



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

METODOLOGÍA PARA LA PLANIFICACIÓN CONJUNTA DE LA GENERACIÓN Y
TRANSMISIÓN MEDIANTE UN MODELO DE OPTIMIZACIÓN TRINIVEL DE DOS
ETAPAS Y ESTOCÁSTICO

TESIS PARA OPTAR AL GRADO DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA
INGENIERÍA, MENCIÓN ELÉCTRICA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL ELÉCTRICA

KARIN BELÉN SÁNCHEZ LÓPEZ

PROFESOR GUÍA:
RODRIGO MORENO VIEYRA

PROFESOR CO-GUÍA:
DIEGO ALVARADO LAZO

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
CLAUDIA RAHMANN ZÚÑIGA
FRANCISCO MUÑOZ ESPINOZA

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por:
ANID Chile - ANID/FONDECYT/Regular 1181928, ANID Chile - ANID/FONDECYT
1190228 e ISCI - ANID PIA/Apoyo

SANTIAGO DE CHILE
2023

RESUMEN DE LA TESIS PARA OPTAR AL GRADO
DE MAGÍSTER EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA,
MENCION ELÉCTRICA Y MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL ELÉCTRICA
POR: KARIN BELÉN SÁNCHEZ LÓPEZ
FECHA: 2023
PROF. GUÍA: RODRIGO MORENO VIEYRA

METODOLOGÍA PARA LA PLANIFICACIÓN CONJUNTA DE LA GENERACIÓN Y TRANSMISIÓN MEDIANTE UN MODELO DE OPTIMIZACIÓN TRINIVEL DE DOS ETAPAS Y ESTOCÁSTICO

En la investigación se presenta el desarrollo de un algoritmo de planificación conjunta de la generación y transmisión, mediante un modelo de optimización estocástica trinivel que utiliza mecanismos de la optimización robusta para su resolución. Se diseña un algoritmo de descomposición cuyo problema maestro corresponde al primer nivel del modelo que minimiza los costos del sistema; y el subproblema corresponde al equivalente dual del segundo y tercer nivel, que corresponden a la selección del escenario cuyo costo de operación tiene la mayor diferencia respecto al costo aproximado en el problema maestro, y a la minimización de los costos de operación del escenario particular, respectivamente.

Mediante dos casos de estudio se analizó la eficiencia del algoritmo y, con uso de éste, se identificó el impacto de planificar con enfoque resiliente (escenarios extremos). Se demostró que la propuesta converge a la solución y que su eficiencia computacional depende de dos factores, la cantidad de escenarios que se analiza y de la dispersión que los caracteriza, evidenciando que para escenarios con baja dispersión, el algoritmo propuesto es más eficiente que la Descomposición de Benders clásica. Finalmente se observó que planificar resilientemente implica aumentos marginales de los costos, pero disminuciones significativas en el riesgo del sistema.

A mis padres y hermanos. A mi lela y por supuesto, a mi tata, abuelita y tío Chino que me acompañan desde arriba.

Agradecimientos

Agradecer a mis padres, Carmen y Miguel, por el amor que me han dado de múltiples maneras, una de ellas, brindarme la educación durante toda mi vida, permitiendo que mi prioridad sea estudiar. Son mi ejemplo de dedicación, definición de familia y amor, y toda mi vida les estaré agradecida, muchas gracias por nuestro equipo Sánchez López. A mis hermanos, Bárbara y Miguel les agradezco la amistad, apoyo y amor incondicional. Gracias por alentarme de muchas formas en mi paso universitario y en la vida en general, cuando las cosas se ponen difíciles, ustedes han sido la inyección de energía y confianza para seguir. Gracias por darle alegrías, juegos e infantilidad a mi vida.

Las amistades que me ha regalado la vida en los diferentes momentos han sido fundamentales. Muchas gracias por complementar mi vida a Dominique y Tania. Gracias por tantas risas y locuras a Sumaria². Mención honrosa a Claudio por el apoyo infinito y risas durante toda la U. A Cata Gamboa por ayudarme siempre con algún mensaje de aliento tantas veces y acompañarnos en las buenas y malas. A Dani Day por su apoyo y alegría que me regala siempre. A Bárbara Rocco por su cariño genuino y apoyo incondicional en nuestra amistad.

De manera especial a mi gran amiga Tere, por ser la mejor amiga para la vida que pudo darme mi paso por la U, por el apoyo en tantos trabajos, jornadas de estudio, nuestro intercambio que sin querer lo hicimos juntas, gracias por ser tan buena conmigo.

Gracias a Tomás por el último año ser un apoyo constante con palabras de aliento y compañía. Gracias por darme tantos buenos momentos en un año que la tesis consumió tanto de mí.

Agradezco a Diego Alvarado por apoyarme con gran disposición en momentos críticos del desarrollo de mi tesis y también a Miguel Sánchez por ser mi contraparte en tantas discusiones asociadas a mi tesis.

Finalmente agradecer a mi profesor, Rodrigo Moreno, por confiar en mí como su tesista, muchas gracias por su apoyo y comentarios en cada reunión que fueron fundamentales para avanzar. A Francisco Muñoz por apoyar el desarrollo de mi trabajo y ser miembro de mi comisión. A Claudia Rahmann por sus comentarios realizados al trabajo y consejos entregados durante la vida universitaria en el área de energía.

Este trabajo ha sido financiado por los fondos ANID/FONDECYT/Regular 1181928, ANID/FONDECYT 1190228 e ISCI - ANID PIA/Apoyo.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1 Motivación	1
1.2 Hipótesis	2
1.3 Objetivos	2
1.3.1 Objetivo general	2
1.3.2 Objetivos específicos	3
1.4 Contribuciones	3
1.5 Estructura del documento	3
2. Revisión de literatura y contribuciones	5
2.1 Planificación de sistemas eléctricos	5
2.2 Desafíos de la descarbonización de SEP	6
2.2.1 Restricciones operaciones y resolución temporal	6
2.2.2 Representación de la incertidumbre	7
2.2.3 Planificación confiable y resiliente	8
2.2.4 Aspectos computacionales	9
2.3 Conclusiones	11
3. Metodología	13
3.1 Nomenclatura del capítulo	13
3.2 Descripción general del modelo	16
3.3 Formulación matemática	17
3.3.1 Formulación Monolítica	17
3.3.2 Modelo Trinivel	17
3.4 Reformulación del problema	21
3.4.1 Subproblema	21
3.4.2 Maestro	23
3.4.3 Linealización	24
3.4.4 Algoritmo de resolución	25
4. Caso de estudio de baja escala	27
4.1 Sistema y datos de entrada	27
4.2 Construcción de Escenarios	29
4.2.1 Clusterización directa	30
4.2.2 Reclusterización de grupos con menor media	31
4.3 Resultados y discusión	33

4.3.1	Modelo monolítico vs. Descomposición propuesta	33
4.3.2	Planificación resiliente	34
5.	Caso de estudio Red 24 barras	37
5.1	Sistema y datos de entrada	37
5.1.1	Sistema	37
5.1.2	Construcción de Escenarios	39
5.2	Resultados y discusión	42
6.	Conclusiones y trabajo futuro	45
6.1	Conclusiones	45
6.2	Trabajo futuro	46
	Bibliografía	47
	Anexos	52
	Anexo A. Datos de entrada de Generación	52
	Anexo B. Clusterización del recurso primario	53
	Anexo B.1 Clusterización del recuso solar - Zona 2	53
	Anexo B.2 Clusterización del recuso eólico - Zona 2	54
	Anexo B.3 Reclusterización Recurso solar-Zona 1	55
	Anexo B.4 Reclusterización Recurso solar-Zona 2	56
	Anexo B.5 Reclusterización Recurso eólico-Zona 2	57
	Anexo C. Datos de entrada - Red de 24 barras	59

Índice de Tablas

2.1	Resumen de referencias principales	12
4.1	Datos de entrada de generación.	28
4.2	Datos de entrada de transmisión.	28
4.3	Capacidad instalada y Costo total.	34
4.4	Costos resultantes.	34
4.5	Capacidad de generación instalada.	35
5.1	Datos de entrada de generación.	37
5.2	Caso 1 - Capacidad instalada y Costo total por número de escenarios.	42
5.3	Caso 2 - Capacidad instalada y Costo total por número de escenarios.	42

Índice de Ilustraciones

3.1	Estructura jerárquica del modelo modelo trinivel.	16
4.1	Sistema de estudio.	27
4.2	Perfil de demanda.	29
4.3	Clusters de perfiles solares en Zona 1.	30
4.4	Centroides de clusters solares zona 2.	31
4.5	Centroides de clusters eólicos zona 2.	31
4.6	Zona 1- Centroides de reclusterización de C2 solar.	32
4.7	Zona 2- Centroides de reclusterización de C2 solar.	32
4.8	Zona 2- Centroides de reclusterización de C1 eólico.	33
4.9	Energía no suministrada.	36
5.1	Sistema de caso de estudio.	38
5.2	Perfil de demanda.	39
5.3	Perfiles renovables característicos para Caso 1 - 80 escenarios.	40
5.4	Perfiles renovables característicos para Caso 1 - 1100 escenarios.	41
5.5	Caso 1 vs. Caso 2.	43

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

La reducción de emisiones de CO₂ es fundamental para lograr la transición a un desarrollo sostenible. El sector energético en el mundo es el responsable del 70 % aproximadamente de emisiones de gases de efecto invernadero [1], los que han provocado que desde finales del siglo XIX la temperatura global haya aumentado 1.1°. Para evitar las nocivas consecuencias dicha alza; por ejemplo, el calentamiento y acidificación de los océanos o deshielo de glaciares; es que el 45 % de las emisiones de CO₂ provocadas por el ser humano deben ser disminuidas al año 2030 con respecto a los niveles alcanzados en 2010 y la carbono-neutralidad debe ser lograda al 2050 [2].

Por lo mencionado anteriormente es que varios países han adquirido compromisos en instancias como las Conferencias de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático, anunciando la descarbonización de sus matrices energéticas [3]. Esto supone varios desafíos, como lo es la incorporación masiva de generación renovable que impacta de manera directa la forma en que se planifica, opera y gestiona (mercado) el sistema eléctrico. La generación renovable, incierta y variable, implica una mayor necesidad de niveles de flexibilidad, es decir, la habilidad de mantener el equilibrio en todo momento entre demanda y generación de energía además de requerir una renovación del proceso de planificación de los sistemas eléctricos [4].

Históricamente el proceso de planificación de los sistemas eléctricos se ha realizado mediante el análisis de dos problemas diferentes: planificación de la expansión de la generación y planificación de la expansión de la transmisión [1]. Ambos problemas son resueltos secuencialmente y cada uno tiene sus propias características y consideraciones. No obstante, una mayor penetración de energía renovable, conlleva la necesidad de realizar una co-optimización en la planificación de ambos segmentos, de lo contrario, el sistema podría tener elevados costos totales.

Debido a la crítica necesidad de conocer el comportamiento del sistema hora a hora para proveer flexibilidad, se necesita incorporar restricciones detalladas de la operación al problema de planificación, como por ejemplo, restricciones acopladas en el tiempo, tiempos mínimos de subida y bajada, rampas, etc. En consecuencia, debido a la escala temporal horaria surgen

importantes desafíos en términos de eficiencia computacional, así como en los tiempos de resolución [5].

Por consiguiente, la representación matemática y computacional de los sistemas eléctricos se ha convertido en una de las principales áreas de investigación, ya que usualmente en la planificación de sistemas eléctricos se analizaba un número acotado de escenarios, ignorando, además, el detalle de las restricciones operacionales. Para poder analizar la flexibilidad e incertidumbre de los sistemas, las investigaciones han sido abordadas principalmente mediante la programación estocástica y formulación robusta, pues permiten analizar varios escenarios.

Asimismo, qué escenarios considerar para realizar los diferentes análisis es una decisión fundamental para los resultados que se obtendrán, ya que la seguridad y confiabilidad de la red eléctrica que se planifica podrá hacer frente a los desafíos de los escenarios contemplados. En línea con ello, existen investigaciones ligadas a la “resiliencia” de los sistemas eléctricos, que se asocia a la capacidad de la red de resistir y reducir la magnitud de eventos disruptivos, por lo que su consideración implica la inclusión de escenarios de baja probabilidad pero de alto impacto en la operación de la red [6].

En este contexto, en la presente tesis se propondrá un modelo para la planificación de la generación y expansión de la transmisión de manera conjunta, considerando varios escenarios (con enfoque resiliente) respecto a la disponibilidad del recurso primario, solar y eólico. Esto basado en el concepto de semanas representativas, lo cual permitirá la inclusión de restricciones operacionales, incluido el problema de *Unit Commitment (UC)* de manera relajada, que corresponde al predespacho económico de las unidades térmicas del sistema. Lo mencionado, mediante el desarrollo de un modelo de optimización estocástico tri-nivel que será resuelto mediante una adaptación de la descomposición de Benders.

1.2. Hipótesis

La presente tesis tiene dos hipótesis:

1. Un problema de planificación eléctrica estocástico puede ser resuelto eficientemente mediante algoritmos típicamente utilizados en optimización robusta.
2. Planificar los sistemas eléctricos con un enfoque resiliente respecto al recurso natural, aumenta los costos de inversión marginalmente, al mismo tiempo que el riesgo del sistema disminuye significativamente.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo general

Diseñar un algoritmo eficiente para resolver el problema de planificación estocástico de la generación y transmisión de manera conjunta, cuya resolución utilizará mecanismos típicamente empleados en la optimización robusta. Lo anterior con un enfoque resiliente que considere la naturaleza estocástica del recurso primario en los sistemas eléctricos renovables.

1.3.2. Objetivos específicos

1. Modelar estocásticamente el problema de planificación conjunta de la generación y expansión de la transmisión.
2. Reformular el problema anterior en una optimización tri-nivel.
3. Elaborar un algoritmo de descomposición para resolver problemas estocásticos tri-nivel.
4. Aplicar la técnica de descomposición propuesta para resolver eficientemente el problema anterior para redes de gran escala.
5. Aplicar el algoritmo diseñado a dos casos de estudio; el primero, una red de dos zonas con enfoque resiliente en la consideración de escenarios de baja probabilidad (riesgo de cola); y el segundo, una red de 24 barras con el fin de comprobar la eficiencia computacional de la metodología estudiada.

1.4. Contribuciones

- Desarrollar un modelo de optimización lineal de dos etapas ¹, tri-nivel y estocástico para planificación conjunta de la transmisión y generación, capaz de capturar la incertidumbre intrínseca del recurso primario.
- Desarrollar una metodología de resolución finitamente convergente ², que utilice mecanismos de la optimización robusta y basada en descomposición de Benders para resolver problemas computacionalmente intensos.
- Desarrollar una metodología de análisis de data histórica de la disponibilidad del viento y sol para determinar escenarios basados en semanas representativas.
- Demostrar que planificar con enfoque resiliente respecto a la disponibilidad del recurso primario conlleva al desarrollo de redes eléctricas más seguras.

1.5. Estructura del documento

El documento es organizado en 6 capítulos que se detallan a continuación.

El **Capítulo 1** establece la motivación, objetivos y contribución de la investigación realizada.

En el **Capítulo 2** se presenta una revisión bibliográfica enfocada en los desafíos asociados a la descarbonización de las redes eléctricas, en particular, se mostrará cómo se ha desarrollado

¹Refiere a un problema de planificación que optimiza las decisiones en las siguientes dos etapas: etapa de planificación y etapa de operación. Ambas decisiones son optimizadas juntas [5].

²Para metodologías de resolución basadas en técnicas de descomposición, se refiere a que, dado un ε , la cota superior e inferior de los subproblemas se aproximan y están dentro de la banda ε a partir de un tiempo o iteración determinada [7].

en la literatura los problemas asociados a la modelación matemática, confiabilidad de las redes eléctricas y desafíos ligados a la alta demanda computacional de los modelos de optimización.

En el **Capítulo 3** se describe la metodología que guía la investigación y propuesta realizada. Específicamente, se explicará la optimización estocástica planteada en un modelo matemático tri-nivel y la reformulación matemática para la implementación de la técnica computacional desarrollada.

Luego, en el **Capítulo 4** se valida el modelo matemático mediante un ejemplo de pequeña escala que evidenciará las contribuciones del modelo. Asimismo, en el **Capítulo 5** se presenta un caso de estudio en una red de 24 barras.

Finalmente, en el **Capítulo 6** las principales conclusiones son extraídas y se sugerirán líneas de investigación para el trabajo futuro en torno a la planificación de sistemas eléctricos.

Capítulo 2

Revisión de literatura y contribuciones

2.1. Planificación de sistemas eléctricos

La toma de decisión para la inversión en transmisión y generación es fundamental para el desarrollo de los sistemas eléctricos de potencia (SEP) y sus desafíos, los cuales se enmarcan en el mediano y largo plazo, es decir, horizontes de 10 a 40 años. La planificación de la expansión de las redes consiste en determinar qué tecnología, cuánta, cuándo y dónde se requerirán activos de transmisión y generación para suministrar de manera segura y económica la demanda que crece año a año, respondiendo a la política energética mundial y de de cada territorio [4].

El sector energético es responsable del 70 % de las emisiones globales de CO_2 (gas de efecto invernadero) y por consiguiente, juega un rol fundamental en la política energética mundial. Por esto, existe una obligación y desafío de enfrentar la descarbonización del sector mediante la integración de Energías renovables y con ello, la incorporación de nuevas tecnologías [1].

Lo mencionado no es una tarea fácil y es por esto que la **planificación de largo plazo** es un tema ampliamente estudiado para determinar los patrones de recambio tecnológico que el sistema puede adoptar y en consecuencia, guía las estrategias del ente regulador-tomador de decisiones [5], aplazando inversiones en infraestructura convencional.

Cabe destacar que, la presencia de energías renovables no convencionales (ERNC), como lo son el viento y sol, implican la necesidad de altos niveles de flexibilidad para lidiar con la incertidumbre intrínseca de éstos y para mantener el balance del sistema en todo momento [8]. Por tanto, los modelos matemáticos de optimización deben incluir detalles operacionales, espaciales y técnicos [5]. Es por lo anterior que investigaciones desarrolladas en [4], [9] y [10] han notado la importancia de la planificación conjunta de los sectores de generación y transmisión, lo que permite identificar sinergias entre los sectores, evitando congestiones en las líneas y desacoples en el sistema mediante, por ejemplo, el correcto despliegue de almacenamiento, tecnología que es reconocida como clave para la inserción de las ERNC [11].

En definitiva, la planificación conjunta de largo plazo con enfoque en la descarbonización de los sistemas eléctricos implica la necesidad de enfrentar varios desafíos matemáticos, computacionales y técnicos que han motivado el desarrollo de diferentes estudios, algunos de los cuales serán clasificados y detallados a lo largo del capítulo.

2.2. Desafíos de la descarbonización de SEP

2.2.1. Restricciones operaciones y resolución temporal

En el contexto desafiante de inserción masiva de ERNC, diversos estudios hacen hincapié en los **detalles operacionales** a incluir en los modelos de optimización, es decir, inclusión de fenómenos en la **escala temporal horaria** asociados a la operación diaria del sistema, en modelos cuyo horizonte de evaluación son los de la planificación. Algunas son, restricciones con acople temporal asociadas a tecnologías de almacenamiento o a rampas, tiempos mínimos de encendido, despacho horario de unidades, entre otras.

Por lo anterior, investigaciones realizadas en [4, 8–10, 12, 13] demuestran la necesidad de incluir las decisiones de unit commitment (UC) para la óptima representación de la operación, es decir, el predespacho de las unidades de generación, lo que se traduce en la formulación de un problema lineal entero mixto (MILP por sus siglas en inglés) que requiere disponer de recursos computacionales significativos para ser resuelto. El no tomar en consideración lo expuesto anteriormente, conlleva a planes de inversión subóptimos [14].

Cómo es representado el tiempo en la planificación también es un desafío que impacta en la carga computacional. En los modelos tradicionales, usados en sistemas eléctricos dominados por generación térmica (maquinas rotatorias con uso de combustibles fósiles, cuya disponibilidad no es realmente incierta), los detalles operacionales se ignoran y el tiempo es representado por bloques de carga. Lo anterior hace sentido pues, se asume que tanto la generación como la demanda varían de una manera lenta y predecible [14]. Los bloques de carga son obtenidos mediante la discretización de las curvas de carga ordenadas decrecientemente, eligiendo una característica para cada mes, por lo que el balance de carga es realizado de manera independiente en cada bloque. Sin embargo, dicha representación no captura la variabilidad de los recursos renovables y por su parte, las restricciones de unit commitment no pueden ser incluidas por la ausencia de resolución horaria [15].

