



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

**MODELO ESTOCÁSTICO DE DESPACHO HIDROTÉRMICO CON
INCORPORACIÓN DE SISTEMAS DE ALMACENAMIENTO**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL ELÉCTRICO

DIEGO IGNACIO BENAVIDES LILLO

PROFESOR GUÍA:
ALEJANDRO NAVARRO ESPINOSA

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
FRANCISCO RIVERA SERRANO
IVÁN RUDNICK GARCÍA

Este trabajo ha sido financiado por:
Systep

SANTIAGO DE CHILE
2022

MODELO ESTOCÁSTICO DE DESPACHO HIDROTÉRMICO CON INCORPORACIÓN DE SISTEMAS DE ALMACENAMIENTO

El problema de despacho hidrotérmico supone un gran desafío matemático y computacional, pues dependiendo de lo que se quiera modelar, el número de variables y restricciones puede crecer hasta conllevar tiempos de simulación que a veces son impracticables, situación que ha sido ampliamente discutida en la literatura. Este problema se pregunta cuánta energía deben entregar las unidades generadoras de un sistema eléctrico y cómo debe administrarse el agua para satisfacer la demanda eléctrica frente a múltiples escenarios estocásticos de disponibilidad hídrica (hidrologías). El desarrollo de este problema cobra especial relevancia en Chile, debido a la escasez hídrica presente en el país.

Las energías renovables no convencionales permiten abaratar los costos de operación del sistema eléctrico y son la promesa de las matrices energéticas sustentables y libres de emisiones de gases de efecto invernadero. Actualmente, Chile tiene una posición privilegiada en esta materia, debido a la gran disponibilidad de recursos renovables en sus amplios desiertos y abundantes ríos y lagos. Concretamente, más del 50 % de su capacidad instalada está basada en recursos renovables (22,93 % por hidroeléctricas convencionales y 30,39 % por las ERNC).

El desafío que presentan estas tecnologías (principalmente las ERNC) en el problema de despacho es su intermitencia de generación, por lo que se deben buscar maneras de dar flexibilidad al sistema. Afortunadamente, las centrales de embalse y los sistemas de baterías son tecnologías maduras capaces de almacenar energía para despacharla en otros momentos, por lo que pueden compensar estas intermitencias.

Este trabajo busca resolver un modelo de despacho hidrotérmico que simule la operación del Sistema Eléctrico Nacional, mediante la incorporación de incertidumbre en los afluentes de los embalses y la inclusión de sistemas de baterías de larga duración, lo cual permitirá dilucidar cómo irán evolucionando los costos de este en vista del cierre inminente de las centrales a carbón en el corto plazo.

En este trabajo se ha realizado una representación del tiempo en bloques, con la cual se ha logrado observar una disminución de la complejidad del problema a costa de una subestimación del valor real de la función objetivo de este mismo, mediante la imprecisión en la representación de los momentos valle y punta de la demanda, respecto al caso sin bloques.

Finalmente, en este problema se ha logrado observar el aporte de las baterías y las centrales de embalse en el abaratamiento de los costos del sistema y la flexibilidad del sistema en las horas de noche. Así también, un incremento significativo en el corto plazo de los costos marginales del sistema, producto del plan de descarbonización vigente en el país.

*A mis fieles perritos,
Holly y Markus.*

Diego

Agradecimientos

Quiero comenzar agradeciendo a mis padres, por su amor, cariño y comprensión. Les estaré eternamente agradecido por todo el empeño que han dedicado por darnos lo mejor a mi hermano y a mí, y también, por los valores de dedicación y esfuerzo que me han inculcado.

También quiero agradecer a mi compañera, Tatiana, quien me ha dado su apoyo incondicional en las buenas y en las malas. Jamás dejaré de agradecerte por las risas, las tardes épicas de películas y los momentos de compañía que me brindaste en mis momentos de estrés universitario. Muchas gracias por ayudarme a crecer como persona y pareja, sin ti no sería quien soy ahora.

Me gustaría también agradecer a mis amigos, en especial a los que conocí en la universidad y que me acompañaron durante toda esta travesía. Andrés, Diego y Matías, gracias por los momentos de risas, de estudios y de apañe a lo largo de todos los ramos en los que estuvimos juntos, no me cabe duda del gran futuro que les espera y les irá excelente en sus procesos de titulación. Lucho, desde que nos conocimos en inglés siempre me diste consejos útiles, nunca olvidaré tu apañe en mi paso por la universidad, eres un gran padrino y persona.

Tampoco podría no agradecer a mi profesor guía, Alejandro, cuya orientación y conocimientos transmitidos fueron indispensables para lograr llevar el presente trabajo a este punto. Muchas gracias por el tiempo que ha dedicado al desarrollo de este trabajo y las oportunidades que me ha brindado. Espero poder seguir trabajando con usted y su equipo.

