	59	220.3	23.6	22.03	-	-
31	Existente	NuevaCardones500	86.49	264.5	34.596	26.45	-	-
32	Existente	NuevaPuertoMontt500	81	216.7	32.4	21.67	-	-
33	Existente	NuevaCharrua500	194.87	256.8	77.948	25.69	-	-
34	Existente	Kimal500	317.97	38.7	127.188	3.87	-	-
35	Existente	Kimal500	548.93	86.1	219.572	8.61	-	-
36	Existente	Kimal500	281.3	280	281.3	28	-	-
37	Existente	Kimal500	256.65	44.5	102.66	4.46	-	-
38	Existente	NuevaPanDeAzucar500	75	234.6	30	23.47	-	-
39	Existente	NuevaMaitencillo500	100	293.3	40	29.34	-	-
40	Existente	NuevaPanDeAzucar500	150	244.9	60	24.49	-	-
41	Candidato	Concepcion220	350	350	350	35	150	1.5
42	Candidato	Kimal500	316.36	350	316.36	35	150	1.5
43	Candidato	LosChangos500	389.47	350	389.47	35	150	1.5
44	Candidato	Cumbres500	500	280	400	28	405	4.05
45	Candidato	Pichirropulli500	500	280	400	28	405	4.05

Tabla 7.9: Datos de los generadores térmicos del sistema SEN reducido.

Generador renovable	Tipo	Estado	Barra	Potencia máx MW	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Solar	Existente	NuevaCardones500	135.0	-	-
2	Solar	Existente	Polpaico500	102.7	-	-
3	Solar	Existente	NuevaMaitencillo500	196.6	-	-
4	Solar	Existente	NuevaZaldivar220	126.7	-	-
5	Solar	Existente	Kimal500	193.3	-	-
6	Solar	Existente	Polpaico500	138.0	-	-
7	Solar	Existente	Kimal500	165.8	-	-
8	Solar	Existente	NuevaCardones500	265.0	-	-
9	Solar	Existente	Kimal500	134.0	-	-
10	Solar	Existente	Lagunas220	152.5	-	-
11	Solar	Existente	Lagunas220	229.8	-	-
12	Solar	Existente	Cumbres500	172.0	-	-
13	Solar	Existente	NuevaCardones500	146.5	-	-
14	Solar	Existente	NuevaCardones500	362.2	-	-
15	Solar	Existente	Lagunas220	144.0	-	-
16	Solar	Existente	Kimal220	265.0	-	-
17	Solar	Existente	Kimal220	432.1	-	-
18	Solar	Existente	Kimal220	165.8	-	-
19	Solar	Existente	Cumbres500	209.8	-	-
20	Solar	Existente	Cumbres500	370.0	-	-
21	Solar	Candidato	Kimal500	252.0	225.0	2.25
22	Solar	Candidato	Cumbres500	105.0	202.0	2.02
23	Solar	Candidato	Polpaico500	402.5	372.0	3.72
24	Solar	Candidato	NuevaPozoAlmonte220	363.0	327.0	3.27
25	Eólico	Existente	NuevaPanDeAzucar500	112.3	-	-
26	Eólico	Existente	NuevaPanDeAzucar500	189.3	-	-
27	Eólico	Existente	Parinas500	100.0	-	-
28	Eólico	Existente	Kimal500	110.9	-	-
29	Eólico	Existente	NuevaAncud500	127.4	-	-
30	Eólico	Existente	NuevaMaitencillo500	206.6	-	-
31	Eólico	Existente	NuevaMaitencillo500	184.3	-	-
32	Eólico	Existente	Pichirropulli500	166.0	-	-
33	Eólico	Existente	NuevaZaldivar220	180.4	-	-
34	Eólico	Existente	NuevaCharrua500	134.8	-	-
35	Eólico	Existente	NuevaMaitencillo500	173.4	-	-
36	Eólico	Existente	NuevaPuertoMontt500	155.0	-	-
37	Eólico	Existente	Mulchen500	166.2	-	-
38	Eólico	Existente	LosChangos500	157.2	-	-
39	Eólico	Existente	Mulchen500	144.0	-	-
40	Eólico	Existente	Kimal500	155.9	-	-
41	Eólico	Candidato	Parinas500	778.0	850.0	8.5
42	Eólico	Candidato	NuevaCharrua500	256.0	305.0	3.05
43	Eólico	Candidato	NuevaCharrua500	258.0	365.0	3.05
44	Eólico	Candidato	Parinas500	354.0	424.0	4.24

Tabla 7.10: Datos de los generadores renovables del sistema SEN reducido.