En definitiva, al caracterizar la generación y demanda del sistema en los bloques mencionados, los periodos de exceso o escasez de generación pueden ser pasados por alto y así resultar un sistema con niveles de seguridad bajos, mal dimensionamiento de la generación necesaria, exceso de vertimiento de energía renovable, y con ello, una operación técnica y económica no óptima [16].

En consecuencia, diferentes trabajos han implementado diversas metodologías para representar el tiempo. En lugar de bloques de carga, [14] utiliza **estados representativos** del sistema caracterizados por sus niveles de energía renovable y demanda y sus restricciones operacionales horarias son forzadas entre los estados. Por otra parte, **años representativos** con resolución horaria son implementados en [8] para incluir restricciones de unit commitment, en este se comprobó que ignorar las restricciones horarias produce errores no despreciables al

momento de estimar las emisiones de carbono de las unidades de generación térmicas, entre el 35 % y 60 %, por lo que modelar políticas renovables como el impuesto al carbono, requiere detalles operacionales.

Similarmente, en [17] se usan **días representativos** para cada año estudiado, llegando a conclusiones similares, es decir, se requiere una representación detallada del tiempo (escala temporal horaria) y detalles operaciones (restricciones de unit commitment) -dos aspectos estrechamente relacionados que demandan una alta carga computacional- para estimar correctamente la inversión y operación de los sistemas con alta penetración de ERNC y el estudio mediante días representativos permite conservar los detalles intrahorarios.

Por otra parte, [13] y [18] usan **semanas representativas**. En [13] se modela un año mediante 13 semanas, una por mes más la semana con mayor demanda del año. La investigación concluye que el no considerar detalles operacionales y la falta de flexibilidad asociada a la generación renovable provoca que los costos de inversión aumenten un 7%. Finalmente, [18] muestra el valor de la resolución horaria para estudiar la sinergia entre diferentes tecnologías y sectores, en su estudio muestra que la inversión en almacenamiento y refuerzos de líneas aportan cooperativamente al ingreso de generación renovable.

En conclusión, existe consenso en la academia con respecto a que la planificación a largo plazo de sistemas eléctricos con presencia de generación a partir de fuentes renovables variables debe reconocer los fenómenos horarios operacionales para poder dimensionar de manera correcta la red eléctrica. Ignorar lo anterior, conlleva a inversiones en portafolios subóptimos en términos técnicos y económicos o infactibles [8, 17–20].

2.2.2. Representación de la incertidumbre

En el presente contexto de recambio tecnológico hacia fuentes de energía renovable se hace necesario poder representar en los modelos de planificación la incertidumbre inherente de los recursos para así, poder capturar su influencia en las decisiones. La incertidumbre puede ser clasificada como global o local; la global se refiere a la que tiene impacto en el largo plazo y puede ser representada por tendencias, mientras que, las locales tienen un impacto en el corto plazo, asociada a fluctuaciones o aleatoriedad de ciertas características respecto a los pronósticos de largo plazo [21]; por lo tanto, los sistemas eléctricos presentan ambas.

En este contexto incierto, existen dos desafíos que han guiado las investigaciones. Por una parte, adicional a lo ya descrito (representación temporal), está la selección de la **modelación matemática** para realizar la optimización del problema de planificación, ya que guarda directa relación con el reconocimiento de la incertidumbre y por otra parte, está la **técnica de selección y/o reducción de escenarios**; pues diferentes decisiones pueden ser tomadas dependiendo de lo anterior [4, 22].

La literatura científica presenta dos principales maneras de capturar la incertidumbre en los modelos de planificación, Programación Estocástica y Optimización Robusta. Por una parte, la programación estocástica utiliza un conjunto discreto de escenarios para representar la distribución de probabilidad de las ocurrencias y evalúa cada una de ellos, además, la disposición al riesgo del planificador se expresa directamente en la función objetivo mediante métricas de riesgo. Y en paralelo, la optimización robusta es un método que construye un

conjunto de incertidumbre que representa la posible realización de cualquier escenario; de acuerdo con ello, el planificador del sistema impone la factibilidad de todas las posibles realizaciones en el conjunto de incertidumbre, en particular, encontrando y utilizando como referencia el peor escenario del conjunto de incertidumbre [23, 24].

Alguna de las ventajas de la optimización estocástica es su versatilidad ya que permite la evaluación de múltiples escenarios [25]; sin embargo, el método requiere la asignación de una probabilidad discreta a cada uno, lo cual puede ser complejo para fenómenos de largo plazo y, en problemas de gran escala, evaluar todos los escenarios puede ser intratable computacionalmente, aún sin considerar la resolución temporal horaria deseada [14, 26]. Por su parte, y como ya se adelantó, la optimización robusta considera un conjunto continuo de incertidumbre, simplificando el análisis al estudiar detalladamente el peor escenario y computacionalmente puede ser mejor abordado [25]; no obstante, es necesario disponer de técnicas de algoritmos de búsqueda eficiente para determinar el escenario de interés, lo que tendrá impacto directo en los resultados [24].

2.2.3. Planificación confiable y resiliente

En la lógica de planificar mediante escenarios, surge el cuestionamiento de qué tantos deben ser considerados y qué tan diversos deben ser éstos para poder representar la realidad óptimamente. Los planificadores usualmente han pensado la red considerando escenarios creíbles, que implican contingencias en la red que pueden ser modeladas mediante criterios de seguridad conocidos como el N-1 (enfoque determinístico) [6]. Sin embargo, existen eventos que ocurren con menor probabilidad pero que tienen un gran impacto, con consecuencias que incluso podrían durar días en los sistemas eléctricos [4, 6]. Entonces, aparecen relevantes preguntas: ¿cuál es el portafolio óptimo de inversiones en la red para responder de manera segura a diferentes contingencias y, en particular, sea resiliente ante eventos extremos? ¿cómo podemos construir una red robusta y flexible en el contexto de los desafíos actuales que conlleva el proceso de descarbonización de la matriz energética?

El enfoque de **planificación resiliente** ha sido investigado en los últimos años, y una de las definiciones de resiliencia más aceptadas es “la capacidad del sistema eléctrico de resistir y reducir la magnitud y/o duración de un evento disruptivo, incluyendo la habilidad de anticipar, absorber, adaptar y/o recuperación rápida desde el evento” [6]. Luego, la experiencia de planificar solo con enfoque de confiabilidad determinista, ha mostrado una necesidad de hacer la infraestructura del sistema eléctrico más grande y fuerte mediante redundancias y mayor cantidad de activos; sin embargo, éstos no mejoran -necesariamente- la resiliencia del sistema. Por lo anterior y por los nuevos sistemas basados en generación desde fuentes renovables, es que es necesario buscar nuevas soluciones, mediante la dotación de flexibilidad e inteligencia al sistema.

En [27] y [28] se estudia la mejora de resiliencia del sistema mediante la gestión e inversión en la red eléctrica específicamente en contexto de terremotos como fenómeno de alto impacto y poca probabilidad, lo anterior mediante optimización estocástica. En particular, en [28] se realiza una revisión del impacto en la seguridad de los sistemas eléctricos producto de incendios forestales en Chile y Brasil y cómo desde un enfoque de planificación resiliente, permite incorporar esquemas de control preventivo y correctivo en las redes, expresado tanto

en la inversión de las redes eléctricas (unidades de generación de emergencia) como en la operación de éstas (desconexión de líneas, gestionar demanda, etc).

Pese a los avances realizados en la planificación con consideración de confiabilidad y resiliencia, no hay investigaciones asociadas a la descarbonización con enfoque resiliente, es decir, la identificación del impacto de escenarios en donde el recurso natural no sea el óptimo o suficiente en contextos de redes con escasa o nula generación convencional-térmica.

2.2.4. Aspectos computacionales

Demanda computacional

Como ya se adelantó previamente, un problema fundamental asociado a la resolución de los modelos de planificación de generación y transmisión conjunta, es el tiempo de cómputo que requiere la convergencia del problema a una solución. No obstante, dada la necesidad de detalles y resolución temporal que necesitan los modelos de planificación, es que se hace necesario determinar qué características impactan más la precisión de la solución y afectan a los requerimientos computacionales con el fin de calibrarlas entre ellas [4].

Algunas de las características de los modelos que más influyen en la demanda computacional son:

- *Resolución temporal*: incluir detalles operacionales (restricciones de corto plazo) en modelos de planificación (largo plazo) es necesario para evaluar las bondades de la generación renovable y activos flexibles, resulta fundamental la decisión de los intervalos temporales a modelar: días, semanas horas o bloques representativos por años en el horizonte de estudio [8, 14, 17].
- *Opciones de inversión*: número de inversiones candidatas afecta la complejidad de resolución, ya que los nuevos modelos requieren determinar no sólo el activo por el cuál invertir, sino que también cuándo y dónde [24].
- *Escenarios y número de eventos extremos*: para capturar la incertidumbre que caracteriza el futuro en múltiples aspectos, es necesario decidir cuántos escenarios considerar y cómo modelarlos [6].
- *Simplificaciones de red*: se puede simplificar la red a modelar cuidando la granularidad que se desea representar, utilizando por ejemplo, activos de generación, transmisión y cargas de manera agregada (clustering) [4, 13].

Algoritmos de resolución - descomposición de problemas

Otra alternativa para un uso eficiente de los recursos computacionales son las técnicas para la resolución de problemas de alta complejidad que han guiado múltiples investigaciones. En los sistemas hidrotérmicos, la programación dinámica dual (SDDP) [29] ha sido la más utilizada. Sin embargo, en el contexto de inserción de energías renovables, en donde detalles operacionales deben ser incluidos, se hace necesario el uso de variables discretas (enteras o binarias), lo que introduce pérdidas de convexidad al problema, por lo que el uso directo de SDDP no es posible, ejemplo de lo anterior es el uso de variables asociadas al unit

commitment. Por esto, investigaciones han desarrollado diferentes algoritmos para tratar las no convexidades [13, 14, 23, 25, 30, 31], y así poder capturar los beneficios asociados a las tecnologías flexibles.

Dependiendo de la estructura de la modelación, diferentes **técnicas de descomposición** han sido utilizadas, entre ellas, descomposición de Benders [30], programación dinámica, Dantzig-Wolfe [13, 32], progressive hedging [14, 33] y column and constraint generation [13, 23]. Éstas se basan en la reformulación del problema de optimización en dos subproblemas de optimización que se relacionan mediante restricciones o variables anidadas, el problema maestro y el subproblema (o esclavo). Las dos primeras han sido las más utilizadas debido a la virtud de escalabilidad y eficiencia computacional que las caracteriza [34]; sin embargo, entre sus complicaciones o desventajas se destaca que requieren que sus subproblemas sean lineales, por lo que variables enteras o binarias deben permanecer en el problema maestro (problema principal) y por tanto, metodologías de linealización deben ser incorporadas, aumentando la complejidad e intensidad computacional de los modelos [30, 35].

En las formulaciones robustas y estocásticas, empleadas para la planificación [24] y confiabilidad [30, 31] de los sistemas eléctricos, resulta natural la **modelación en dos niveles**. El primer nivel representa, en general, las decisiones de inversión en la red y en caso de estudios de confiabilidad, también incluyen la operación de la red en condiciones normales. Mientras que, el segundo nivel representa la realización de la incertidumbre, es decir, considera el abanico de escenarios posibles. Luego, las técnicas de descomposición ya mencionadas hacen sentido en las formulaciones descritas y son relevantes para su resolución computacional, en donde los estados de inversión y operación se corresponden con los problemas maestros y subproblemas de las técnicas de descomposición.

Otras novedosas formulaciones matemáticas de los problemas de optimización, son los **problemas multinivel** que son utilizados para representar modelos que involucran una secuencia de decisiones que son dependientes entre sí, de forma de maximizar el beneficio de ellas [11]. La formulación binivel ha sido ampliamente usada en la planificación y operación de sistemas energéticos [36, 37] y por lo tanto existen algoritmos probados para su resolución.

Pese a lo anterior, la resolución para modelos trinivel o superiores se torna difícil y utilizar técnicas tradicionales de optimización puede volver los problemas inviables [37]. Diferentes estudios en la planificación confiable de sistemas eléctricos se han realizado utilizando la programación trinivel. En [38] y [39] se planifica una red confiable ante ataques directos a la red, por lo cual mediante criterios económicos y técnicos se modelan las decisiones del planificador, agresor y operador de manera tal de proteger y recuperar la red rápidamente ante contingencias. En [40] se planifica la expansión de la transmisión considerando el equilibrio entre la inversión en activos (con su consecuente impacto en el mercado) y el pool-based market clearing, es decir, despacho económico. Finalmente, en [30] también se emplea la programación trinivel para la expansión de la transmisión con restricciones de seguridad caracterizada por el escenario (contingencia) que genera mayor desbalance en el sistema (energía no suministrada), por lo que se evalúan las decisiones de inversión y operación secuencialmente.

Simulación y/o evaluación de la solución

Adicional a las formas de modelación y técnicas de resolución ya expuestas, también es relevante contar con metodologías para evaluar el desempeño de las soluciones encontradas. Como ya se ha explicado, debido a que los modelos de optimización necesarios para afrontar los desafíos expuestos son demandantes computacionalmente, es necesario realizar simplificaciones y reducir los escenarios totales a evaluar. Es por esto que se debe evaluar el desempeño de las soluciones para determinar si las simplificaciones realizadas fueron o no adecuadas, por tanto, las evaluaciones se realizan considerando condiciones adicionales o independientes a las usadas en la modelación y deseablemente que el proceso no sea computacionalmente intensivo [4].

Algunos métodos a tener en cuenta para el diseño de la evaluación son, de acuerdo con [4]:

- *Escenarios fuera de modelación:* La solución de inversión obtenida con un subconjunto de escenarios debe ser evaluada considerando aquellos que se marginaron para mantener buenos tiempos de cómputo y ver si la solución es factible.
- *Simulaciones de Monte Carlo:* Si de incertidumbre se trata, es deseable, de manera similar al punto anterior, evaluar el desempeño de las soluciones obtenidas en un gran número de escenarios que consideren cuya ocurrencia sigue el comportamiento de su distribución de probabilidad característica.
- *Tiempo de cómputo:* Un método eficiente de solución debe demorarse menos a la modelación monolítica del mismo problema de optimización, que en casos, simplemente no podrá ser resuelta de manera directa en softwares.

2.3. Conclusiones

A través de la revisión realizada, se puede concluir que la co-optimización entre la transmisión y la generación es un tópico de crucial interés en la literatura académica. En esa línea se destaca que es importante una adecuada representación de los fenómenos de corto plazo y las restricciones propias de los sistemas eléctricos, la captura de incertidumbres que afecta la planificación y, por último, la consideración de criterios de confiabilidad y resiliencia que requieren los sistemas modernos. El resultado de lo anterior, desde el punto de vista matemático y computacional, son problemas de gran complejidad y dimensionalidad que requieren sofisticadas técnicas de resolución.

La tabla 2.1 muestra un subconjunto de los artículos analizados donde se observan los distintos enfoques que cada investigación ha tenido. En particular, en los ámbitos de: i) planificación conjunta de generación transmisión, ii) restricciones operacionales detalladas, iii) integración de sistemas de almacenamiento, y iv) enfoque resiliente. Se puede observar que, si bien estos cuatro aspectos son relevantes en la planificación de sistemas eléctricos, y el desarrollo de la literatura así lo demuestra, no existe un artículo académico que integre estas características en un modelamiento.

Esta tesis, basado en aprendizajes de otras investigaciones, propone integrar los cuatro puntos señalados buscando mantener acotada la carga computacional del modelo matemático.

Tabla 2.1: Resumen de **referencias principales**.

Referencia	Planificación conjunta Gx y Tx	Restricciones operacionales detalladas	Representación temporal	Baterías	Tratamiento de incertidumbre	Enfoque de resiliencia	Técnica computacional
[13]	No	Si	Semanas representativas	No	Tradicional con pero enfoque en resolución de modelos de gran escala	No	Dantzig-Wolfe decomposition
[14]	Si	Solo para embalses de sistemas hidro	Días representativos	No	Programación estocástica	No	Progressive hedging
[23]	Si	No (sólo básicas)	Días representativos	No	Optimización robusta	No	Column and generation constraint
[30]	Planificación inversión en Tx - Confiabilidad	Si	-	No	Optimización robusta	Si	Descomposición de Benders
[25]	No (operación)	Si	Horaria un día	Si	Optimización robusta	No	Column and generation constraint
[31]	Planificación inversión en Tx - Confiabilidad	Si	-	No	Programación estocástica	Si	Descomposición de Benders

Capítulo 3

Metodología

3.1. Nomenclatura del capítulo

Conjuntos e índices

- B : Índices de los nodos del sistema.
- $g \in Bat$: Conjunto de baterías.
- $g \in G$: Conjunto de todos los generadores
- $g \in G_b$: Conjunto de todos los generadores conectados al nodo b.
- $g \in GR$: Conjunto de generadores renovables.
- $g \in Ter$: Conjunto de generadores térmicos.
- L : Índices de las líneas del sistema.
- LC : Índices de las líneas candidatas a construir del sistema.
- S : Índices de escenarios.
- T : Subperiodos t que dura una hora.

Parámetros

- C_g^{inv} : Costo de inversión anualizado para el generador g. [US\$/MW]
- C_l^{inv} : Costo de inversión anualizado para la línea l. [US\$/MW]
- C_{fact} : Costo de de factibilidad para resolución del problema de optimización. [US\$/MW]
- $D_{t,b}$: Potencia demandada en el tiempo t y barra b. [MW]
- E^{max} : Energía máxima de las baterías. [MWh]
- F_l^{max} : Flujo máximo por línea l. [MW]
- M : Constante suficientemente grande. -
- N_g^{max} : Número máximo de generadores g. -
- $Perf_{t,b}$: Disponibilidad del recurso primario en el tiempo t y la barra b. [p.u]
- P_g^{max} : Potencia máxima del generador g. [MW]
- P_g^{min} : Potencia mínima del generador g. [MW]
- Rh_g : Rampa horaria máxima del generador g. [MW]
- R_g^{on} : Potencia de encendido máxima del generador g. [MW]

R_g^{max}	: Potencia de reserva máxima del generador g .	[MW]
S	: Número de escenarios	[p.u]
T	: Número subperiodos.	[p.u]
T_g^{on}	: Tiempo mínimo de encendido de generador térmico g .	[hrs]
T_g^{off}	: Tiempo mínimo de apagado de generador térmico g .	[hrs]
t_{bat}	: Tiempo en que batería puede inyectar potencia nominal.	[h]
$VoLL$: Costo por no suministrar carga.	[US\$/MW]
X_l	: Reactancia de línea l .	[p.u]
z_g	: Zona a la que pertenece el generador g .	
η^C	: Eficiencia de carga de las baterías.	[p.u]
η^D	: Eficiencia de carga de las baterías.	[p.u]

VARIABLES DE DECISIÓN

$d_{t,g}$: Variable binaria que es igual a 1 si generador térmico g en t se apaga y 0 en caso contrario.	[p.u]
$E_{t,g}^{bat}$: Energía de la batería g en el tiempo t .	[MWh]
$F_{t,l}$: Flujo en línea l en el tiempo t .	[MW]
N_g	: Inversión a realizar en generadores g .	-
$n_{t,g}$: Número de unidades térmicas despachadas del tipo g en el tiempo t .	-
$P_{t,g}$: Potencia generada por generador g en el tiempo t .	[MW]
$P_{t,g}^{carga}$: Potencia de carga de la batería g en el tiempo t .	[MW]
$P_{t,g}^{desc}$: Potencia de descarga de la batería g en el tiempo t .	[MW]
$P_{t,b}^{ud}$: Potencia no suministrada en nodo b en tiempo t .	[MW]
$R_{t,g}^{dn}$: Reserva de bajada que provee el generador g en el tiempo t .	[MW]
$R_{t,g}^{up}$: Reserva de subida que provee el generador g en el tiempo t .	[MW]
$s_{t,g}$: Variable binaria que es igual a 1 si generador térmico g en t se enciende y 0 en caso contrario.	-
v_l	: Variable binaria que es igual a 1 si se invierte en línea l y 0 en caso contrario.	-
$\theta_{t,b}^{To}$: Ángulo de fase en el nodo b en el tiempo t .	[p.u]
$\theta_{t,b}^{From}$: Ángulo de fase en el nodo b en el tiempo t .	[p.u]

Variables duales

- $\beta_{t,b}$: Variable dual asociada a restricción de balance en nodo b y tiempo t .
 $\beta_{t,g}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción de balance de la batería g y tiempo t .
 $\gamma_{t,g}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de generación de las unidades térmicas g en tiempo t .
 $\gamma_{t,b}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de generación de las unidades de almacenamiento g en tiempo t .
 $\phi_{t,g}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite mínimo de generación de las unidades térmicas g en tiempo t .
 $\phi_{t,g}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite mínimo de generación de las unidades de almacenamiento g en tiempo t .
 $\lambda_{t,g}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de la generación renovable de las unidades g en tiempo t .
 $\mu_{t,g}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de la energía de las unidades de almacenamiento g en tiempo t .
 $\mu_{t,l}^l$: Variable dual de la restricción que impone límite mínimo de $F_{(t,l)}$ y relaciona éste con θ , para línea l en tiempo t .
 $\xi_{t,g}^{off}$: Variable dual asociada a restricción que impone el tiempo mínimo de apagado del generador g en tiempo t .
 $\xi_{t,g}^{on}$: Variable dual asociada a restricción que impone el tiempo mínimo de encendido del generador g en tiempo t .
 $\pi_{t,b}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción que define la energía de la batería g en función de las potencias de carga y descarga en tiempo t .
 $\sigma_{t,g}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de las reservas de subida en las unidades de almacenamiento g en tiempo t .
 $\sigma_{t,g}^{ter}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de las reservas de subida en las unidades térmicas g en tiempo t .
 $\sigma_{t,l}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de $F_{(t,l)}$ en línea l en tiempo t .
 $\phi_{t,g}^{sd}$: Variable dual asociada a restricción que relaciona a s, d y n para unidad g en tiempo t .
 $\omega_{t,g}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo para n_g de las unidades g en tiempo t .
 $\chi_{t,g}^{dn}$: Variable dual asociada a restricción que impone rampa de bajada en unidades térmicas g en tiempo t .
 $\chi_{t,g}^{up}$: Variable dual asociada a restricción que impone rampa de subida en unidades térmicas g en tiempo t .
 $\chi_{t,g}^{bat}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de las reservas de bajada en las unidades de almacenamiento g en tiempo t .
 $\chi_{t,g}^{ter}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite máximo de las reservas de bajada en las unidades térmicas g en tiempo t .
 $\chi_{t,l}$: Variable dual asociada a restricción que impone límite mínimo de $F_{(t,l)}$ en línea l en tiempo t .
 $\xi_{t,l}^l$: Variable dual de la restricción que impone límite máximo de $F_{(t,l)}$ y relaciona éste con θ , para línea l en tiempo t .