Por último, quiero agradecer a algunos miembros de Systep, quienes tuvieron total disposición y tiempo para resolver todas las dudas que me fueron surgiendo. A Cristian, por explicarme el uso de solvers de problemas de optimización. A José, por haberme guiado en cómo modelar las primeras etapas de este trabajo y en proporcionar los datos de Systep que usó en su memoria.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Objetivos	2
1.2.1. Objetivo general	2
1.2.2. Objetivos específicos	2
1.3. Alcances	3
2. Marco Teórico y Estado del Arte	5
2.1. El sistema eléctrico nacional	5
2.1.1. Actores participantes	5
2.1.2. Caracterización de la matriz energética	6
2.1.3. Plan de descarbonización	9
2.1.4. Tecnologías de generación variable	10
2.2. Sistemas de almacenamiento	13
2.2.1. Definición y contexto	13
2.2.2. Clasificación según conversión de energía	15
2.2.3. Clasificación según tiempo de respuesta	16
2.2.4. Tecnologías de almacenamiento	17
2.3. El problema de despacho en los sistemas eléctricos	20
2.3.1. Formulación clásica del despacho	22
2.3.2. Costo de oportunidad del agua	24
2.3.3. Problema de despacho de dos etapas	26
2.3.4. Problema de despacho de tres etapas	27
2.3.5. Problema de despacho multietapa	28
2.4. Programación dinámica dual	30
2.5. Programación dinámica dual estocástica	33
2.6. Convergencia de los algoritmos DDP y SDDP	35
2.7. Aplicaciones y desafíos del algoritmo SDDP	36
2.7.1. Aplicación del algoritmo SDDP en Brasil	36
2.7.2. Aplicación del algoritmo SDDP en Noruega	38
2.7.3. Inclusión de sistemas de almacenamiento en SDDP	40
2.7.4. Situaciones por resolver	42
3. Metodología	44
3.1. Herramientas de programación	44
3.2. Datos de entrada del modelo y supuestos	45
3.2.1. Tasa de descuento	45

3.2.2.	Unidades generadoras modeladas y criterios de reducción	45
3.2.3.	Parque generador inicial	46
3.2.4.	Expansión del parque de generación	47
3.2.5.	Construcción del perfil eólico y solar	48
3.2.6.	Construcción de los perfiles hidrológicos	49
3.2.7.	Construcción del perfil de demanda	50
3.2.8.	Modelamiento de las semanas representativas	51
3.2.9.	Modelamiento de los bloques	53
3.2.10.	Sistema de almacenamiento	56
3.3.	Formulación del problema	56
3.3.1.	Función objetivo	56
3.3.2.	Restricciones	57
3.3.3.	Enfoque metodológico	62
3.4.	Contribución y casos de estudio	63
3.4.1.	Modelo de bloques	63
3.4.2.	Planes de descarbonización	64
4.	Resultados	66
4.1.	Caracterización del modelo implementado	66
4.1.1.	Versión determinista del modelo	66
4.1.2.	Efectos de modelación intra-etapa del modelo	67
4.1.3.	Versión estocástica del modelo	67
4.2.	Modelo de bloques	68
4.2.1.	Resultados económicos	69
4.2.2.	Solución del despacho y comportamiento del BESS	75
4.3.	Planes de descarbonización	81
4.3.1.	Resultados económicos	81
4.3.2.	Solución del despacho y comportamiento del BESS	88
4.3.3.	Comportamiento del embalse y flexibilidad	93
5.	Conclusiones	98
5.1.	Trabajo futuro	99
	Bibliografía	100

Índice de Tablas

2.1.	Capacidad instalada del SEN a noviembre de 2021 [7].	7
2.2.	Generación bruta del SEN del 2021 [1].	8
2.3.	Costo variable promedio por tipo de tecnología al año 2021, elaboración propia a partir de [8].	9
2.4.	Cronograma confirmado para cierre y reconversión de centrales a carbón [8].	10
2.5.	Capacidad agregada en el SEN a finales del 2024 [9].	10
2.6.	Características de los sistemas de almacenamiento según tipo de conversión de energía [15].	16
2.7.	Comparación entre distintos tipos de tecnologías de BESS [19].	20
3.1.	Parámetros de las centrales representativas: eólica y fotovoltaica.	48
3.2.	Descripción de simbología de las ecuaciones (3.2) y (3.3).	49
3.3.	Descripción de la simbología del problema (3.4).	51
3.4.	Descripción de simbología del problema (3.5).	54
3.5.	Descripción de la simbología de la ecuación (3.6).	55
3.6.	Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.9) y (3.10).	57
3.7.	Descripción de la simbología de la ecuación (3.11).	57
3.8.	Descripción de la simbología de la ecuación (3.12).	58
3.9.	Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.13) y (3.14).	59
3.10.	Descripción de la simbología de la ecuación (3.15).	60
3.11.	Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.16) y (3.17).	61
3.12.	Descripción de la simbología de la ecuación (3.18).	61
3.13.	Descripción de la simbología de la ecuación (3.19).	62
3.14.	Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.20) y (3.21).	62
3.15.	Unidades de carbón operativas al 21 de diciembre de 2021.	64
4.1.	Resultados computacionales para el problema determinista.	66
4.2.	Comparativa del desempeño del modelo para el modelamiento intra-etapa.	67
4.3.	Resultados computacionales para el problema estocástico.	67
4.4.	Valor esperado de la función objetivo según modelo de bloques considerado.	69
4.5.	Trade-off de los modelos de bloques (con BESS).	71
4.6.	Porcentajes de ahorro con la inclusión de un BESS según estrés hidrológico.	82
4.7.	Comparativa del valor esperado de la función objetivo para los dos planes de descarbonización.	82