Capítulo 7. Anexos

Línea de transmisión	Estado	Barras	Flujo máximo MW	Reactancia p. u.	Costo inversión MUSD	Costo O&M MUSD
1	Existente	Lagunas220-Kimal220	316	0.05	-	-
2	Existente	Kimal220-NuevaZaldivar220	815	0.01	-	-
3	Existente	Kimal500-Kimal220	1500	0.01	-	-
4	Existente	Kimal500-LosChangos500	1590	0.04	-	-
5	Existente	LosChangos500-LosChangos220	1500	0.00	-	-
6	Existente	LosChangos220-NuevaZaldivar220	525	0.01	-	-
7	Existente	LosChangos500-Parinas500	1500	0.00	-	-
8	Existente	Parinas500-Cumbres500	1500	0.00	-	-
9	Existente	Cumbres500-NuevaCardones500	1500	0.00	-	-
10	Existente	NuevaCardones500-NuevaMaitencillo500	2360	0.01	-	-
11	Existente	NuevaMaitencillo500-NuevaPanDeAzucar500	2500	0.01	-	-
12	Existente	NuevaPanDeAzucar500-Polpaico500	2280	0.00	-	-
13	Existente	Polpaico500-AltoJahuel500	1880	0.01	-	-
14	Existente	AltoJahuel500-Ancoa500	2765	0.00	-	-
15	Existente	Ancoa500-NuevaCharrua500	3000	0.01	-	-
16	Existente	RioMalleco500-Pichirropulli500	483	0.01	-	-
17	Existente	Kimal500-AltoJahuel500	3000	0.00	-	-
18	Existente	Pichirropulli500-NuevaPuertoMontt500	145	0.10	-	-
19	Existente	NuevaPuertoMontt500-NuevaAncud500	102	0.13	-	-
20	Existente	NuevaPozoAlmonte220-Lagunas220	800	0.06	-	-
21	Existente	NuevaPozoAlmonte220-Parinacota220	800	0.13	-	-
22	Existente	Quillota500-Polpaico500	1803	0.01	-	-
23	Existente	Candelaria500-AltoJahuel500	680	0.02	-	-
24	Existente	Rapel500-AltoJahuel500	394	0.03	-	-
25	Existente	Concepcion220-NuevaCharrua500	260	0.08	-	-
26	Existente	Mulchen500-NuevaCharrua500	880	0.04	-	-
27	Existente	NuevaCharrua500-Mulchen500	660	0.02	-	-
28	Existente	RioMalleco500-Mulchen500	630	0.02	-	-
29	Existente	Mulchen500-RioMalleco500	660	0.02	-	-
30	Existente	Parinas500-NuevaZaldivar220	660	0.11	-	-
31	Existente	Pichirropulli500-NuevaPuertoMontt500	660	0.11	-	-
32	Existente	NuevaPuertoMontt500-NuevaAncud500	558	0.00	-	-
33	Existente	RioMalleco500-Pichirropulli500	660	0.11	-	-
34	Existente	NuevaPozoAlmonte220-Parinacota220	800	0.03	-	-
35	Existente	NuevaPozoAlmonte220-Lagunas220	800	0.03	-	-
36	Existente	Lagunas220-Kimal220	473	0.08	-	-
37	Existente	AltoJahuel500-Ancoa500	135	0.02	-	-
38	Candidato	Polpaico500-AltoJahuel500	750	0.01	124.28	1.2428
39	Candidato	AltoJahuel500-Ancoa500	750	0.02	124.28	1.2428
40	Candidato	Kimal500-LosChangos500	1500	0.04	82.6	0.826
41	Candidato	LosChangos500-Cumbres500	750	0.00	118	1.18
42	Candidato	Cumbres500-NuevaCardones500	750	0.00	55.755	0.55755
43	Candidato	NuevaPanDeAzucar500-Polpaico500	750	0.00	157.692	1.57692
44	Candidato	Lagunas220-Kimal220	250	0.05	60.55	0.6055
45	Candidato	Kimal500-AltoJahuel500	1500	0.00	1000	10
46	Candidato	Rapel500-AltoJahuel500	1000	0.0261	12.0	0.12

Tabla 7.11: Datos de las líneas de transmisión del sistema SEN reducido.