3.2. Descripción general del modelo

La metodología de resolución de la planificación probabilística propuesta en este capítulo, tiene como objetivo determinar el conjunto óptimo de inversiones considerando incertidumbre en el recurso primario. El planificador de la red, al considerar ponderadamente los diferentes escenarios posibles, busca la inversión óptima, con el fin de que los costos de operación del sistema sean los mínimos.

Diferentes técnicas computacionales, como la Descomposición de Benders [24] es una opción conocida para la resolución computacional de problemas de dos etapas, como lo es la planificación de la expansión de la red. El problema original se divide en dos problemas que se resuelven iterativamente, el problema maestro y subproblema. El primero calcula la inversión en la red y aproxima los costos de operación mediante planos de corte que se construyen con parámetros dados por el subproblema que, a su vez, según la inversión realizada, calcula los costos de operación para todos los escenarios.

Luego, en el presente trabajo y basado en el trabajo realizado en [30] y la descomposición de Benders, se propone una nueva técnica de descomposición que es finitamente convergente a la solución y es escalable para modelos de mayor escala, considerando número de escenarios y tamaño de la red.

En el siguiente esquema se representa el modelo de optimización trinivel que se propone.

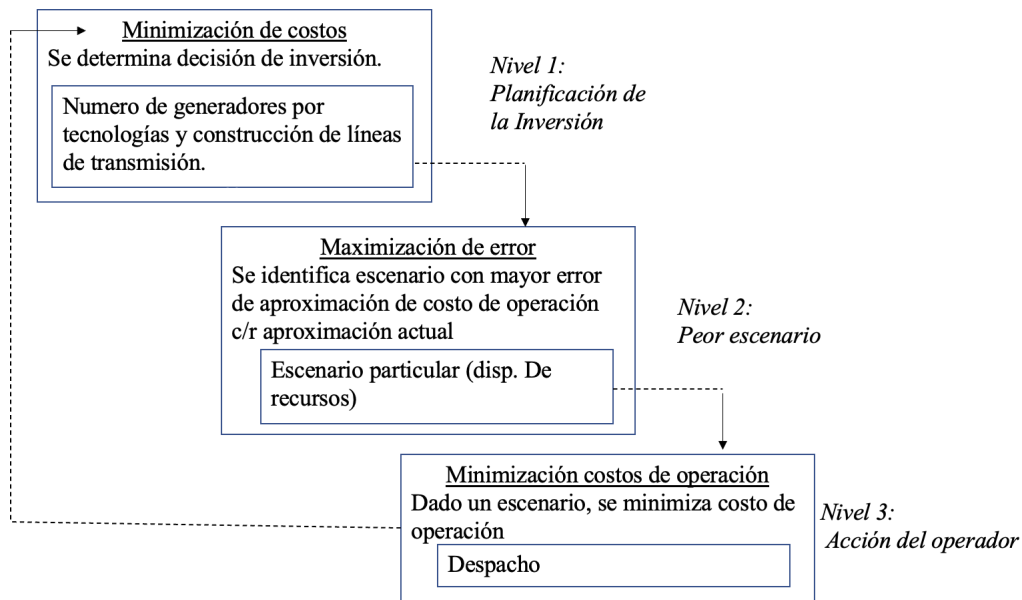


Figura 3.1: Estructura jerárquica del modelo modelo trinivel.

Como se observa, la formulación corresponde a un modelo recursivo en donde el primer nivel denominado *Planificación de la inversión*, corresponde al problema de minimización de los costos totales del sistema, obteniéndose como resultado la decisión de inversión de activos a realizar. Es importante destacar -como se planteará más adelante- que el presente nivel considera una aproximación de los costos de operación esperados de los escenarios.

Con la decisión de los activos disponibles en el sistema, se da paso al siguiente nivel, *Peor escenario*, que corresponde a la maximización del error, que en este contexto corresponde al escenario, cuyo costo de operación tiene una mayor diferencia respecto al costo considerado en el primer nivel. Luego, una vez determinado el peor escenario, se formula el tercer nivel, llamado *Acción del operador* y corresponde a la minimización de los costos de operación del escenario seleccionado en el nivel anterior.

Finalmente, tal y como lo indica el esquema, el cálculo de los costos de operación del escenario en cuestión se relaciona con el primer nivel, pues el costo de operación esperado se actualiza iterativamente, y todo el proceso se realiza hasta que se cumple un criterio de parada, que corresponde a que el error calculado en el segundo nivel es menor a un umbral definido y, por lo tanto, los costos de operación no varían significativamente y en consecuencia la inversión tampoco lo hace.

3.3. Formulación matemática

3.3.1. Formulación Monolítica

A continuación se muestra la formulación compacta del modelo de planificación de la generación y transmisión conjunta. Se identifican los dos estados, por una parte el módulo de inversión caracterizado por los dos primeros términos de la función objetivo (3.1) y la restricción (3.2) y por otra, el módulo de operación definido por el tercer término de la función objetivo (3.1) y las restricciones técnicas asociadas a la generación (3.3) y líneas de transmisión (3.4).

$$\min_{y,x} \sum_{g \in G} C_g^{inv} \cdot y_g + \sum_{l \in L} C_l^{inv} \cdot y_l + \sum_{s \in S} \left(\sum_{t \in T, g \in G} \rho_s \cdot C_i^{op} \cdot x_{g,t,s} \right) \quad (3.1)$$

Sujeto a:

$$A \cdot y_i \leq b_i \quad ; \forall i \in \{G, L\} \quad (3.2)$$

$$B(s) \cdot x_{g,t,s} \leq e(s) \quad ; \forall g \in G; \forall s \in S \quad (3.3)$$

$$C(s) \cdot x_{l,t,s} \leq h(s) \quad ; \forall l \in L; \forall s \in S \quad (3.4)$$

$$y_g \in \mathbb{Z}^+ \quad ; \forall g \in G \quad (3.5)$$

$$y_l \in \{0, 1\} \quad ; \forall l \in L \quad (3.6)$$

$$x_{i,t,s} \in \mathbb{R} \quad ; \forall i \in \{G, L\}; \forall t \in T; \forall s \in S \quad (3.7)$$

3.3.2. Modelo Trinivel

El modelo de planificación de dos estados con consideración de incertidumbre es expresado matemáticamente en el siguiente problema de optimización trinivel cuya estructura se muestra en fig.3.1:

$$\min_{N_g, v_l, C_s^{op}} \sum_{g \in G} C_g^{inv} \cdot N_g + \sum_{l \in L} C_l^{inv} \cdot v_l + \sum_{s \in S} C_s^{op} \quad (3.8)$$

Sujeto a:

$$N_g \leq N_g^{max} \quad ; \forall g \in G \quad (3.9)$$

$$N_g \in \mathbb{Z}^+ \quad ; \forall g \in G \quad (3.10)$$

$$v_l \in \{0, 1\} \quad ; \forall l \in L \quad (3.11)$$

$$C_s^{op} \geq 0 \quad ; \forall s \in S \quad (3.12)$$

$$R(F^{max}, N_g, C^{op}, \bar{\rho}_s) = \underset{\substack{\Delta(s), ER_{scen(t)}, \\ \alpha, \Phi(s), \rho}}{\text{máx}} \quad \Delta - \alpha \quad (3.13)$$

Sujeto a:

$$ER_t^{scen} = \sum_{s \in S} Perf_{t,b} \cdot \Phi_s \quad ; \forall t \in T \quad (3.14)$$

$$\rho_s = \sum_{s \in S} \bar{\rho}_s \cdot \Phi_s \quad ; \quad \forall s \in S \quad (3.15)$$

$$\alpha = \sum_{s \in S} C_s^{op} \cdot \Phi_s \quad ; \forall s \in S \quad (3.16)$$

$$\sum_{s \in S} \Phi_s = 1; \quad \forall s \in S \quad (3.17)$$

$$\Phi_s \in \{0, 1\}; \quad \forall s \in S \quad (3.18)$$

$$\Delta(ER_s, \rho_s, \alpha) = \underset{\substack{P, n_g, \\ F, \theta, P_{ud}}}{\text{mín}} \quad \rho_s \cdot \left(\sum_{t \in T, g \in Ter} CV_g \cdot P_{t,g} + \sum_{t \in T, b \in B} P_{t,b}^{ud} \cdot VoLL \right) + \quad (3.19)$$

$$\rho_s \cdot \left(\sum_{t \in T} (V_{f1(t)} + V_{f2(t)}) \cdot C^{fact} \right)$$

$$\sum_{g \in G | n_g = b} P_{t,g} + \sum_{l \in L | To_l = b} Fl_{t,l} - \sum_{l \in L | From_l = b} Fl_{t,l} = \quad (3.20)$$

$$D_{t,b} - P_{t,b}^{ud} \quad : (\beta_{t,b}) \quad ; \forall t \in T \quad ; \forall b \in B$$

$$P_{t,g}; \quad P_{t,b}^{ud}; \quad V_f(t) \geq 0 \quad ; \forall t \in T \quad ; \forall g \in \{Ter, GR\} \quad ; \forall b \in B \quad (3.21)$$

$$n_{t,g} \leq N_g \quad : (\omega_{t,g}) \quad ; \forall t \in T \quad ; \forall g \in Ter \quad (3.22)$$

$$s_{t,g} - d_{t,g} = n_{t,g} - n_{t-1,g} \quad : (\phi_{t,g}^{sd}) \quad ; \forall t \geq 2 \quad ; \forall g \in Ter \quad (3.23)$$

$$n_{t,g} \geq \sum_{\tau = t - T_g^{on}}^t s_{\tau,g} \quad : (\xi_{t,g}^{on}) \quad ; \forall t \geq T_g^{on} + 1 \quad ; \forall g \in Ter \quad (3.24)$$

$$N_g - n_{t,g} \geq \sum_{\tau = t - T_g^{off}}^t d_{\tau,g} \quad : (\xi_{t,g}^{off}) \quad ; \forall t \geq T_g^{off} + 1 \quad ; \forall g \in Ter \quad (3.25)$$

$$P_{t,g} + R_{t,g}^{up} \leq n_{t,g} \cdot P_g^{max} \quad : (\gamma_{t,g}) \quad ; \forall t \in T \quad ; \forall g \in Ter \quad (3.26)$$

$$P_{t,g} - R_{t,g}^{dn} \geq n_{t,g} \cdot P_g^{min} \quad : (\phi_{t,g}) \quad ; \forall t \in T \quad ; \forall g \in Ter \quad (3.27)$$

$$P_{t,g} - P_{t-1,g} \leq n_{t-1,g} \cdot Rh_g + s_{t,g,s} \cdot R_g^{on} : (\chi_{t,g}^{up}) ; \forall t \geq 2 ; \forall g \in Ter \quad (3.28)$$

$$P_{t-1,g} - P_{t,g} \leq n_{t-1,g} \cdot Rh_g + d_{t,g,s} \cdot P_g^{max} : (\chi_{t,g}^{dn}) ; \forall t \geq 2 ; \forall g \in Ter \quad (3.29)$$

$$P_{t,g} + R_{t,g}^{up} \leq N_g \cdot P_g^{max} : (\gamma_{t,g}^{bat}) ; \forall t \in T ; \forall g \in Bat \quad (3.30)$$

$$P_{t,g} - R_{t,g}^{dn} \geq N_g \cdot P_g^{min} : (\phi_{t,g}^{bat}) ; \forall t \in T ; \forall g \in Bat \quad (3.31)$$

$$R_{t,g}^{up}, R_{t,g}^{dn} \leq R_g^{max} \cdot n_{t,g} : (\sigma_{t,g}^{ter}, \chi_{t,g}^{ter}) ; \forall t \in T ; \forall g \in Ter \quad (3.32)$$

$$R_{t,g}^{up}, R_{t,g}^{dn} \leq R_g^{max} \cdot N_g : (\sigma_{t,g}^{bat}, \chi_{t,g}^{bat}) ; \forall t \in T ; \forall g \in Bat \quad (3.33)$$

$$P_{t,g} \leq ER_t^{scen} \cdot P_g^{max} \cdot N_g : (\lambda_{t,g}) ; \forall t \in T ; \forall g \in GR \quad (3.34)$$

$$E_{t,g} \leq E_g^{max} \cdot N_g : (\mu_{t,g}^{bat}) ; \forall t \in T ; \forall g \in Bat \quad (3.35)$$

$$E_{t_0,g} = E_{t_f,g} = 0,5 \cdot E^{max} ; \forall g \in Bat \quad (3.36)$$

$$E_{t,g} = E_{t-1,g} + P_{t,g}^{carga} \cdot \eta^C - \frac{P_{t,g}^{desc}}{\eta^D} : (\beta_{bat,t,g}) ; \forall t \leq 2 ; \forall g \in Bat \quad (3.37)$$

$$P_{t,g} = P_{t,g}^{desc} - P_{t,g}^{carga} : (\pi_{t,g}^{bat}) ; \forall t \in T ; \forall g \in Bat \quad (3.38)$$

$$\sum_{g \in Ter} R_{t,g}^{up,ter} + \sum_{g \in Bat} R_{t,g}^{up,bat} \geq 0,02 \cdot \sum_{b \in B} D_{t,b} : (\phi_t^{up}) ; \forall t \in T \quad (3.39)$$

$$\sum_{g \in Ter} R_{t,g}^{dn,ter} + \sum_{g \in Bat} R_{t,g}^{dn,bat} \geq 0,02 \cdot \sum_{b \in B} D_{t,b} : (\phi_t^{dn}) ; \forall t \in T \quad (3.40)$$

$$-F_l^{max} \leq F_{t,l} \leq F_l^{max} : (\chi_{t,l}, \sigma_{t,l}) ; \forall t \in T ; \forall l \in L \quad (3.41)$$

$$-F_l^{max} \cdot v_{(l)} \leq F_{t,l} \leq F_l^{max} \cdot v_{(l)} : (\chi_{t,l}^{lc}, \sigma_{t,l}^{lc}) ; \forall t \in T ; \forall l \in LC \quad (3.42)$$

$$F_{t,l} - \frac{1}{X_l} (\theta_{t,l}^{Fr} - \theta_{t,l}^{To}) = 0 : (\xi_{t,l}^l) ; \forall t \in T ; \forall l \in L \quad (3.43)$$

$$F_{t,l} - \frac{1}{X_l} (\theta_{t,l}^{Fr} - \theta_{t,l}^{To}) \geq -M \cdot (1 - v_l) : (\mu_{t,l}^{lc}) ; \forall t \in T ; \forall l \in LC \quad (3.44)$$

$$F_{t,l} - \frac{1}{X_l} (\theta_{t,l}^{Fr} - \theta_{t,l}^{To}) \leq M \cdot (1 - v_l) : (\xi_{t,l}^{lc}) ; \forall t \in T ; \forall l \in LC \quad (3.45)$$

La función objetivo del **primer nivel** (3.8) corresponde a la minimización de los costos de inversión y operación del sistema; en particular, se decide la inversión a realizar en la capacidad de generación y transmisión del sistema. La restricción (3.9) limita la cantidad máxima de capacidad de generación, mientras que (3.10) y (3.11) indican que la cantidad de inversión en generación debe ser un número entero positivo y la inversión en transmisión es un vector binario, respectivamente.

El costo de operación total es aproximado mediante la suma esperada de los costos por escenario, $\mathbb{C}_{op(s)}$. Para ello, en el **segundo nivel** se selecciona el escenario cuyo costo de operación contiene la mayor diferencia respecto al costo considerado en el nivel anterior, tal y como lo indica la función objetivo (3.13).

Al elegirse un escenario particular, entonces éste es caracterizado por sus respectivos perfiles del recurso primario de viento y sol (3.14), probabilidad de ocurrencia (3.15) y costo de

operación calculado en el primer nivel (3.16). Además, es importante mencionar que sólo es seleccionado **un** escenario lo que se impone en (3.17) y (3.18).

La elección del escenario da lugar al **tercer nivel** que minimiza los costos de operación mediante el despacho económico que tiene como función objetivo la ecuación (3.19) que está compuesta por los costos de generación que dependen de los costos variables y el impuesto asociado a la emisión de carbono, costos de disponibilidad de reservas, un costo de falla asociado a la energía no suministrada cuyo precio depende del sistema en estudio y costo de factibilidad que es utilizado por razones computacionales.

Con el fin de cumplir con las limitaciones físicas del sistema de potencia, se incorpora un conjunto de restricciones al problema del despacho económico. La ecuación (3.20) representa el balance nodal que asegura que el flujo entrante en un nodo sea equivalente al saliente. En (3.21) se impone la positividad para la energía no suministrada, variables de factibilidad y para la generación de las máquinas térmicas y renovables. De lo anterior se excluyen las baterías ya que pueden operar inyectando energía a la red (modo descarga) y consumiendo (modo carga) energía de ésta.

La operación de las unidades térmicas depende del predespacho de éstas que viene dado por la variable entera n_{desp} que indica la cantidad de generadores encendidos del tipo g , por lo que dicha variable está limitada por la capacidad máxima existente, como indica la restricción (3.22). Además, se definen las variables de encendido y apagado de las unidades térmicas que guardan directa relación con las máquinas despachadas (3.23) y permiten limitar el tiempo mínimo de encendido y apagado de éstas mediante las restricciones (3.24) y (3.25).

Los límites mínimos y máximos técnicos asociados a los generadores térmicos y almacenamiento dependen de sus características intrínsecas y de las unidades disponibles en el sistema, tal y como lo indican las restricciones (3.26)-(3.27) y (3.30)-(3.31), respectivamente. Además, dichas tecnologías proveen reservas de subida y bajada a la red, las que están limitadas por un parámetro máximo como muestran (3.32) y (3.33).

Como última característica considerada en las unidades térmicas se tienen las restricciones de rampa, éstas limitan el aumento o disminución de la potencia generada entre dos horas contiguas a un parámetro característico de la máquina, lo anterior se modela en (3.28) y (3.29).

Para modelar la generación renovable en cada hora, se hace uso de perfiles semanales de disponibilidad del recurso primario, los que dependerán de la zona de la red en donde se encuentran. En particular, dado que se analiza sólo un escenario, sólo se calculará la generación de una combinación de disponibilidades de recurso. De manera similar a lo ya realizado, la potencia generada es limitada por la potencia máxima de los generadores renovables, que a su vez se relacionan con la disponibilidad del recurso y el número de generadores disponibles (3.34).

Las baterías son modeladas haciendo uso de diferentes variables. La energía de las baterías está acotada por su límite máximo según (3.35), además se impone en (3.36) que cada batería tendrá la mitad de su carga total al inicio y final del tiempo en el horizonte de estudio. Por otra parte, la restricción de inventario (3.37) representa el balance energético entre dos horas

contiguas, en donde se destaca que las eficiencias de carga y descarga de las baterías son diferentes para asegurar que ambos modos de operación no se presenten de manera simultánea [referencia]. Adicionalmente, (3.38) muestra que la potencia equivalente de la batería se basa en sus procesos de carga y descarga.

Finalmente, el sistema de transmisión es caracterizado con un flujo DC [41]. La restricción (3.41) y (3.42) limita el flujo por las líneas existentes y candidatas en el sistema, mientras que (3.43), (3.44) y (3.45) representan las transferencias de potencia en las líneas.

3.4. Reformulación del problema

El modelo matemático trinivel (3.8)-(3.45) que muestra la planificación del sistema eléctrico, bajo ciertas propiedades de convexidad puede ser resuelto mediante descomposición de Benders. Particularmente, tomando como referencia general la estructura probada en [30], se propone una descomposición en donde R constituye la función de recurso, valor que será aproximado mediante cortes de Benders, como se explicará a lo largo del ítem.

A continuación se muestra el subproblema, problema maestro y algoritmo de solución a implementar.

3.4.1. Subproblema

Corresponde a uno de los dos problemas que se resolverán de manera iterativa para obtener la solución del problema de planificación. En particular, corresponde a un problema lineal entero mixto de la forma max-min que comprende el segundo y tercer nivel de la optimización estudiada.

El **problema binivel** que se enfrenta, se reformula en un único problema de optimización que se obtiene reemplazando la función objetivo del nivel medio (3.13) por la función objetivo del equivalente dual del nivel mas bajo (3.46). Las restricciones a considerar son las del segundo nivel y las del equivalente dual del tercer nivel, es decir, sus condiciones KKT.

$$\begin{aligned}
\text{máx} \quad & \sum_{t \in T} \left(\sum_{b \in B} D_{t,b} \cdot \beta_{t,b} + \sum_{g \in Ter} N_g \cdot \omega_{t,g}^{ter} - \sum_{g \in GR} N_g \cdot ER_t^{scen} \cdot P_g^{max} \cdot \lambda_{(t,g)} + \right. \\
& \sum_{l \in L} F_l^{max} \cdot (\sigma_{t,l} - \chi_{t,l}) + \sum_{l \in LC} (v_l \cdot F_l^{max} \cdot (\sigma_{t,l}^{lc} - \chi_{t,l}^{lc}) + M \cdot (1 - v_l) \cdot (\xi_{t,l}^{lc} - \mu_{t,l}^{lc})) + \\
& \sum_{g \in Bat} N_g \cdot (P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g}^{bat} + P_g^{min} \cdot \phi_g^{bat} + R_g^{max} \cdot (\sigma_{t,g}^{bat} + \chi_{t,g}^{bat}) + E^{max} \cdot \mu_{t,g}^{bat}) + \\
& 0,02 \cdot \sum_{b \in B} D_{(t,b)} \cdot (\phi_t^{up} + \phi_t^{dn}) \left. \right) + \sum_{g \in Bat} 0,5 \cdot N_g \cdot E^{max} \cdot (\beta_{1,g}^{bat} + \beta_{t_f,g}^{bat}) - \\
& \sum_{g \in Ter} \sum_{\tau=T_g^{min}+1}^{t_f} N_g \cdot \xi_{\tau,g}^{off} - \alpha
\end{aligned} \tag{3.46}$$

Sujeto a:

$$(3,14) - (3,18) \quad (3.47)$$

$$\beta_{t,b} + \gamma_{t,g} + \phi_{t,g} - \chi_{t+1,g}^{up} + \chi_{t+1,g}^{dn} \leq \rho_s \cdot (CV_{(g)} + CE \cdot c_g^e) ; \forall t = t_0 ; \forall g \in Ter_b \quad (3.48)$$

$$\beta_{t,b} + \gamma_{t,g} + \phi_{t,g} + \chi_{t,g}^{up} - \chi_{t+1,g}^{up} + \chi_{t+1,g}^{dn} - \chi_{t,g}^{dn} \leq \rho_s \cdot (CV_g + CE \cdot c_g^e) ; t_0 < t < t_f ; \forall g \in Ter_b \quad (3.49)$$

$$\beta_{t,b} + \gamma_{t,g} + \phi_{t,g} + \chi_{t,g}^{up} - \chi_{t,g}^{dn} \leq \rho_s \cdot (CV_g + CE \cdot c_g^e) ; \forall t = t_f ; \forall g \in Ter_b \quad (3.50)$$

$$\beta_{t,b} - \lambda_{t,g} \leq 0 ; \forall t \in T ; \forall g \in GR_b \quad (3.51)$$

$$\beta_{t,b} + \gamma_{t,g}^{bat} + \phi_{t,g}^{bat} + \pi_{t,g}^{bat} = 0 ; \forall t \in T ; \forall g \in Bat_b \quad (3.52)$$

$$\pi_{t_0,g}^{bat} = \pi_{t_f,0}^{bat} = 0 ; \forall g \in Bat \quad (3.53)$$

$$-\beta_{t,g}^{bat} \cdot \eta^{carga} + \pi_{t,g}^{bat} \leq 0 ; 2 \leq t < t_f ; \forall g \in Bat \quad (3.54)$$

$$\frac{\beta_{t,g}^{bat}}{\eta^{desc}} - \pi_{t,g}^{bat} \leq 0 ; 2 \leq t < t_f ; \forall g \in Bat \quad (3.55)$$

$$\beta_{t,g}^{bat} - \beta_{t+1,g}^{bat} + \mu_{t,g}^{bat} + \zeta_{t,g}^{bat} \leq 0 ; \forall t \leq t_f - 2 ; \forall g \in Bat \quad (3.56)$$

$$\beta_{t,g}^{bat} + \mu_{t,g}^{bat} + \zeta_{t,g}^{bat} \leq 0 ; t_f - 1 \leq t \leq t_f ; \forall g \in Bat \quad (3.57)$$

$$\beta_{t,b} \leq \rho_s \cdot VoLL ; \forall t \in T ; \forall b \in B \quad (3.58)$$

$$\omega_{t,g} - P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g} - P_g^{min} \cdot \phi_{t,g} - R_g^{max} \cdot (\sigma_{t,g}^{ter} + \chi_{t,g}^{ter}) + \phi_{t+1,g}^{sd} - Rh_{(g)} \cdot (\chi_{t+1,g}^{up} + \chi_{t+1,g}^{dn}) \leq 0 ; t = t_0 ; \forall g \in Ter \quad (3.59)$$

$$\omega_{t,g} - P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g} - P_g^{min} \cdot \phi_{t,g} - R_g^{max} \cdot (\sigma_{t,g}^{ter} + \chi_{t,g}^{ter}) - \phi_{t,g}^{sd} + \phi_{t+1,g}^{sd} - Rh_g \cdot (\chi_{t+1,g}^{up} + \chi_{t+1,g}^{dn}) \leq 0 ; 2 \leq t \leq T_g^{min} ; \forall g \in Ter \quad (3.60)$$

$$\omega_{t,g} - P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g} - P_g^{min} \cdot \phi_{t,g} - R_g^{max} \cdot (\sigma_{t,g}^{ter} + \chi_{t,g}^{ter}) - \phi_{t,g}^{sd} + \phi_{t+1,g}^{sd} - Rh_g \cdot (\chi_{t+1,g}^{up} + \chi_{t+1,g}^{dn}) + \xi_{t,g}^{on} - \xi_{t,g}^{off} \leq 0 ; T_g^{min} < t < t_f ; \forall g \in Ter \quad (3.61)$$

$$\omega_{t,g} - P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g} - P_g^{min} \cdot \phi_{t,g} - R_g^{max} \cdot (\sigma_{ter(t,g)} + \chi_{ter(t,g)}) - \phi_{t,g}^{sd} + \xi_{t,g}^{on} - \xi_{t,g}^{off} \leq 0 ; t = t_f ; \forall g \in Ter \quad (3.62)$$

$$\phi_{t,g}^{sd} - R_g^{on} \cdot \chi_{t,g}^{up} \leq 0 ; 2 \leq t \leq T_g^{min} ; \forall g \in Ter \quad (3.63)$$

$$-\phi_{t,g}^{sd} - P_g^{max} \cdot \chi_{t,g}^{dn} \leq 0 ; 2 \leq t \leq T_g^{min} ; \forall g \in Ter \quad (3.64)$$

$$\phi_{t,g}^{sd} - R_g^{on} \cdot \chi_{t,g}^{up} - \sum_{\tau=t}^{t+T_g^{min-on}} \xi_{\tau,g}^{on} \leq 0 ; T_g^{min} < t \leq t_f ; \forall g \in Ter \quad (3.65)$$

$$-\phi_{t,g}^{sd} - P_g^{max} \cdot \chi_{t,g}^{dn} - \sum_{\tau=t}^{t+T_g^{min-off}} \xi_{off(\tau,g)} \leq 0 ; T_g^{min} < t \leq t_f ; \forall g \in Ter \quad (3.66)$$

$$\gamma_{t,g} + \sigma_{t,g}^{ter} + \phi_t^{up} \leq \rho_s \cdot CR ; \forall t \in T ; \forall g \in Ter \quad (3.67)$$

$$-\phi_{t,g} + \chi_{t,g}^{ter} + \phi_t^{dn} \leq \rho_s \cdot CR ; \forall t \in T ; \forall g \in Ter \quad (3.68)$$

$$\gamma_{t,g}^{bat} - \zeta_{t,g}^{bat} \cdot t_{bat} + \sigma_{t,g}^{bat} + \phi_t^{up} \leq \rho_s \cdot CR \ ; \forall t \in T \ ; \forall g \in Bat \quad (3.69)$$

$$-\phi_{t,g}^{bat} + \zeta_{t,g}^{bat} \cdot t_{bat} + \chi_{t,g}^{bat} + \phi_t^{dn} \leq \rho_s \cdot CR \ ; \forall t \in T \ ; \forall g \in Bat \quad (3.70)$$

$$\beta_{t,Toi} - \beta_{t,From_i} + \sigma_{t,l} + \chi_{t,l} + \xi_{t,l}^l = 0 \ ; \forall t \in T \ ; \forall l \in L \quad (3.71)$$

$$\beta_{t,Toi} - \beta_{t,From_i} + \sigma_{t,l}^{lc} + \chi_{t,l}^{lc} + \mu_{t,l}^{lc} + \xi_{t,l}^{lc} = 0 \ ; \forall t \in T \ ; \forall l \in LC \quad (3.72)$$

$$\begin{aligned} \sum_{l \in LC | To_i=b} \frac{1}{X_l} \cdot (\mu_{t,l}^{lc} + \xi_{t,l}^{lc}) - \sum_{l \in LC | From_i=b} \frac{1}{X_l} \cdot (\mu_{t,l}^l + \xi_{t,l}^{lc}) + \\ \sum_{l \in L | To_i=b} \frac{1}{X_l} \cdot (\xi_{t,l}^l) - \sum_{l \in L | From_i=b} \frac{1}{X_l} \cdot (\xi_{t,l}^l) = 0 \ ; \forall t \in T \ ; \forall b \in B \end{aligned} \quad (3.73)$$

Cada restricción se asocia a una de las variables primales del problema. Las restricciones (3.48)-(3.50) se asocian a la potencia generada por los generadores térmicos, (3.51) a la generación de los generadores renovables y (3.52) a la generación o consumo de las baterías. Por otra parte, (3.53)-(3.57) modelan el comportamiento de las baterías respecto a su potencia de carga y descarga y su energía (SoC). La potencia no suministrada queda representada con (3.58). Luego, (3.59)-(3.66) se relacionan con las variables asociadas al despacho, unidades encendidas y apagadas de las unidades térmicas. Las restricciones (3.67)-(3.70) se asocian a las reservas que proveen las unidades térmicas y baterías. Finalmente, (3.71)-(3.73) se relacionan a las variables primales que modelan el sistema de transmisión.

3.4.2. Maestro

El problema maestro corresponde a una relajación del problema (3.8)-(3.45), en éste se calculan de manera iterativa las decisiones de inversión del problema y el costo de operación, $C_{op(s)}$ es aproximado por un conjunto de planos de Cortes de Benders, los que se conforman con la información derivada del subproblema de la sección anterior.

Para la iteración k , el problema maestro se formula como el siguiente problema de optimización entero-mixto:

$$\min_{N_{(g)}, v_{(l)}, C_{op}} \sum_{g \in G} C_{(g)}^{inv} \cdot N_{(g)} + \sum_{l \in L} C_{(l)}^{inv} \cdot v_{(l)} + \sum_{s \in S} C_{op(s)} \quad (3.74)$$

Sujeto a:

$$(3,9) - (3,11) \quad (3.75)$$

$$\begin{aligned}
C_{op(i)} \geq & \sum_{t \in T} \left(\sum_{b \in B} D_{t,b} \cdot \beta_{t,b}^{(k)} + \sum_{g \in Ter} N_g \cdot \omega_{t,g}^{ter(k)} - \sum_{g \in GR} N_g \cdot ER_{scen(t)} \cdot P_g^{max} \cdot \lambda_{(t,g)}^{(k)} + \right. \\
& \sum_{l \in L} F_l^{max} \cdot (\sigma_{t,l}^{(k)} - \chi_{t,l}^{(k)}) + \sum_{l \in LC} (v_l \cdot F_l^{max} \cdot (\sigma_{t,l}^{lc(k)} - \chi_{t,l}^{lc(k)}) + M \cdot (1 - v_l) \cdot (\xi_{t,l}^{lc(k)} - \mu_{t,l}^{lc(k)})) + \\
& \sum_{g \in Bat} N_g \cdot (P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g}^{bat(k)} + P_g^{min} \cdot \phi_g^{bat(k)} + R_g^{max} \cdot (\sigma_{t,g}^{bat(k)} + \chi_{t,g}^{bat(k)}) + E^{max} \cdot \mu_{t,g}^{bat(k)}) + \\
& 0,02 \cdot \sum_{b \in B} D_{(t,b)} \cdot (\phi_t^{up(k)} + \phi_t^{dn(k)}) + \sum_{g \in Bat} 0,5 \cdot N_g \cdot E^{max} \cdot (\beta_{1,g}^{bat(k)} + \beta_{t_f,g}^{bat(k)}) - \\
& \sum_{g \in Ter} \sum_{\tau=T_g^{min}+1}^{t_f} N_g \cdot \xi_{\tau,g}^{off(k)} ; \forall i \in S^k
\end{aligned} \tag{3.76}$$

En donde (3.76) representa el corte de Benders que se añade iterativamente al problema maestro y representa una cota inferior para el costo de operación del escenario (i) que fue seleccionado en el subproblema.

3.4.3. Linealización

El planteamiento del problema trinivel conlleva una no linealidad en la función objetivo del subproblema (3.46), pues existen productos entre variables del segundo y tercer nivel. Por lo anterior, se realizarán cambios convenientes para realizar la linealización basada en [42] que trae consigo ventajas que serán explicadas próximamente.

El término $ER_{scen(t)} \cdot \lambda_{(t,g)}$, que es el complicante, supone la necesidad de linealizar $|S| \cdot |T| \cdot |GR|$ veces, por lo que en virtud de disminuir lo anterior, se construirá como dato de entrada la matriz binaria M que contiene la información de los perfiles renovables según el escenario correspondiente. La matriz M tiene como dimensión la cantidad de perfiles candidatos que caracterizan cada zona del sistema por la cantidad de escenarios que depende de las posibles realizaciones de dichos perfiles.

Luego, (3.14) es reemplazada por (3.77) con la cual se deberá linealizar sólo $|PC| \cdot |T| \cdot |GR|$ veces, menor a lo anterior:

$$ER_{p,z_g}^{scen} = \sum_{s \in S} M_{(p,s,z(g))} \cdot \Phi_s ; \forall p \in PC ; \forall g \in GR \tag{3.77}$$

Entonces, la función objetivo del subproblema (3.46) es reemplazada por (3.78) como sigue:

$$\begin{aligned}
\text{máx} \quad & \sum_{t \in T} \left(\sum_{b \in B} D_{t,b} \cdot \beta_{t,b} + \sum_{g \in Ter} N_g \cdot \omega_{t,g}^{ter} - \sum_{g \in GR} N_g \cdot ER_{p,z_g}^{scen} \cdot P_g^{max} \cdot e_{t,g,p,z_g} + \right. \\
& \sum_{l \in L} F_l^{max} \cdot (\sigma_{t,l} - \chi_{t,l}) + \sum_{l \in LC} (v_l \cdot F_l^{max} \cdot (\sigma_{t,l}^{lc} - \chi_{t,l}^{lc}) + M \cdot (1 - v_l) \cdot (\xi_{t,l}^{lc} - \mu_{t,l}^{lc})) + \\
& \sum_{g \in Bat} N_g \cdot (P_g^{max} \cdot \gamma_{t,g}^{bat} + P_g^{min} \cdot \phi_g^{bat} + R_g^{max} \cdot (\sigma_{t,g}^{bat} + \chi_{t,g}^{bat}) + E^{max} \cdot \mu_{t,g}^{bat}) + \\
& 0,02 \cdot \sum_{b \in B} D_{(t,b)} \cdot (\phi_t^{up} + \phi_t^{dn}) \left. \right) + \sum_{g \in Bat} 0,5 \cdot N_g \cdot E^{max} \cdot (\beta_{1,g}^{bat} + \beta_{t_f,g}^{bat}) - \\
& \sum_{g \in Ter} \sum_{\tau=T_g^{min}+1}^{t_f} N_g \cdot \xi_{\tau,g}^{off} - \alpha
\end{aligned} \tag{3.78}$$

Con los cambios anteriores, se puede hacer uso de la linealización entre variable binaria y continua como en [42]. Se introducen variables auxiliares para representar los términos no lineales, específicamente, e_{t,g,p,z_g} , caracterizado como un variable dependiente del tiempo, generador renovable específico, perfiles candidatos y su zona climática. La variable queda determinada por las siguientes restricciones que deben ser añadidas al subproblema:

$$e_{t,g,p,z_g} - \lambda_{t,g} \geq -\bar{e} \cdot (1 - ER_{p,z_g}^{scen}) ; \forall t \in T ; \forall p \in PC ; \forall g \in GR \tag{3.79}$$

$$e_{t,g,p,z_g} - \lambda_{t,g} \leq \bar{e} \cdot (1 - ER_{p,z_g}^{scen}) ; \forall t \in T ; \forall p \in PC ; \forall g \in GR \tag{3.80}$$

$$e_{(t,g,p,z(g))} \geq \bar{e} \cdot ER_{p,z_g}^{scen} ; \forall t \in T ; \forall p \in PC ; \forall g \in GR \tag{3.81}$$

3.4.4. Algoritmo de resolución

En la presente sección se muestra el procedimiento diseñado basado en la Descomposición de Benders. Se lleva a cabo un proceso iterativo entre el problema maestro (problema relajado) y subproblema hasta que la cota superior e inferior del problema se aproximan lo suficiente.

La **cota inferior** (3.82) viene dada por el óptimo del maestro que incluye los planos de corte construidos desde el subproblema y que permiten aproximar la solución. En este último se elige el escenario, cuyo costo de operación tiene la mayor diferencia respecto a la aproximación actual del problema maestro, la **cota superior** se obtendrá utilizando la solución del subproblema de manera explícita como se muestra en (3.83), el que va ponderado por el número de escenarios que se analiza, ya que la cota representa el costo total del sistema, y no sólo el del escenario seleccionado.

1. Inicialización: $k \leftarrow 0$.
2. Resolución de modelo de optimización (3.74)-(3.76). Guardar las soluciones parciales

de $N_g^{(k)}$, $v_l^{(k)}$ y $C_{op}^{(k)}$ y calcular la cota inferior como sigue:

$$LB^{(k)} = \sum_{g \in G} CI_{(g)} \cdot N_{(g)} + \sum_{l \in L} CI_{(l)} \cdot v_{(l)} + \sum_{s \in S} C_{op(s)} \quad (3.82)$$

3. Se identifica el escenario que tiene un costo de operación con mayor diferencia respecto a la aproximación del problema maestro mediante la resolución del subproblema. Se guardan las variables de decisión y se calcula la cota superior:

$$UB^{(k)} = \sum_{g \in G} CI_{(g)} \cdot N_{(g)} + \sum_{l \in L} CI_{(l)} \cdot v_{(l)} + \sum_{s \in S} C_{op(s)} + \Phi^{(k)} \cdot |S| \quad (3.83)$$

donde $\Phi^{(k)}$ es el valor de la función objetivo del subproblema.