7.2. Escenarios a experimentar

7.2.1. Escenarios de planificación

Caso de estudio	Escenarios de planificación
Caso 1	$\mathcal{K} = \{1, 2, 3, 4, 5, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 30, 32, 33, 34, 36, 37, 40, 41, 42, 43, 45, 46, 48, 50, 51, 52\}$
Caso 2	$\mathcal{K} = \{2, 4, 5, 7, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 18, 19, 20, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, 29, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 51, 52\}$
Caso 3	$\mathcal{K} = \{1, 2, 3, 6, 9, 12, 13, 14, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 23, 24, 25, 26, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 48, 49, 50, 51, 52\}$
Caso 4	$\mathcal{K} = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 23, 24, 26, 27, 28, 29, 30, 35, 36, 37, 38, 41, 42, 44, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52\}$

Tabla 7.12: Escenarios de planificación para cada caso de estudio.

7.2.2. Escenarios de evaluación

Caso de estudio	Escenarios de evaluación
Caso 1	$\mathcal{K} = \{6, 7, 18, 29, 31, 35, 39, 44, 47, 49\}$
Caso 2	$\mathcal{K} = \{1, 3, 6, 8, 10, 17, 21, 30, 40, 47, 50\}$
Caso 3	$\mathcal{K} = \{4, 5, 7, 8, 10, 11, 15, 22, 27, 37, 47\}$
Caso 4	$\mathcal{K} = \{13, 22, 25, 31, 32, 33, 34, 39, 40, 43, 45\}$

Tabla 7.13: Escenarios de evaluación para cada caso de estudio.

7.3. Archivos

En el siguiente enlace se encuentran las bases de datos y resultados necesarios para reproducir este trabajo:

<https://drive.google.com/drive/folders/1-UGnS0D3gFokRv7w209XFhpnKsZ81PNx?usp=sharing>

7.3.1. Bases de datos

Dentro de la carpeta BD, se encuentra el siguiente arreglo de archivos, junto con la documentación explicativa:

Caso de estudio	Nombre
Caso 1	"2Bus.json"
Caso 2	"Garver.json"
Caso 3	"IEEE39.json"
Caso 4	"SEN.json"

Tabla 7.14: Bases de datos.

7.3.2. Resultados

Dentro de la carpeta resultados, se encuentra el siguiente arreglo de carpetas y archivos, junto con la documentación explicativa:

Caso de estudio	Nombre carpeta	Modelo	Nombre carpeta	Archivos
Caso 1	"2Bus results"	Determinista	"Determinista esc=9"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 0.00001$	"k=0.00001"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 0.5$	"k=0.5"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 1$	"k=1"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 1.5$	"k=1.5"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 2$	"k=2"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 2.5$	"k=2.5"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		$k_{\sigma} = 3$	"k=3"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
		Robusto	"Robusto"	"2Bus.log", "Resultados_FVA_2Bus.json"
Caso 2	"Garver results"	Determinista	"Determinista esc=14"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 0.00001$	"k=0.00001"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 0.5$	"k=0.5"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 1$	"k=1"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 1.5$	"k=1.5"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 2$	"k=2"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 2.5$	"k=2.5"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		$k_{\sigma} = 3$	"k=3"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
		Robusto	"Robusto"	"Garver.log", "Resultados_FVA_Garver.json"
Caso 3	"IEEE39 results"	Determinista	"Determinista esc=43"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 0.00001$	"k=0.00001"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 0.5$	"k=0.5"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 1$	"k=1"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 1.5$	"k=1.5"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 2$	"k=2"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 2.5$	"k=2.5"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		$k_{\sigma} = 3$	"k=3"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
		Robusto	"Robusto"	"IEEE39.log", "Resultados_FVA_IEEE39.json"
Caso 4	"SEN results"	Determinista	"Determinista esc=38"	"SEN.log", "Resultados_FVA_SEN.json"
		$k_{\sigma} = 0.00001$	"k=0.00001"	"SEN.log", "Resultados_FVA_SEN.json"
		$k_{\sigma} = 0.75$	"k=0.75"	"SEN.log", "Resultados_FVA_SEN.json"
		$k_{\sigma} = 1.5$	"k=1.5"	"SEN.log", "Resultados_FVA_SEN.json"
		$k_{\sigma} = 3$	"k=3"	"SEN.log", "Resultados_FVA_SEN.json"
		Robusto	"Robusto"	"SEN.log", "Resultados_FVA_SEN.json"

Tabla 7.15: Resultados planificación.