4. Si $\frac{UB^{(k)} - LB^{(k)}}{(UB^{(k)} + LB^{(k)})/2} \leq \varepsilon$, entonces

PARAR;

en caso contrario,

CONTINUAR.

5. Incluir al problema (3.74)-(3.76) un plano de corte (restricción) en el formato de (3.76) con las variables guardadas en 3. Actualizar $k \leftarrow k + 1$ y continuar con el paso 2.

Capítulo 4

Caso de estudio de baja escala

En el presente capítulo, mediante el análisis de un sistema pequeño, se busca probar dos aspectos. El primero es verificar la funcionalidad de la técnica de descomposición propuesta, contrastando sus resultados con la solución original obtenida del modelo de optimización monolítico. Además, se muestra el impacto que tiene, en términos de inversión, el planificar con enfoque resiliente respecto a la disponibilidad del recurso primario, es decir, viento y sol. Lo anterior se realiza mediante técnicas de clusterización que capturan la incertidumbre del recurso y dan enfoque a escenarios extremos de baja probabilidad. Por último, en una simulación se evalúa el desempeño en la operación de las decisiones de inversión.

4.1. Sistema y datos de entrada

En la siguiente figura se muestra la red a estudiar:

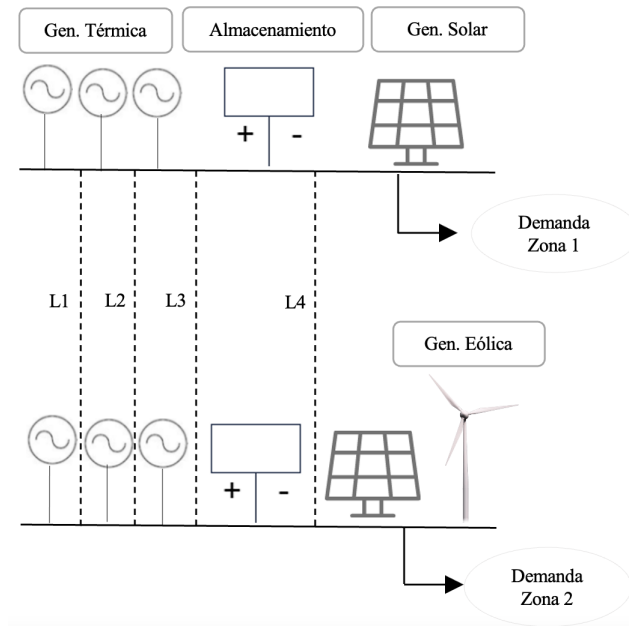


Figura 4.1: Sistema de estudio.

Como se observa en 4.1, el sistema de estudio está compuesto por dos barras y se realizará *greenfield planning*, es decir, no hay existencia previa de activos de generación y transmisión. Luego, se plantea como candidato en todo el sistema, la inversión en tecnologías térmicas, específicamente, carbón, gas natural y diésel y tecnologías renovables como la fotovoltaica y eólica -esta última solo en una zona del sistema- y por último se plantea la posibilidad de inversión en baterías.

En 4.1 se registran los datos característicos de las diferentes tecnologías y se obtuvieron del informe de Planificación Energética de Largo Plazo 2023-2027 (PELP) [43] realizado por el Ministerio de Energía de Chile.

Tabla 4.1: Datos de entrada de generación.

Tecnología	Nodo	Costo Inversión [USD/kW]	Costo variable [USD/MWh]	P_{min} [MW]	P_{max} [MW]	Vida útil [años]
Carbón	1,2	2500	40	100	250	35
Gas Natural	1,2	1200	125	75	250	25
Diésel	1,2	750	210	100	210	25
Fotovoltaica	1,2	0	500	0	100	25
Eólica	2	600	0	100	0	20
Batería	1,2	500	0	-10	10	10

Data adicional relacionada con las reservas, rampas, tiempo mínimo de encendido y apagado asociado a la generación térmica es mostrada en el Anexo A.

Tabla 4.2: Datos de entrada de transmisión.

N°	To	From	X [p.u]	Costo Inversión [USD/MW]	F_{max} [MW]	Vida útil [años]
L1	1	2	0.01	3500	2000	30
L2	1	2	0.01	3800	1500	30
L3	1	2	0.01	4000	800	30
L4	1	2	0.01	4000	500	30

La operación del sistema se realizará para diferentes escenarios, cuyo horizonte temporal corresponde a una semana (168 horas), y están caracterizados por la disponibilidad de recurso solar y eólico, los cuales son obtenidos [44] y [45], respectivamente.

El perfil de demanda característico de las zonas del sistema son los que están en la figura 4.2 obtenidos de [46].

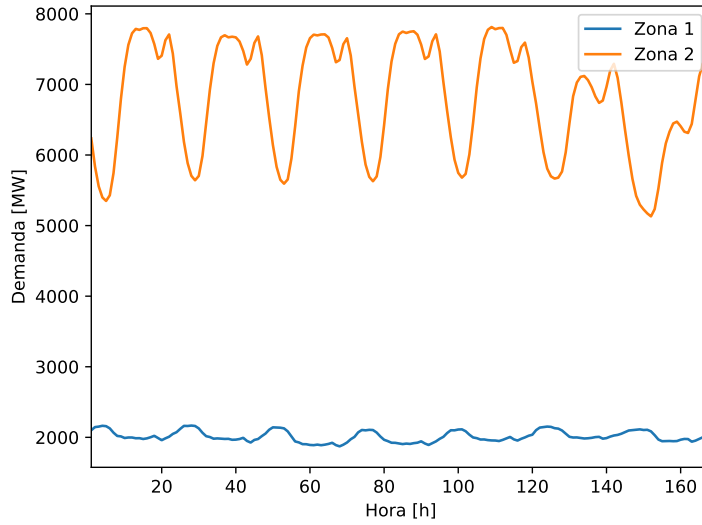


Figura 4.2: Perfil de demanda.

4.2. Construcción de Escenarios

En esta sección se muestran los perfiles característicos que serán utilizados para el recurso solar y eólico y también se explicará cómo fueron obtenidos. Con ello, se explica cómo se construyen los escenarios a considerar.

La técnica de clusterización que se utiliza es *K-Means clustering*, que corresponde a un método de agrupación de datos particional, en donde, cada dato es asignado a solo un grupo y cada uno de éstos tiene un *centroide* que se corresponde con la media de los datos que componen cada clúster.

Los datos analizados corresponden a perfiles semanales solares y eólicos de 13 años, entre 2004 y 2016, es decir, 676 semanas. Con dicha data, se realiza un análisis de componentes principales (PCA), para reducir la dimensión temporal de los datos originales que tienen 168 horas.

Una vez caracterizados los grupos, entonces se calcula la probabilidad de ocurrencia de los diferentes escenarios posibles. En el caso estudiado, que tiene dos zonas, la cantidad de escenarios posibles corresponde a 891, dada las combinaciones posibles según (4.1):

$$\begin{aligned} N^{\circ}scen &= \text{perfiles PV zona 1} \cdot \text{perfiles PV zona 2} \cdot \text{perfiles EO zona 2} \\ &= 9 \cdot 9 \cdot 11 = 891 \end{aligned} \quad (4.1)$$

Luego, el cálculo de probabilidades procede según (4.2), en donde se realiza el conteo de la realización de los escenarios considerando un total de 676, dado el análisis de 13 años::

$$\mathbf{P}(s) = \frac{\text{Contar}_s}{676} \quad (4.2)$$

4.2.1. Clusterización directa

En primera instancia se realiza el proceso de clusterización directo tanto para los perfiles solares como eólicos. Luego, se selecciona aquel clúster cuyo centroide tiene una menor media y sobre éste se vuelve a realizar un proceso de clusterización, ya que así se obtiene mayor precisión en la clasificación de los datos históricos y en consecuencia, una mayor cantidad de escenarios que tienen baja probabilidad pueden ser considerados.

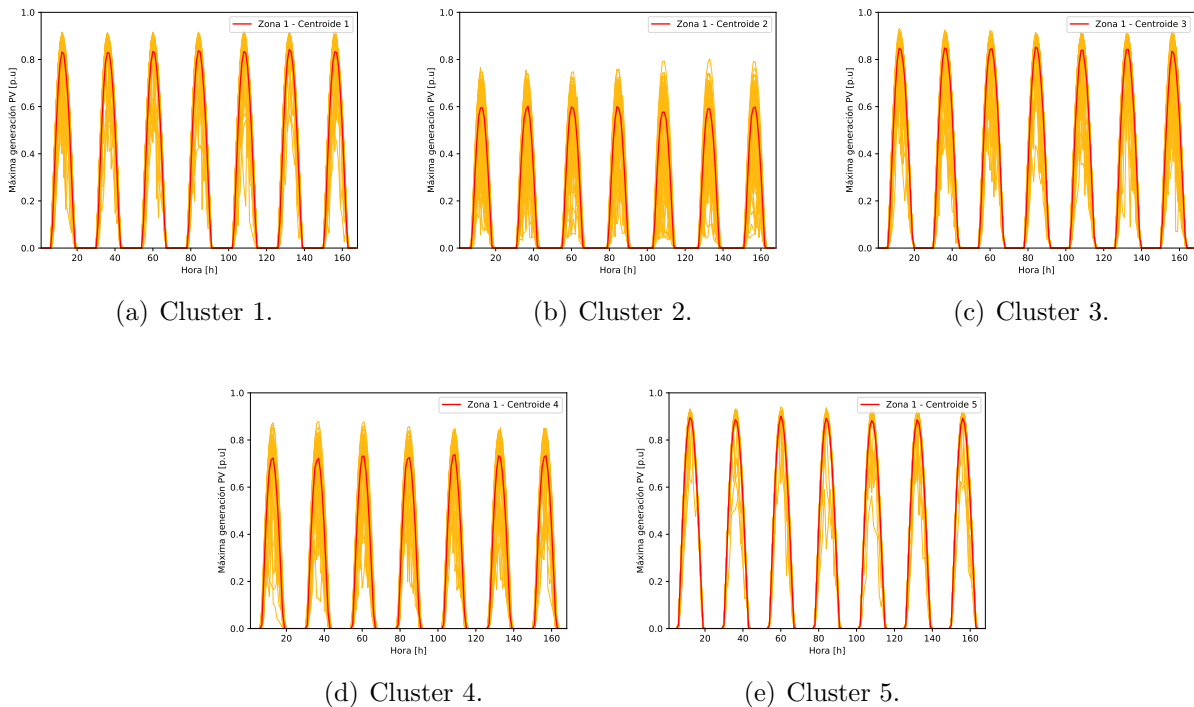


Figura 4.3: Clusters de perfiles solares en Zona 1.

En 4.3 se observan los 5 clústers iniciales que se construyeron a partir de las 676 semanas y que caracterizan la zona 1 del sistema analizado. Las curvas amarillas corresponden a los miembros que componen los grupos y las curvas rojas son sus centroides. Se identifica el clúster 2 (fig.4.3(b)) como el de menor media, por lo que, en la siguiente sección se realizará una reclusterización para obtener mayor detalles de éste.

Para la zona 2 se hizo el mismo procedimiento y los centroides que caracterizan los grupos se muestran en 4.4 y gráficos detallados pueden ser vistos en Anexo B.1. Se observa que el grupo con menor media corresponde al grupo 2, en adelante abreviado como *C2*.

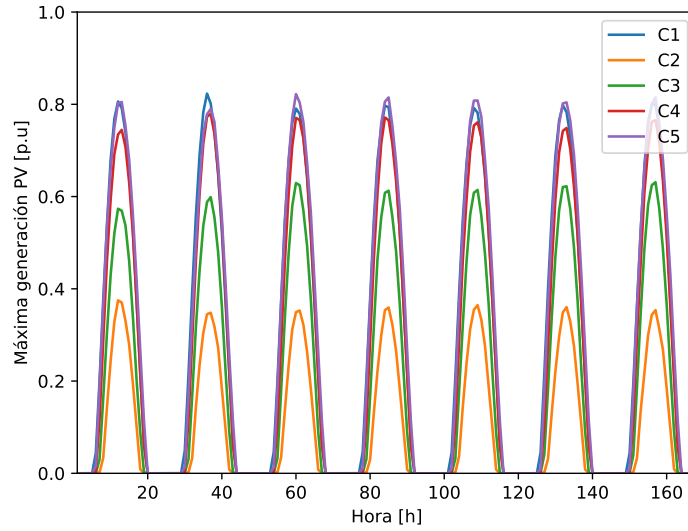


Figura 4.4: Centroides de clusters solares zona 2.

El recurso eólico sólo es empleado en la zona 2. La clusterización inicial de los datos históricos se realiza con 6 grupos, cuyos perfiles característicos se observan en (4.5). El grupo que tiene menor media, es el el grupo 1 ($C1$).

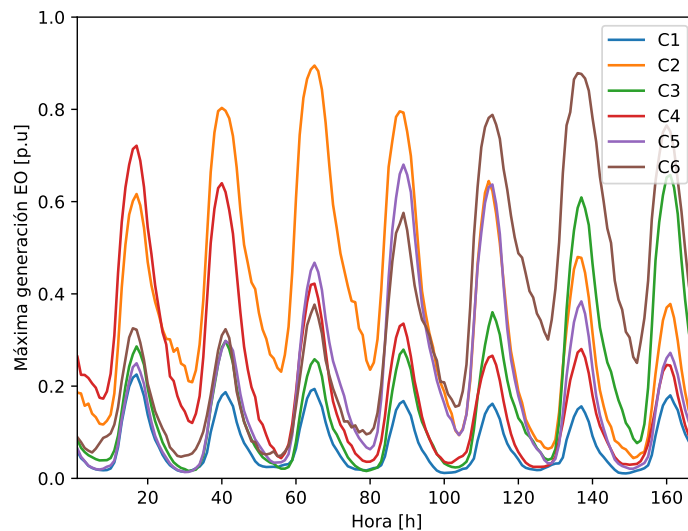


Figura 4.5: Centroides de clusters eólicos zona 2.

4.2.2. Reclusterización de grupos con menor media

Luego de ser identificados y agrupados los perfiles solares y eólicos, se realiza un segundo proceso de clusterización sólo al grupo que tiene menor media y por tanto, más detalles son capturados para condiciones que no son ideales en el diseño del sistema en estudio. En el

caso de los perfiles solares, se realiza una reclusterización en 5 grupos, mientras que, en los perfiles eólicos, se realiza en 6 grupos.

A continuación se muestran los grupos adicionales obtenidos. Para los perfiles solares las figuras (4.6) y (4.7) muestran la zona 1 y 2, respectivamente; mientras que (4.8) muestra la reclusterización del grupo correspondiente del recurso eólico.

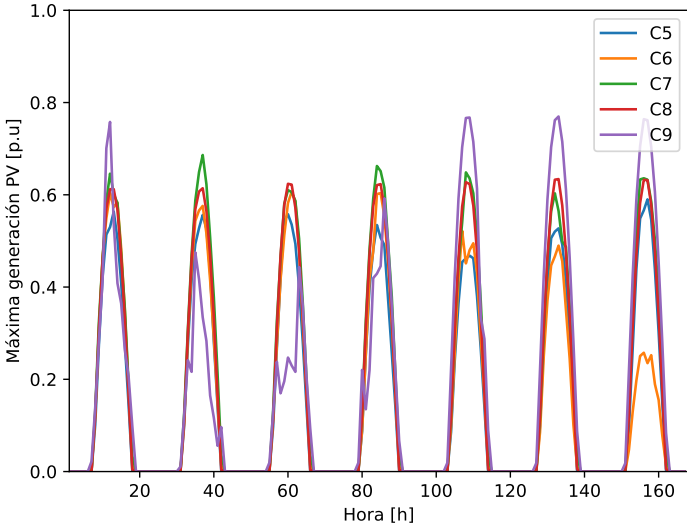


Figura 4.6: Zona 1- Centroides de reclusterización de C2 solar.

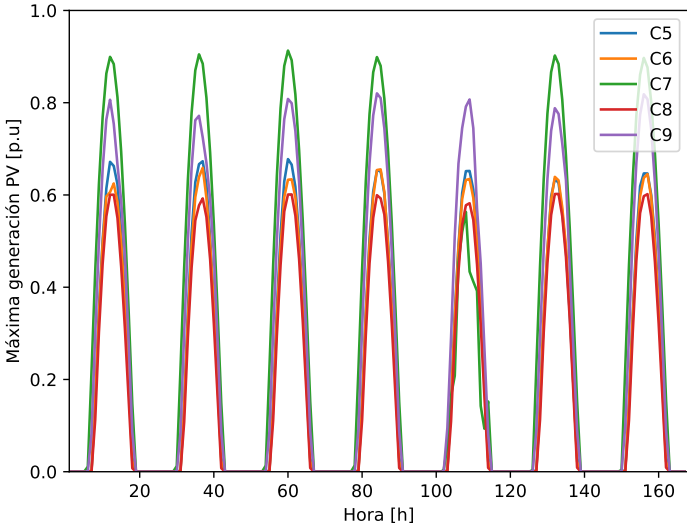


Figura 4.7: Zona 2- Centroides de reclusterización de C2 solar.

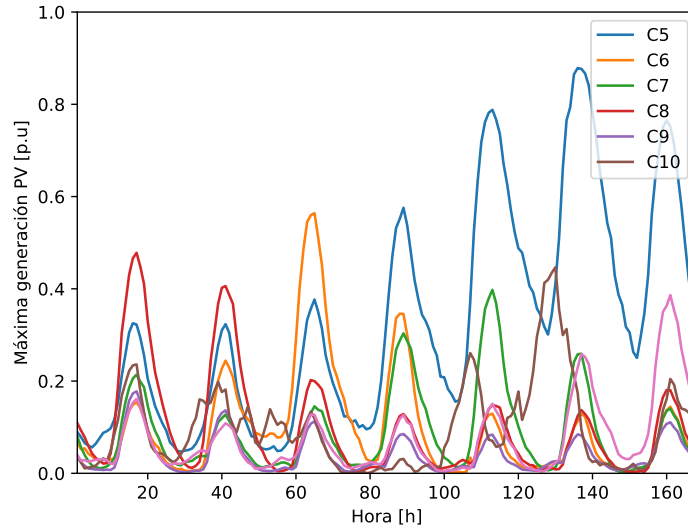


Figura 4.8: Zona 2- Centroides de reclusterización de C1 eólico.

En resumen, en el caso del recurso solar, el proceso de análisis se inicia con 5 perfiles característicos y con el proceso de reclusterización se aumenta a 9 perfiles. Con el recurso eólico, se inicia con 6 perfiles y se finaliza con 11 perfiles representativos. Con ello se realiza la combinación según la ecuación (4.1) y se obtiene la totalidad de los escenarios a estudiar en **dos métodos**, el primero solo considera los perfiles iniciales, obteniéndose así 150 escenarios, y el segundo, la cantidad final de perfiles, obteniéndose 891 escenarios.

4.3. Resultados y discusión

A partir del sistema ya descrito, se exponen los resultados obtenidos en dos análisis diferentes.

4.3.1. Modelo monolítico vs. Descomposición propuesta

En esta sección se busca comprobar que el algoritmo de descomposición que se formuló en la sección anterior converge en la solución correcta, para ello se contrastará la solución con el modelo monolítico.

Los resultados obtenidos se presentan en la tabla 4.3.

Tabla 4.3: Capacidad instalada y Costo total.

Tecnología	Monolítico	Descomposición
Carbón [MW]	3500	4000
Gas Natural [MW]	1250	2000
Diesel [MW]	0	0
Solar [MW]	15200	14300
Eólica [MW]	24100	18500
Batería [MW]	19420	15010
Costo total [MUSD]	149.95	149.41

Se observa que los costos totales obtenidos con el uso de ambos métodos son prácticamente iguales con una diferencia de un 0.36 %, lo que se traduce en que al ser iguales las funciones objetivos (minimización de costos) de ambos métodos, entonces alcanzan, en esencia, la misma solución.

Por otra parte, la tabla 4.3 muestra que los mix de generación obtenidos son distintos. No obstante, dichas inversiones conducen a costos similares, lo que muestra que diferentes combinaciones de inversión pueden implicar costos óptimos.

En consecuencia, el algoritmo de descomposición propuesto converge a una solución adecuada, ofreciendo así una metodología para la resolución de problemas de planificación computacionalmente menos costosa que el método tradicional (formulación monolítica).

4.3.2. Planificación resiliente

En esta sección se evaluará el desempeño del sistema planificado utilizando la construcción de escenarios directa (método 1) y construcción de escenarios con enfoque resiliente (método 2), es decir, la clusterización del recurso primario considerando mayor granularidad en los escenarios extremos.

La tabla 4.4 muestra que el método 1 tiene un costo total menor (4 % en el ejemplo) al método 2 justificado principalmente por las diferencias en la en los costos de inversión, siendo la red número 2 un 8 % más costosa. Sin embargo, es importante notar que en promedio, el costo de operación es similar, de hecho, el sistema 2 es un 5 % más económico pese a que éste considera escenarios que estresan más el sistema.

Tabla 4.4: Costos resultantes.

Costos [MUSD]	Método 1	Método 2	Diferencia [%]
Costo Total	164.31	170.96	3.9
Costo Inversión	108.95	118.15	7.8
Costo Operación	55.36	52.81	-4.8

En cuanto a capacidad instalada en los sistemas, se observa en la tabla 4.5, que si bien, en el método 2 se invierte en 200 [MW] menos de generación térmica, se instala tecnología diésel

que tiene el mayor costo de inversión, lo cual justifica lo observado en tabla 4.4. Asimismo, se disminuye la capacidad eólica en 800 [MW] y aumenta en 2300[MW] (11 %) la generación solar y en 5880[MW] (30 %) el almacenamiento. Es decir, existe un importante incremento de capacidad de almacenamiento en el sistema, que reemplaza tecnología variable como es el viento, que tiene un comportamiento más volátil en comparación al recurso solar.

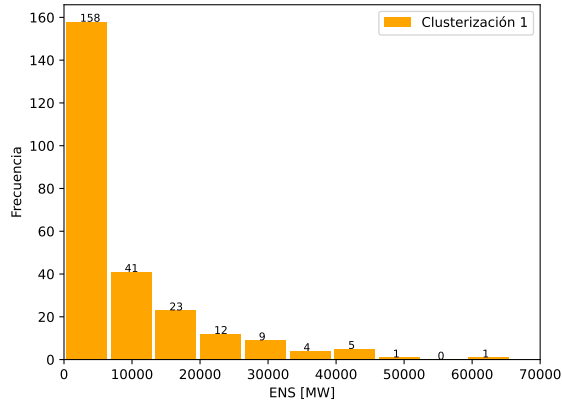
Finalmente, se destaca que en el método 2 se instalan 7180[MW] (10 %) adicionales; sin embargo, como se detalló, se aumenta la capacidad en tecnologías cuyo costo variable es 0; por lo tanto, el sistema tiene una operación más económica, y en consecuencia, los costos de inversión de las tecnologías serán un factor importante al momento de planificar el recambio tecnológico de los sistemas eléctricos en el contexto de descarbonización.

Tabla 4.5: Capacidad de generación instalada.

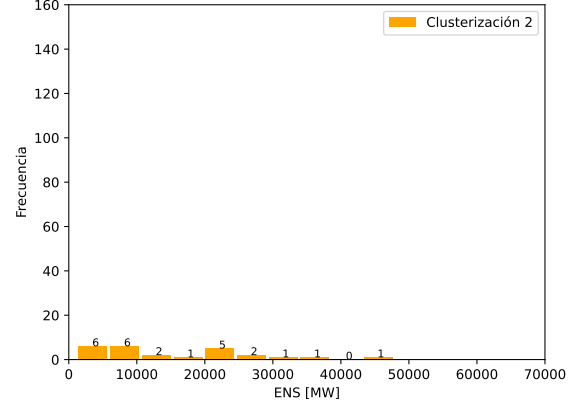
Tecnología	Método 1 [MW]	Método 2 [MW]
Carbón	750	0
Gas Natural	4250	4500
Diesel	0	300
Solar	21800	24100
Eólica	23200	22400
Batería	19500	25380
Total	69500	76680

Como se adelantó previamente, el desempeño de los dos sistemas descritos son evaluados en una simulación de 891 escenarios mediante la cuantificación de la energía no suministrada en el horizonte en estudio. Entre los escenarios, son considerados los de baja probabilidad, caracterizados por la escasez del recurso primario o por la abundancia de éste.

El histograma de la figura 4.9 registra la frecuencia con la que es alcanzada los diferentes intervalos de energía no suministrada. En el método 1 el 71.49 % suministran el total de la demanda, mientras que en el método 2 el 97.19 % de los escenarios no tienen energía no suministrada. Vale destacar que por motivos de escala en las gráficas, no fue incluida la columna asociada a energía no suministrada nula.



(a) Método 1.



(b) Método 2.

Figura 4.9: Energía no suministrada.

Es importante notar que en 4.9(a) el 24.91 % de los escenarios (4 primeras barras) tiene una energía no suministrada de hasta casi 20000[MW]; en contraste a 4.9(b) en donde sólo el 1.68 % de los escenarios (5 primeras barras) alcanzan esa cifra.

En consecuencia, queda en evidencia que el planificar con enfoque resiliente tiene un costo asociado que encarece la inversión de los sistemas; sin embargo, constituye un importante método para construir redes eléctricas confiables capaces de responder ante escenarios extremos.

Capítulo 5

Caso de estudio Red 24 barras

En esta sección, con el análisis de una red de mayor escala -24 barras- se busca evaluar el desempeño del algoritmo de descomposición propuesto, en términos de eficiencia computacional, particularmente en el tiempo de resolución. Para ello, el algoritmo será evaluado comparativamente con la Descomposición de Benders.

5.1. Sistema y datos de entrada

5.1.1. Sistema

En la figura 5.1 se muestra la red que será estudiada. Está inspirada en la red de 24 barras *IEEE Reliability Test System* [47]. Contiene 12 centros de carga y los generadores pueden ser emplazados en 8 nodos del sistema.

A diferencia del ejemplo anterior, el sistema actual sólo podrá contar con tecnologías térmicas de gas natural y diésel, descartándose así el carbón. En la tabla 5.1 se indican los nodos en los que puede ser empleada cada tecnología y sus parámetros principales, las características adicionales son detalladas en Anexo A.

Tabla 5.1: Datos de entrada de generación.

Tecnología	Nodo conexión	Costo Inversión [USD/kW]	Costo variable [USD/MWh]	P_{min} [MW]	P_{max} [MW]	Vida útil [años]
Gas Natural	1,2,7,21,23	1200	125	75	250	25
Diésel	1,2,7,21,23	750	210	100	210	25
Fotovoltaica	1,7,13,15,18,23	0	500	0	100	25
Eólica	1,7,13	600	0	100	0	20
Batería	1,7,13,15,18,23	500	0	-10	10	10

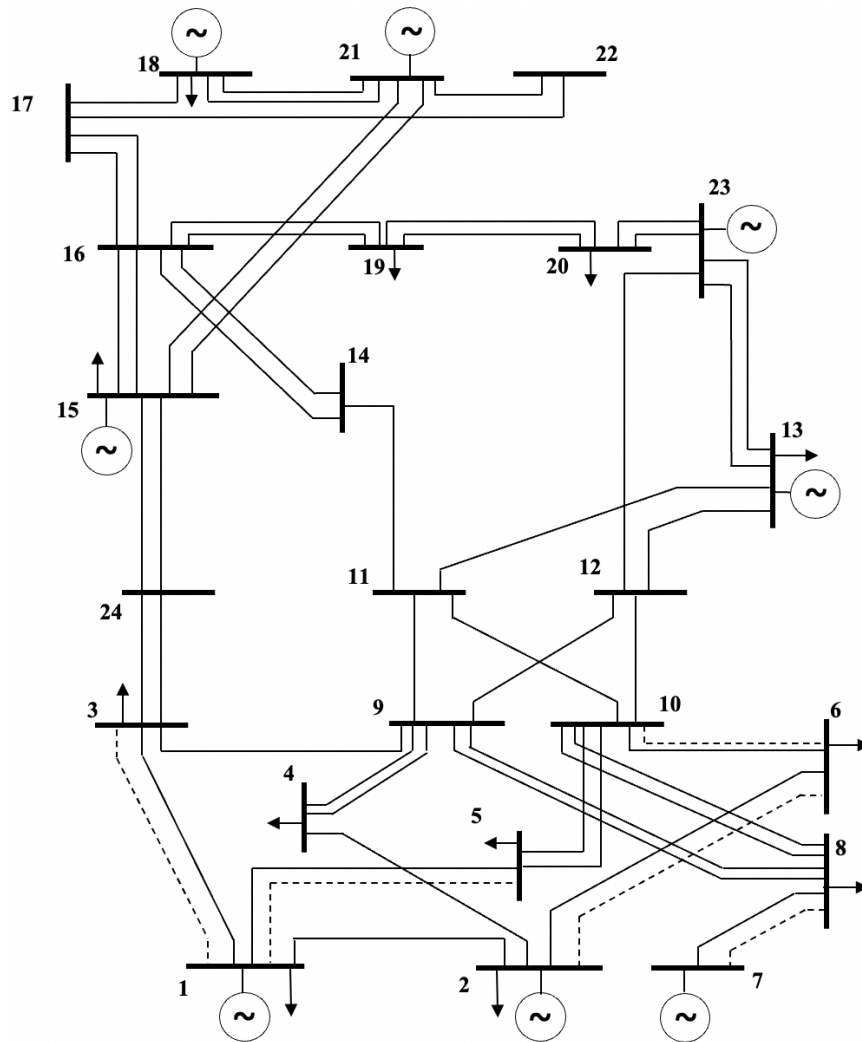


Figura 5.1: Sistema de caso de estudio.

Adicionalmente, la data asociada a las 49 líneas de la red y las 5 líneas candidatas para la expansión del sistema son detalladas en Anexo C.

Por otra parte, los perfiles de demanda a suministrar son los que se muestran en la siguiente gráfica, los cuales, al igual que en el ejemplo anterior, son obtenidos de [46].

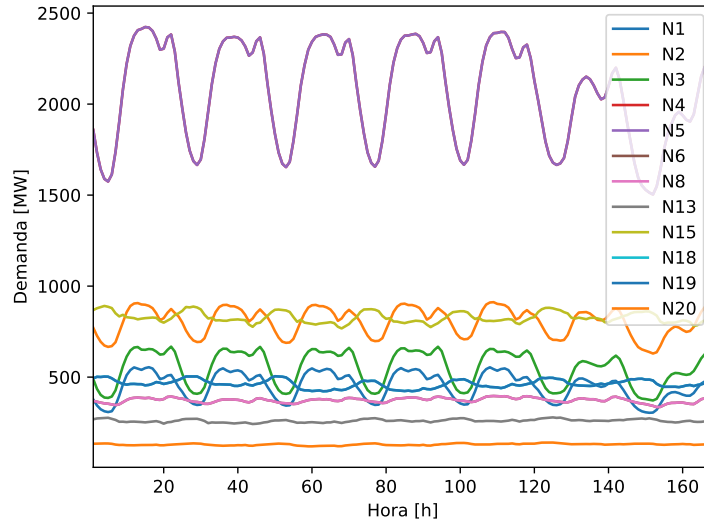


Figura 5.2: Perfil de demanda.

5.1.2. Construcción de Escenarios

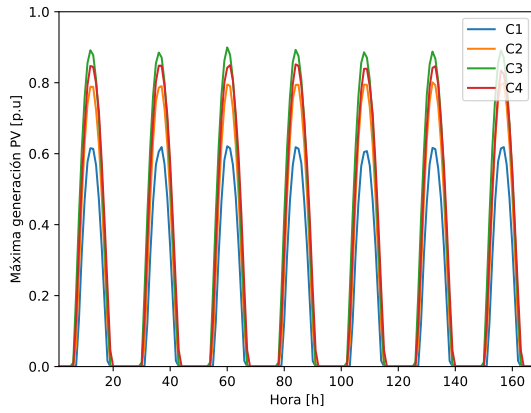
El sistema estudiado es caracterizado por dos zonas climáticas, la primera esta compuesta entre los nodos 1 y 13 y la segunda, entre los nodos 14 y 24.

Con el fin de estudiar el impacto que tiene la dispersión del conjunto de escenarios en la eficiencia computacional del algoritmo propuesto, se realizarán dos casos de estudio diferenciados por la manera de construir el set de escenarios.

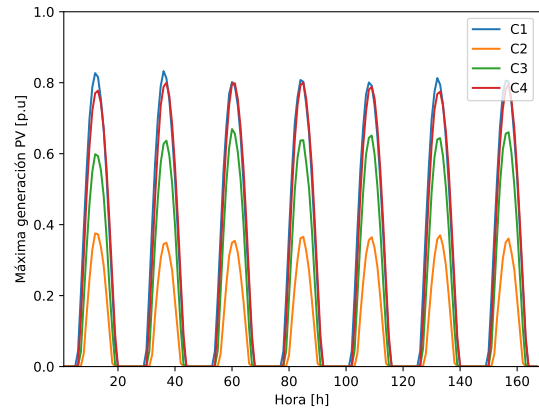
Caso 1:

Se considera un conjunto de escenarios contruidos de manera análoga a lo realizado en el capítulo anterior (eq. 4.1), en donde cabe notar, no se tiene control de la dispersión del conjunto. Adicionalmente, con el objetivo de observar cómo varía el tiempo de resolución del algoritmo, se evaluarán diferentes cantidades de escenarios.

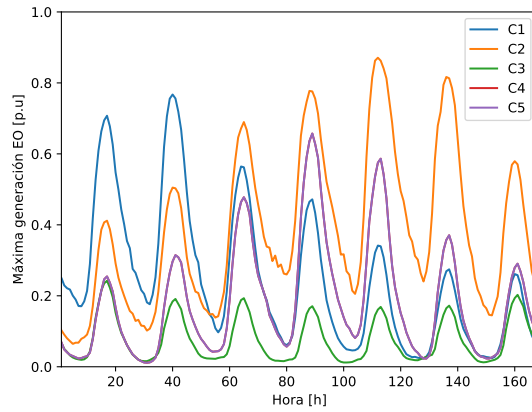
El sub-caso de 80 escenarios es construido a partir de 4 perfiles solares en ambas zonas climáticas y 5 perfiles eólicos en la zona 2, que fueron contruidos con la técnica de clusterización *K-Means*. Se pueden ver en la siguiente figura.



(a) Perfiles solares Zona 1.



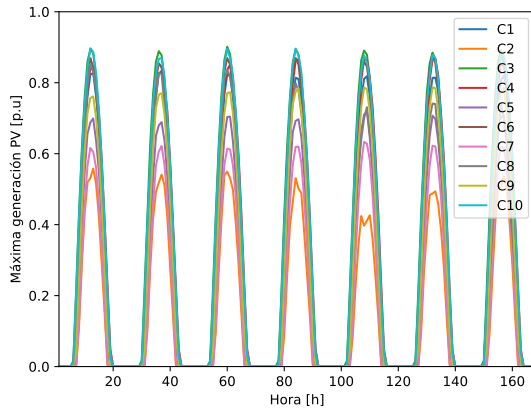
(b) Perfiles solares Zona 2.



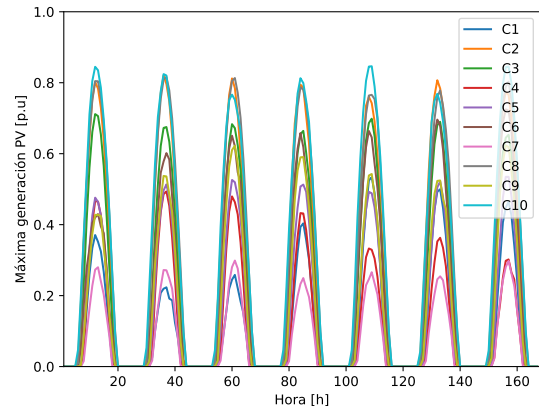
(c) Perfiles eólicos Zona 2.

Figura 5.3: Perfiles renovables característicos para Caso 1 - 80 escenarios.

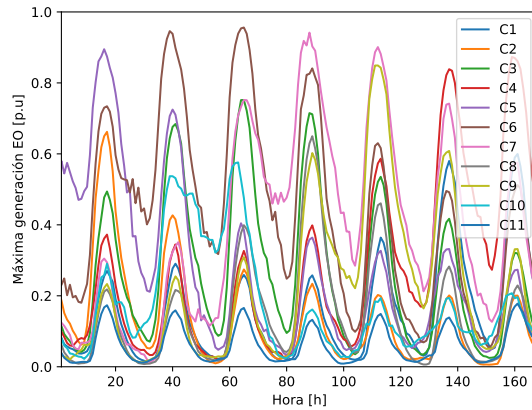
El sub-caso de 1100 escenarios es construido a partir de 10 perfiles solares en las dos zonas y 11 perfiles eólicos en la zona 2. Se muestran a continuación.



(a) Perfiles solares Zona 1.



(b) Perfiles solares Zona 2.



(c) Perfiles eólicos Zona 2.

Figura 5.4: Perfiles renovables característicos para Caso 1 - 1100 escenarios.

Caso 2:

Como ya se enunció, el objetivo de estudio es observar el impacto que tiene la dispersión de un conjunto de escenarios en la eficiencia computacional del algoritmo propuesto. Así, serán construidos conjuntos de escenarios cuya desviación estándar es baja.

Para la construcción de un conjunto de escenarios se considera que estos sigan una distribución cuyas colas representen el 10 % aproximadamente de los casos. Es decir, los escenarios de escasez o extrema abundancia tendrán una baja probabilidad en comparación a la mayoría de los escenarios que se mueven ligeramente en torno a una media.

Se generan 4 conjuntos de escenarios de 200, 400, 700 y 1000 escenarios y los resultados son discutidos a continuación.

5.2. Resultados y discusión

En esta sección se mostrarán los resultados obtenidos con el fin de analizar el desempeño del algoritmo. Se muestran las decisiones de inversión realizadas en cada caso y el tiempo de ejecución del algoritmo para los casos estudiados.

A continuación, en las tablas 5.2 y 5.3 se muestran las decisiones de inversión obtenidas a partir de la resolución del problema de optimización por caso, específicamente la capacidad instalada por tecnología para cada sub-caso y los costos totales.

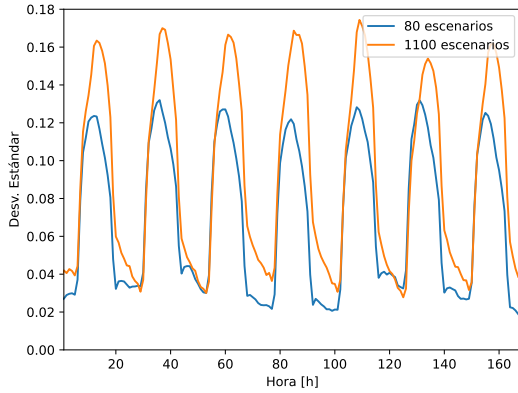
Tabla 5.2: Caso 1 - Capacidad instalada y Costo total por número de escenarios.

Tecnología	80 escenarios	1100 escenarios
Gas Natural [MW]	5250	3250
Diesel [MW]	0	200
Solar [MW]	7400	21800
Eólica [MW]	5300	0
Batería [MW]	2350	19840
Costo Total [MUSD]	363.52	597.94

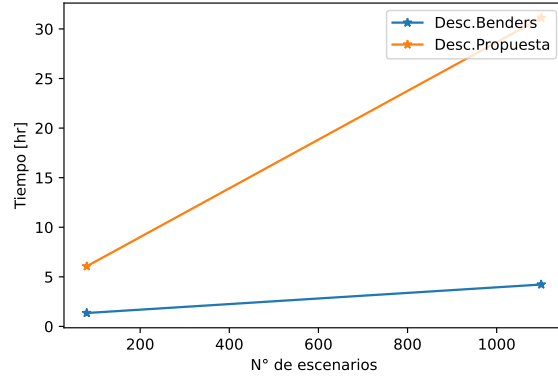
Tabla 5.3: Caso 2 - Capacidad instalada y Costo total por número de escenarios.

Teconología	200 escenarios	400 escenarios	700 escenarios	1000 escenarios
Gas Natural [MW]	1750	2500	2250	2500
Diesel [MW]	600	800	0	0
Solar [MW]	21100	20400	22700	21300
Eólica [MW]	300	0	200	100
Batería [MW]	27140	25090	24970	24020
Costo Total [MUSD]	600.05	601.62	604.01	604.10

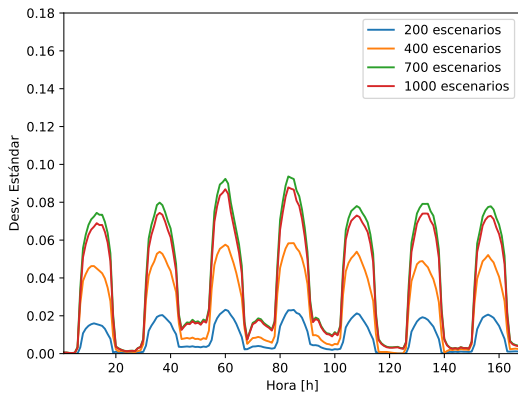
La dispersión de los escenarios y los tiempos de ejecución en ambos casos de estudio se muestran en las siguientes figuras, en donde cabe destacar que la dispersión es calculada como el promedio de las desviaciones estándar horarias obtenidas a partir de los perfiles - por recurso (eólico o solar) - que conforman el set de escenarios en cada zona.



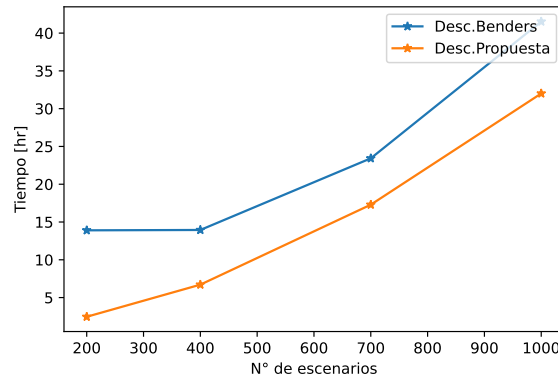
(a) Caso 1 - Dispersión de escenarios.



(b) Caso 1 - Tiempos de simulación.



(c) Caso 2 - Dispersión de escenarios.



(d) Caso 2 - Tiempos de simulación.

Figura 5.5: Caso 1 vs. Caso 2.

El caso 1, como se muestra en la figura 5.5(a), está caracterizado por set de escenarios que tienen una desviación estándar horaria promedio en torno a 0.07 y 0.09, para cuando los conjuntos tienen 80 y 1100 escenarios, respectivamente. En contraste al caso 2, figura 5.5(c), donde se registra que los escenarios tienen una dispersión menor a lo observado anteriormente, en promedio, tres veces menor. Para los set compuestos por 200, 400, 700 y 1000 escenarios, la desviación estándar promedio es 0.009, 0.024, 0.039 y 0.0367, respectivamente.

Lo descrito, tiene un impacto directo en los tiempos de ejecución de las optimizaciones. En particular, el desempeño del algoritmo propuesto, en el caso 1, es peor en comparación a la descomposición de Benders 5.5(b).

Sin embargo, el comportamiento observado en el caso 2 es completamente diferente. Como se muestra en la figura 5.5(d), el desempeño del algoritmo propuesto, en todos los sets, exhibe un menor tiempo de ejecución que la descomposición de Benders.

Expuesto lo anterior, es posible notar que tanto el desempeño del algoritmo de descomposición propuesto, como el de la descomposición de Benders se ve afectado por el número

de escenarios considerados y por la dispersión que los caracteriza. En caso del primer factor, la relación es directa, a mayor cantidad de escenarios, mayor es el tiempo de ejecución para ambas metodologías; mientras que, con el segundo factor, a mayor dispersión, el desempeño del algoritmo propuesto es peor en comparación a la descomposición de Benders.

Para estudios de mayor escala se esperaba que el algoritmo propuesto tuviese un comportamiento superior al clásico; pues por el diseño, cada iteración del algoritmo de Benders implica la inclusión de tantos planos de corte al problema maestro como escenarios se consideren; mientras que, la descomposición propuesta sólo incluía uno en cada iteración. No obstante, el estudio realizado permitió incorporar otra arista de análisis, que corresponde a la dispersión del conjunto analizado, desafiando así la hipótesis planteada, lo cual evidencia la complejidad del estudio.

Luego, como ya se mencionó, el algoritmo propuesto, en cada iteración elige el escenario cuyo error de aproximación de costo total es el mayor con respecto a la solución actual del problema maestro; por lo tanto, la cantidad de planos de corte añadidos al problema maestro es menor que los incluidos en cada iteración de la descomposición de Benders. En el caso 2, como los escenarios entre ellos son similares -salvo excepciones- entonces el algoritmo converge de manera más rápida a la solución, pues con la selección pocos escenarios, se caracteriza todo el set.

Pero, si bien en el caso uno, la dinámica iterativa es la misma, los escenarios al tener comportamientos ampliamente diferentes, entonces, el algoritmo propuesto requiere una mayor cantidad de iteraciones para aproximar de buena manera el costo de todos los escenarios; por lo que en dicho caso el algoritmo de Benders es superior, ya que por construcción, en cada iteración analiza todos los escenarios, requiriendo así menos iteraciones para alcanzar la solución.

Finalmente, por lo descrito, se destaca la necesidad de poder capturar la incertidumbre de los sistemas mediante la construcción de set de escenarios, que a su vez requiere que el planificador pueda caracterizarlo para poder seleccionar la técnica computacional más adecuada.

Capítulo 6

Conclusiones y trabajo futuro

6.1. Conclusiones

En el presente trabajo se propone un algoritmo de optimización estocástica trinivel con mecanismos de optimización robusta para resolver el problema de planificación conjunta de la generación y transmisión que captura la incertidumbre intrínseca de los recursos renovables.

Se logra la modelación del algoritmo clásico de la planificación de los sistemas eléctricos, es decir, la formulación monolítica, la que fue utilizada como referencia para probar la validez del algoritmo propuesto en el sistema de dos barras, obteniendo resultados satisfactorios como se observa en la tabla (4.3), donde la solución económica de ambos métodos difiere en un 0.36 %.

Luego, se reformula el problema en un modelo trinivel. El primer nivel del modelo minimiza los costos de inversión y operación, y la variable de decisión asociada corresponde a las capacidades instaladas en generación (por tecnología) y decisión de construcción de líneas de transmisión. El segundo nivel, dada la inversión anterior, busca el escenario cuya operación es la más costosa en comparación al costo calculado en el nivel anterior. Una vez seleccionado dicho escenario, en el tercer nivel se procede a resolver el problema de minimización del costo de operación mediante el despacho económico.

El algoritmo de descomposición propuesto para la resolución de la optimización se basa en la descomposición de Benders, en donde el problema maestro está dado por la relajación del problema trinivel, y el subproblema corresponde al segundo y tercer nivel, problema binivel que se enfrenta como un único problema mediante su equivalente dual.

Mediante el análisis de dos redes, se demostró que el algoritmo propuesto converge de manera finita a la solución de inversión y operación; sin embargo, contrario a lo que se esperaba, la eficiencia de éste no es siempre mayor comparativamente con la descomposición de Benders.

El estudio del desempeño del algoritmo propuesto se realiza mediante el contraste de los tiempos de resolución de éste con los de la descomposición de Benders conocida. Se concluye

que el tiempo de ejecución depende del número de escenarios que se consideran y de qué tan dispersos son estos.

Por una parte, a mayor cantidad de escenarios, el tiempo de ejecución aumenta en ambas técnicas de descomposición. Y adicionalmente, se demuestra que la eficiencia depende la dispersión que caracteriza el set de escenarios. Para aquellos conjuntos cuya desviación estándar es alta (en la data analizada mayores a 0.07 [*p.u.*]), la descomposición de Benders resulta más eficiente; sin embargo, cuando los escenarios tienen comportamientos similares, es decir, desviación estándar pequeña (en la muestra estudiada en torno a 0.02 [*p.u.*]), entonces la descomposición propuesta tiene un mejor desempeño, tardando en promedio, 66 % menos que el algoritmo de Benders en los casos estudiados.

Además, debido a que la generación renovable se relaciona directamente con las condiciones climáticas, es que la planificación segura y confiable dependerá directamente de los pronósticos asociados al viento, sol, hidrologías, etc. En consecuencia, en el trabajo realizado se estudió las implicancias de planificar con enfoque resiliente con respecto a la disponibilidad de recurso solar y eólico.

Se comprobó que la planificación con enfoque resiliente tiene implicancias directas en los costos de los sistemas eléctricos, así como también, en la seguridad de éstos. En el sistema de estudio, se observó que el sistema se encareció un 4 %, justificado principalmente por el aumento de los costos de inversión, pues, la operación del sistema planificado con enfoque resiliente, fue un 5 % más económica. Luego, el impacto más notable fue en la simulación de varios escenarios (fig.4.9), en donde se observó que bajo la metodología propuesta, el 97 % de los escenarios son exitosos al no tener energía no suministrada; mientras que, en la planificación usual, sólo se obtuvo un éxito del 71 %. Por lo tanto, se concluye que planificar de manera resiliente produce aumentos significativos en la confiabilidad del suministro para clientes finales, con un aumento marginal en el costo total del sistema.

Con el trabajo realizado se cumple el objetivo de plantear un modelo de optimización que soluciona de manera conjunta la planificación de la generación y transmisión, que además se hace cargo de la problemática de la dimensionalidad que supone considerar restricciones operacionales (corto plazo) en problemas de largo plazo. Asimismo, planificar con enfoque resiliente ante las condiciones climáticas, es novedoso y contingente, considerando que el cambio climático ha producido que escenarios extremos sean cada vez más probables y en consecuencia, preparar las redes para dichos escenarios extremos no carece de sentido.

6.2. Trabajo futuro

El trabajo realizado tiene dos grandes aristas, primero, el modelo matemático planteado con su técnica de resolución mediante algoritmo de descomposición y el segundo, es la evaluación del impacto en los costos y seguridad de planificar los sistemas eléctricos con enfoque resiliente; luego, el trabajo futuro estará asociado a ambos enfoques.

El modelo matemático considera que la inversión se realiza al inicio del horizonte de estudio, lo que genera que la operación del sistema o la realización de ciertos escenarios, no condicione estructuralmente la red. Por lo tanto, se propone estudiar horizontes temporales

mayores que permitan evaluar acciones correctivas a la red en la que se invierte en el inicio, lo anterior evaluando diversos escenarios de corto, mediano y largo plazo.

Al mismo tiempo la metodología propuesta permite que los escenarios sean más complejos, es decir, que se considere incertidumbre no sólo en el recurso primario, sino que también en demanda, precio de combustibles, etc. Por lo tanto, se propone evaluar el desempeño del algoritmo en escenarios de diversa complejidad.

Por otra parte, si bien el algoritmo de descomposición propuesto fue evaluado en modelos de planificación, también puede ser adaptado para modelos enfocados en la confiabilidad de los sistemas eléctricos.

Adicionalmente, se propone paralelizar la resolución de los subproblemas de la descomposición propuesta, con el fin de disminuir los tiempos de resolución.

Finalmente, en el trabajo se evaluó y comprobó la eficiencia en redes de mayor tamaño de la descomposición propuesta, entonces sería valioso extender el estudio a un sistema real, identificando zonas no solo caracterizadas por las diferentes opciones de su recurso primario, sino que también, demanda, costos de combustible, hidrologías para sistemas hidrotérmicos, entre otros.

Bibliografía

- [1] F. Verástegui, Á. Lorca, D. Olivares, and M. Negrete-Pincetic, “Optimization-based analysis of decarbonization pathways and flexibility requirements in highly renewable power systems,” *Energy*, vol. 234, p. 121242, 2021.
- [2] The Intergovernmental Panel on Climate Change. (2021) Emissions gap report 2021. [Online]. Available: <https://wedocs.unep.org/bitstream/handle/20.500.11822/34438/EGR20ESE.pdf?sequence=25>
- [3] United Nations Climate Change. (2022) Cinco conclusiones clave de la cop 27. [Online]. Available: <https://unfccc.int/es/proceso-y-reuniones/conferencias/sharm-el-sheikh-climate-change-conference-november-2022/cinco-conclusiones-clave-de-la-cop27>
- [4] P. Maloney, P. Chitkara, J. McCalley, B. Hobbs, C. Clack, M. Ortega-Vazquez, A. Tuohy, A. Gaikwad, and J. Roark, “Research to develop the next generation of electric power capacity expansion tools: What would address the needs of planners?” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 121, p. 106089, 2020.
- [5] G. Diaz, A. Inzunza, and R. Moreno, “The importance of time resolution, operational flexibility and risk aversion in quantifying the value of energy storage in long-term energy planning studies,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 112, pp. 797–812, 2019.
- [6] R. Moreno, M. Panteli, P. Mancarella, H. Rudnick, T. Lagos, A. Navarro, F. Ordoñez, and J. C. Araneda, “From reliability to resilience: Planning the grid against the extremes,” *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 18, no. 4, pp. 41–53, 2020.
- [7] V. I. Kolobov, S. Reich, and R. Zalas, “Finitely convergent iterative methods with overrelaxations revisited,” *Journal of Fixed Point Theory and Applications*, vol. 23, pp. 1–21, 2021.
- [8] B. S. Palmintier and M. D. Webster, “Impact of operational flexibility on electricity generation planning with renewable and carbon targets,” *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 7, no. 2, pp. 672–684, 2015.
- [9] R. S. Go, F. D. Munoz, and J.-P. Watson, “Assessing the economic value of co-optimized grid-scale energy storage investments in supporting high renewable portfolio standards,”

Applied energy, vol. 183, pp. 902–913, 2016.

- [10] K. Schaber, F. Steinke, and T. Hamacher, “Transmission grid extensions for the integration of variable renewable energies in europe: Who benefits where?” *Energy Policy*, vol. 43, pp. 123–135, 2012.
- [11] T. Qiu, B. Xu, Y. Wang, Y. Dvorkin, and D. S. Kirschen, “Stochastic multistage co-planning of transmission expansion and energy storage,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 1, pp. 643–651, 2016.
- [12] C. Li, H. Shi, Y. Cao, J. Wang, Y. Kuang, Y. Tan, and J. Wei, “Comprehensive review of renewable energy curtailment and avoidance: a specific example in china,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 41, pp. 1067–1079, 2015.
- [13] A. Flores-Quiroz, R. Palma-Behnke, G. Zakeri, and R. Moreno, “A column generation approach for solving generation expansion planning problems with high renewable energy penetration,” *Electric Power Systems Research*, vol. 136, pp. 232–241, 2016.
- [14] B. Maluenda, M. Negrete-Pincetic, D. E. Olivares, and Á. Lorca, “Expansion planning under uncertainty for hydrothermal systems with variable resources,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 103, pp. 644–651, 2018.
- [15] N. Helistö, J. Kiviluoma, G. Morales-España, and C. O’Dwyer, “Impact of operational details and temporal representations on investment planning in energy systems dominated by wind and solar,” *Applied Energy*, vol. 290, p. 116712, 2021.
- [16] K. Poncelet, E. Delarue, D. Six, J. Duerinck, and W. D’haeseleer, “Impact of the level of temporal and operational detail in energy-system planning models,” *Applied Energy*, vol. 162, pp. 631–643, 2016.
- [17] K. Poncelet, E. Delarue, D. Six, and W. D. Duerinck, “Impact of the level of temporal and operational detail in energy-system planning models,” *Applied Energy*, vol. 162, pp. 631–643, 2016.
- [18] B. Moya, R. Moreno, S. Püschel-Løvengreen, A. M. Costa, and P. Mancarella, “Uncertainty representation in investment planning of low-carbon power systems,” *Electric Power Systems Research*, vol. 212, p. 108470, 2022.
- [19] C. I. Nweke, F. Leanez, G. R. Drayton, and M. Kolhe, “Benefits of chronological optimization in capacity planning for electricity markets,” pp. 1–6, 2012.
- [20] B. Palmintier and M. Webster, “Impact of unit commitment constraints on generation expansion planning with renewables,” pp. 1–7, 2011.
- [21] D. Mejía-Giraldo and J. D. McCalley, “Maximizing future flexibility in electric generation portfolios,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 29, no. 1, pp. 279–288, 2013.
- [22] P. Maloney, “Methods for planning and plan validation under uncertainty,” Ph.D. dis-

sertation, Ph. D. Dissertation, Iowa State University, Ames, IA, 2019.

- [23] F. Verástegui, Á. Lorca, D. E. Olivares, M. Negrete-Pincetic, and P. Gazmuri, “An adaptive robust optimization model for power systems planning with operational uncertainty,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 34, no. 6, pp. 4606–4616, 2019.
- [24] R. Moreno, A. Street, J. M. Arroyo, and P. Mancarella, “Planning low-carbon electricity systems under uncertainty considering operational flexibility and smart grid technologies,” *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 375, no. 2100, p. 20160305, 2017.
- [25] A. Lorca and X. A. Sun, “Multistage robust unit commitment with dynamic uncertainty sets and energy storage,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 32, no. 3, pp. 1678–1688, 2016.
- [26] A. Papavasiliou, S. S. Oren, and B. Rountree, “Applying high performance computing to transmission-constrained stochastic unit commitment for renewable energy integration,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 3, pp. 1109–1120, 2014.
- [27] D. Alvarado, R. Moreno, A. Street, M. Panteli, P. Mancarella, and G. Strbac, “Co-optimizing substation hardening and transmission expansion against earthquakes: A decision-dependent probability approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022.
- [28] R. Serrano, M. R. Carvalho, J. C. Araneda, O. Alamos, L. Barroso, D. Bayma, R. Ferreira, and R. Moreno, “Fighting against wildfires in power systems: Lessons and resilient practices from the chilean and brazilian experiences,” *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 20, no. 1, pp. 38–51, 2022.
- [29] M. V. Pereira and L. M. Pinto, “Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning,” *Mathematical programming*, vol. 52, no. 1, pp. 359–375, 1991.
- [30] A. Moreira, A. Street, and J. M. Arroyo, “An adjustable robust optimization approach for contingency-constrained transmission expansion planning,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 30, no. 4, pp. 2013–2022, 2014.
- [31] R. Moreno, D. Pudjianto, and G. Strbac, “Transmission network investment with probabilistic security and corrective control,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 28, no. 4, pp. 3935–3944, 2013.
- [32] K. J. Singh, A. B. Philpott, and R. K. Wood, “Dantzig-wolfe decomposition for solving multistage stochastic capacity-planning problems,” *Operations Research*, vol. 57, no. 5, pp. 1271–1286, 2009.
- [33] C. Ordoudis, P. Pinson, M. Zugno, and J. M. Morales, “Stochastic unit commitment via progressive hedging—extensive analysis of solution methods,” in *2015 IEEE Eindhoven PowerTech*. IEEE, 2015, pp. 1–6.
- [34] J. R. Birge and F. Louveaux, *Introduction to stochastic programming*. Springer Science & Business Media, 2011.

- [35] J. F. Benders, “Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems,” *Computational Management Science*, vol. 2, no. 1, pp. 3–19, 2005.
- [36] A. Street, F. Oliveira, and J. M. Arroyo, “Contingency-constrained unit commitment with $n - k$ security criterion: A robust optimization approach,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 3, pp. 1581–1590, 2010.
- [37] L. He, Y. Chen, and J. Li, “A three-level framework for balancing the tradeoffs among the energy, water, and air-emission implications within the life-cycle shale gas supply chains,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 133, pp. 206–228, 2018.
- [38] N. Romero, N. Xu, L. K. Nozick, I. Dobson, and D. Jones, “Investment planning for electric power systems under terrorist threat,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 27, no. 1, pp. 108–116, 2011.
- [39] N. Alguacil, A. Delgado, and J. M. Arroyo, “A trilevel programming approach for electric grid defense planning,” *Computers & Operations Research*, vol. 41, pp. 282–290, 2014.
- [40] D. Pozo, E. E. Sauma, and J. Contreras, “A three-level static milp model for generation and transmission expansion planning,” *IEEE Transactions on Power systems*, vol. 28, no. 1, pp. 202–210, 2012.
- [41] S. Binato, M. V. F. Pereira, and S. Granville, “A new benders decomposition approach to solve power transmission network design problems,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 16, no. 2, pp. 235–240, 2001.
- [42] C. A. Floudas, *Nonlinear and mixed-integer optimization: fundamentals and applications*. Oxford University Press, 1995.
- [43] Ministerio de Energía. (2021) Planificación energética de largo plazo (pelp). [Online]. Available: https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/pelp2023-2027_informe_preliminar.pdf
- [44] Departamento de Geofísica, Universidad de Chile. (2017) Explorador solar. [Online]. Available: <https://solar.minenergia.cl/exploracion>
- [45] ——. (2018) Explorador eólico. [Online]. Available: <https://eolico.minenergia.cl/exploracion>
- [46] Comisión Nacional de Energía. (2020) Previsión de demanda eléctrica. [Online]. Available: <https://www.cne.cl/tarificacion/electrica/prevision-de-demanda-electrica/>
- [47] C. Grigg, P. Wong, P. Albrecht, R. Allan, M. Bhavaraju, R. Billinton, Q. Chen, C. Fong, S. Haddad, S. Kuruganty *et al.*, “The iee reliability test system-1996. a report prepared by the reliability test system task force of the application of probability methods subcommittee,” *IEEE Transactions on power systems*, vol. 14, no. 3, pp. 1010–1020, 1999.

Anexo A

Datos de entrada de Generación

Anexo A.1: Datos entrada de generación.

Tecnología	n (nodo)	N	$C_{total}^{inv} [USD]$	Anualidad inversión [USD]
Carbón	1, 2	10000	625000000	1246270.49
Gas Natural	1, 2	10000	300000000	635585.03
Diesel	1, 2	10000	75000000	158896.26
Solar	1, 2	10000	50000000	105930.84
Eólica	2	500	60000000	135530.34
Bateria	1, 2	10000	5000000	15648.60

Anexo A.2: Continuación: Datos entrada de generación.

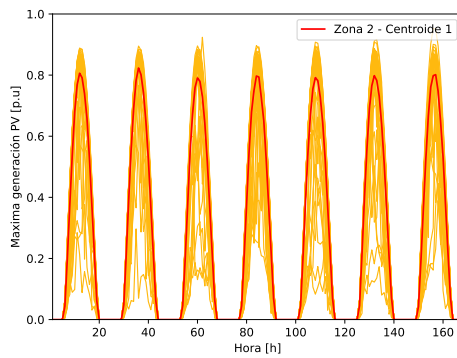
Tecnología	$R^{max} [MW]$	$R^{on} [MW/h]$	$Rh [MW/h]$	$T_{min}^{on} [h]$	$T_{min}^{off} [h]$	Coef emisión [USD/tCO ₂ eq]
Carbón	25	100	20	4	4	1.1388
Gas Natural	25	75	50	3	3	0.5232
Diesel	10	10	100	2	2	0.9348
Solar	0					
Eólica	0					
Bateria	1					

Anexo B

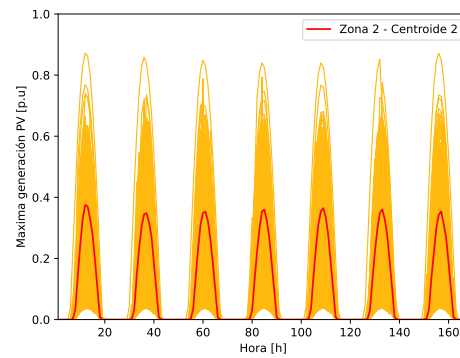
Clusterización del recurso primario

Anexo B.1. Clusterización del recurso solar - Zona 2

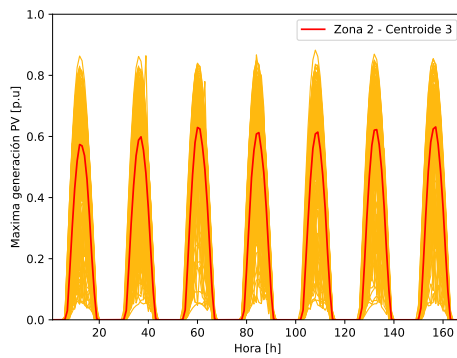
Anexo B.1: Clusters de perfiles solares en Zona 2.



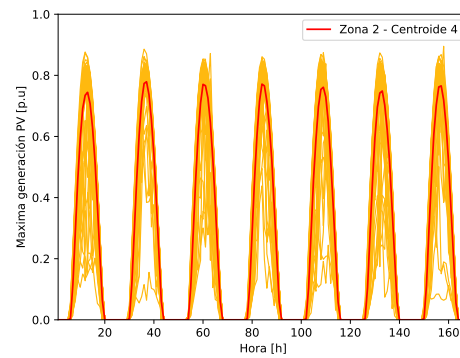
(a) Cluster 1.



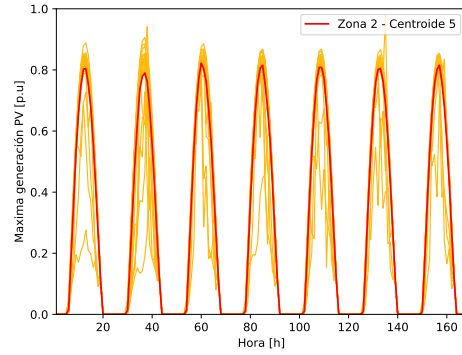
(b) Cluster 2.



(c) Cluster 3.



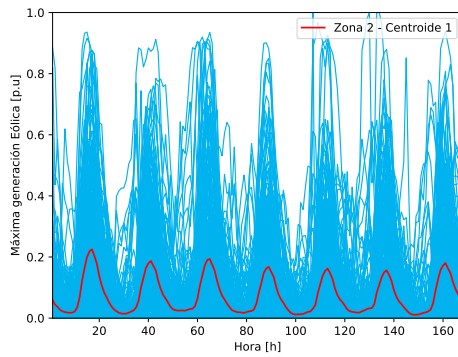
(d) Cluster 4.



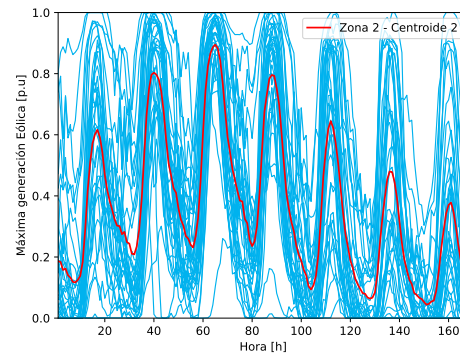
(e) Cluster 5.

Anexo B.2. Clusterización del recuso eólico - Zona 2

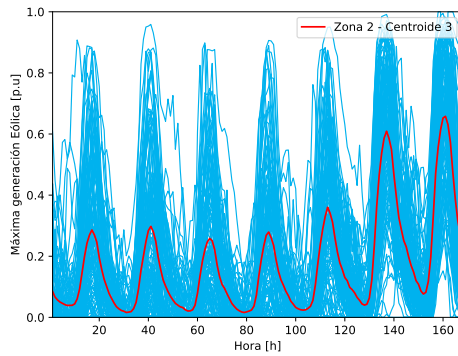
Anexo B.2: Clusters de perfiles eólicos en Zona 2.



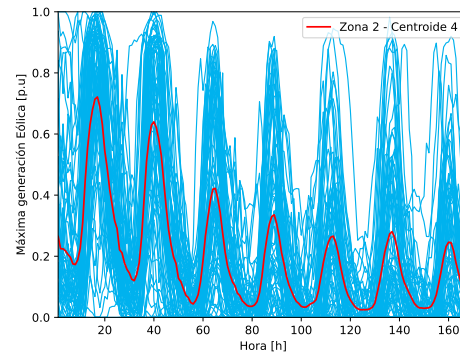
(a) Cluster 1.



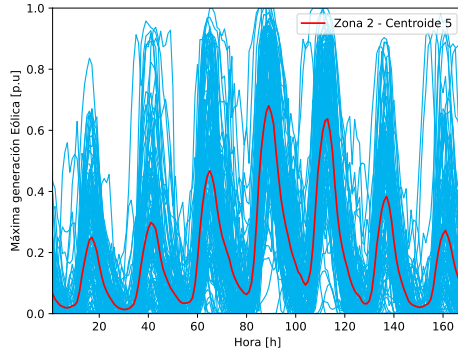
(b) Cluster 2.



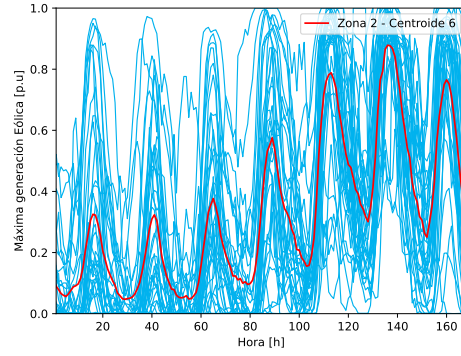
(c) Cluster 3.



(d) Cluster 4.



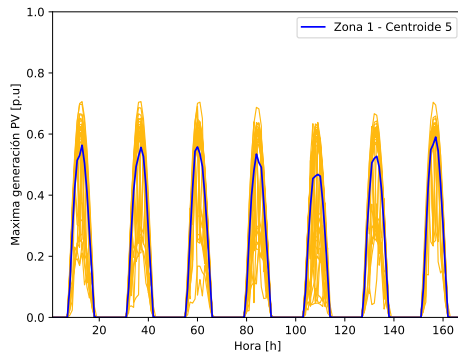
(e) Cluster 5.



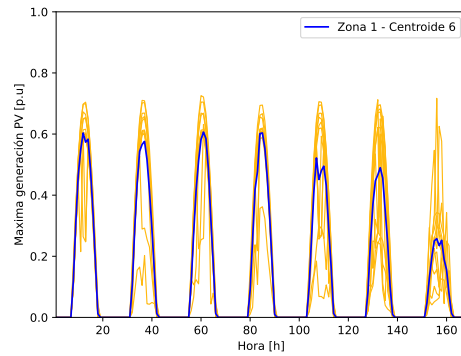
(f) Cluster 6.

Anexo B.3. Reclusterización Recurso solar-Zona 1

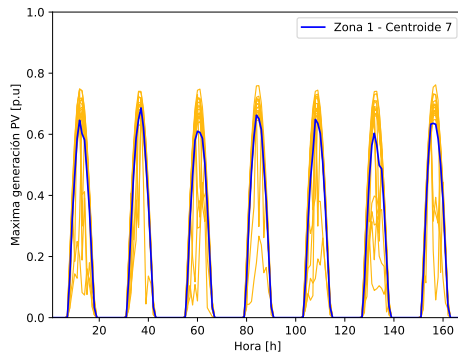
Anexo B.3: Re-Clusterización de grupo 1 de perfiles solares en Zona 1.



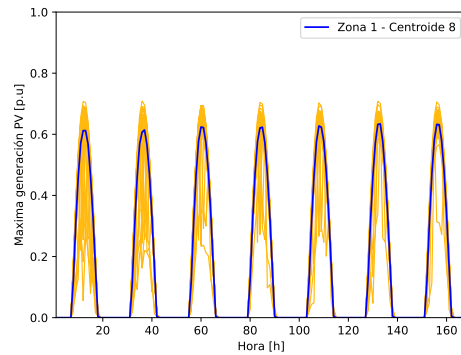
(a) Cluster 5.



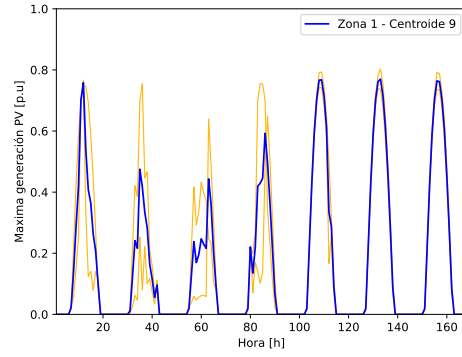
(b) Cluster 6.



(c) Cluster 7.



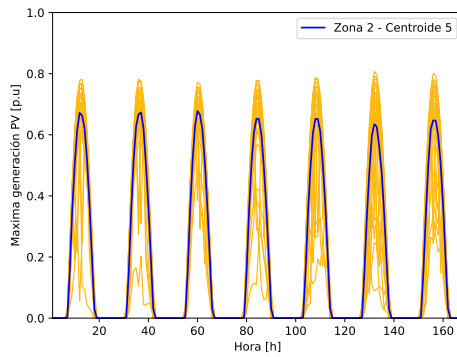
(d) Cluster 8.



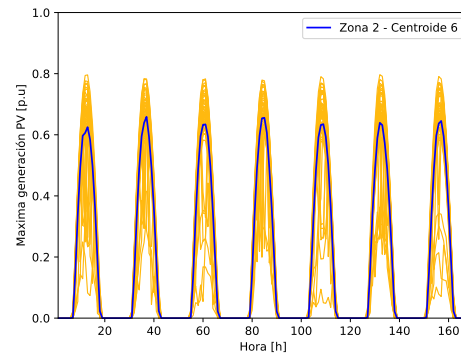
(e) Cluster 9.

Anexo B.4. Reclusterización Recurso solar-Zona 2

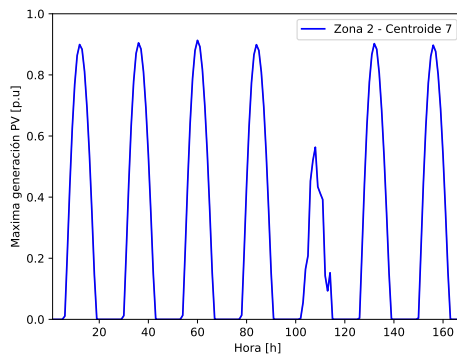
Anexo B.4: Re-Clusterización de grupo 1 de perfiles solares en Zona 2.



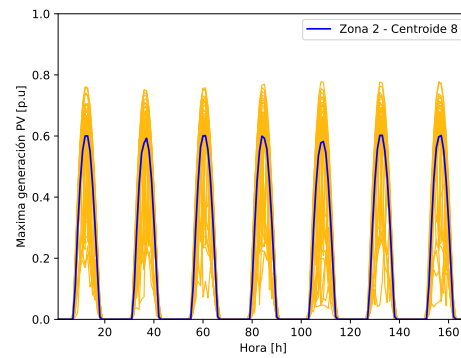
(a) Cluster 5.



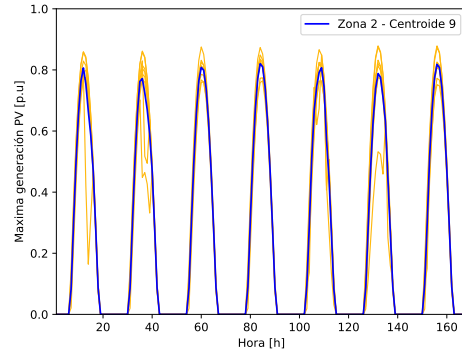
(b) Cluster 6.



(c) Cluster 7.



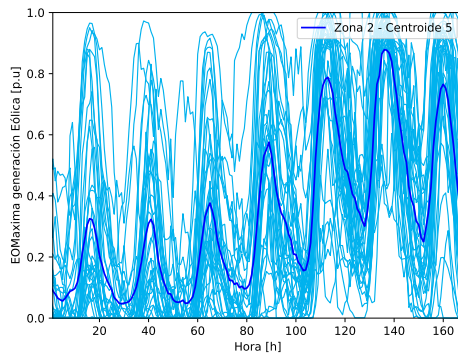
(d) Cluster 8.



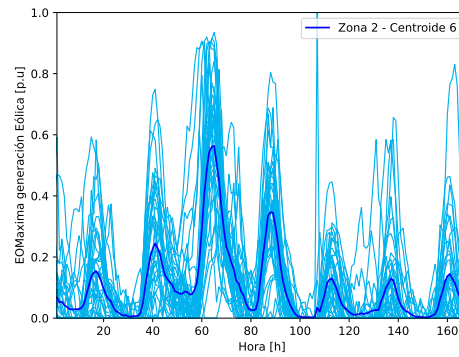
(e) Cluster 9.

Anexo B.5. Reclusterización Recurso eólico-Zona 2

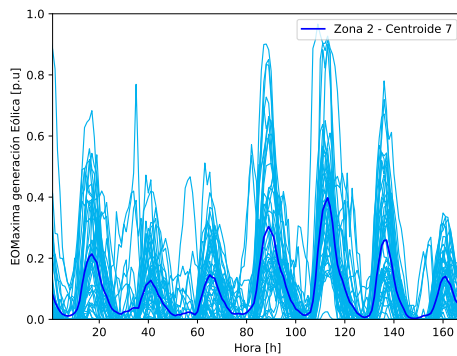
Anexo B.5: Re-Clusterización de grupo 1 de perfiles eólicos en Zona 2.



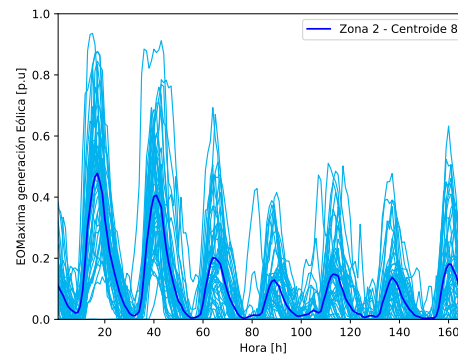
(a) Cluster 5.



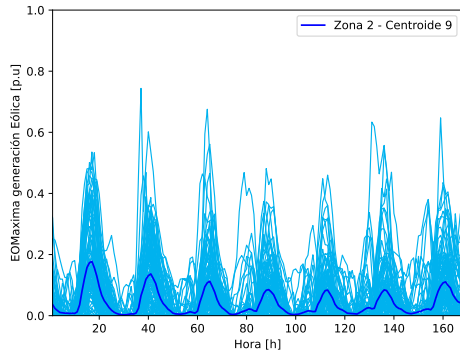
(b) Cluster 6.



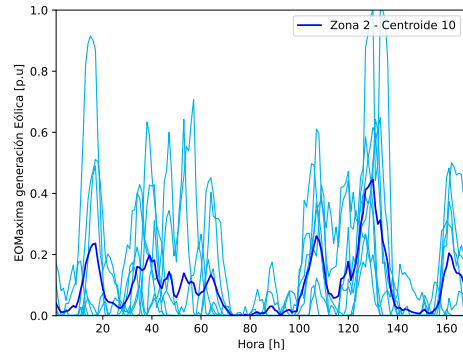
(c) Cluster 7.



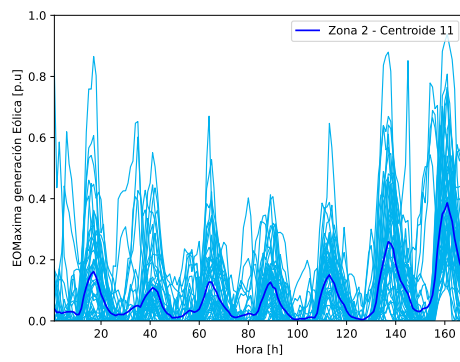
(d) Cluster 8.



(e) Cluster 9.



(f) Cluster 10.



(g) Cluster 11.

Anexo C

Datos de entrada - Red de 24 barras

Anexo C.1: Lineas red de 24 barras.

Linea	From	To	Capacidad [MW]	x [pu]	Vida Útil [años]
1	1	2	175	0.0139	30
2	1	v3	175	0.2112	30
3	1	v5	175	0.0845	30
4	2	4	175	0.1267	30
5	2	6	175	0.192	30
6	3	9	175	0.119	30
7	3	24	400	0.0839	30
8	3	24	400	0.0839	30
9	4	9	175	0.1037	30
10	4	9	175	0.1037	30
11	5	10	175	0.0883	30
12	5	10	175	0.0883	30
13	6	10	175	0.0605	30
14	7	8	175	0.0614	30
15	8	9	175	0.1651	30
16	9	10	175	0.1651	30
17	8	9	175	0.1651	30
18	8	10	175	0.1651	30
19	9	11	400	0.0839	30
20	9	12	400	0.0839	30
21	10	11	400	0.0839	30
22	10	12	400	0.0839	30
23	11	13	500	0.0476	30
24	11	14	500	0.0418	30
25	12	13	500	0.0476	30
26	12	23	500	0.0966	30
27	13	23	500	0.0865	30
28	13	23	500	0.0865	30

29	14	16	500	0.0389	30
30	15	16	500	0.0389	30
31	15	16	500	0.0173	30
32	15	16	500	0.0173	30
33	21	15	500	0.049	30
34	15	21	500	0.049	30
35	15	24	500	0.0519	30
36	15	24	500	0.0519	30
37	16	17	500	0.0259	30
38	16	17	500	0.0259	30
39	16	19	500	0.0231	30
40	16	19	500	0.0231	30
41	17	18	500	0.0144	30
42	17	22	500	0.1053	30
43	18	21	500	0.0259	30
44	18	21	500	0.0259	30
45	19	20	500	0.0396	30
46	19	20	500	0.0396	30
47	20	23	500	0.0216	30
48	20	23	500	0.0216	30
49	21	22	500	0.0678	30

Anexo C.2: Lineas candidatas en red de 24 barras.

Linea	From	To	x [pu]	F^{max} [MW]	C_{total}^{inv} [USD]	$C_{anualizado}^{inv}$ [USD/yr]	Vida útil [años]
50	1	3	0.2112	175	107000000	218278.45	30
51	1	5	0.0845	175	42700000	87107.38	30
52	2	6	0.192	175	97100000	198082.60	30
53	6	10	0.0605	175	30600000	62423.56	30
54	7	8	0.0614	175	31100000	63443.55	30