Índice de Ilustraciones

1.1.	Diagrama de flujo que ilustra los objetivos específicos.	3
2.1.	Interacción entre los sectores que conforman al SEN [2].	5
2.2.	Composición porcentual de la capacidad instalada en el SEN a noviembre de 2021 [7].	7
2.3.	Composición porcentual de la generación bruta del SEN al año 2021 [1].	8
2.4.	Muestra de la variabilidad horaria de las tecnologías de generación variable del SEN.	11
2.4.	Muestra de la variabilidad horaria de las tecnologías de generación variable del SEN.	12
2.5.	Variabilidad histórica semanal de los afluentes de las centrales de embalse del SEN.	13
2.6.	Ejemplo del intercambio energético entre el sistema de almacenamiento y el sistema eléctrico.	14
2.7.	Ejemplos de sistemas de almacenamiento según tipo de conversión de energía.	16
2.8.	Servicios ofrecidos por los sistemas de almacenamiento según nivel de carga y tiempo de respuesta [16].	17
2.9.	Capacidad instalada de las distintas tecnologías de almacenamiento en el mundo [17].	18
2.10.	Madurez de las distintas tecnologías de almacenamiento [18].	18
2.11.	Esquema de funcionamiento del almacenamiento BESS [18].	19
2.12.	Ejemplo de un sistema eléctrico uninodal.	21
2.13.	Ejemplo de un sistema eléctrico multinodal.	22
2.14.	Ejemplo del árbol de decisiones ante incertidumbre.	25
2.15.	Representación del costo de oportunidad del agua ante un futuro seco.	25
2.16.	Ejemplo de la construcción de la función de costos futuros con valores de prueba de x_1	27
2.17.	Construcción de la función de costo en el problema dual.	31
2.18.	Diagrama esquemático del modelo NEWAVE con modificación de escala temporal [30].	37
2.19.	Simulación de generación hidroeléctrica prevista usando las dos modificaciones [30].	38
2.20.	Elección de escenario promedio en SDDP Noruego. [31].	39
2.21.	Comparación de convergencia entre el SDDP original y el Noruego. [31].	40
2.22.	Comparación del comportamiento de la batería con y sin degradación por ciclo [33].	41
2.22.	Comparación del comportamiento de la batería con y sin degradación por ciclo [33].	42
3.1.	Parque generador inicial del modelo, año 2022.	47

3.2.	Energía afluente histórica del SEN ordenada según probabilidad de excedencia, elaboración propia a partir de [8].	50
3.3.	Perfil anual de demanda considerado para la resolución del modelo.	51
3.4.	Ejemplo del funcionamiento de las semanas representativas.	52
3.5.	Ejemplo de la obtención del miércoles promedio de la semana representativa. . .	53
3.6.	Ejemplo de la discretización del perfil de demanda neta.	54
3.7.	Salida de ls unidades de carbón en planes de descarbonización diseñados. . . .	65
4.1.	Representación de la demanda del sistema en los distintos modelos de bloques considerados.	69
4.2.	Porcentajes de subestimación de costos de los modelos de bloque respecto al modelo horario.	70
4.3.	Evolución del costo marginal esperado anual para los distintos modelos de bloques (con BESS).	71
4.4.	Distribución de costos marginales esperados para los modelos de bloques. . . .	72
4.4.	Distribución de costos marginales esperados para los modelos de bloques. . . .	73
4.5.	Resolución semanal de los costos marginales esperados para los modelos de bloques, enero de distintos años.	74
4.5.	Resolución semanal de los costos marginales esperados para los modelos de bloques, enero de distintos años.	75
4.6.	Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (con BESS), enero del año 2022.	76
4.6.	Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (con BESS), enero del año 2022.	77
4.7.	Resolución semanal del comportamiento esperado del BESS para los modelos de bloques, enero del año 2022.	78
4.7.	Resolución semanal del comportamiento esperado del BESS para los modelos de bloques, enero del año 2022.	79
4.8.	Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (sin BESS), enero del año 2022.	79
4.8.	Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (sin BESS), enero del año 2022.	80
4.8.	Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (sin BESS), enero del año 2022.	81
4.9.	Porcentajes de encarecimiento del plan de descarbonización acelerado respecto al base.	83
4.10.	Evolución del costo marginal esperado anual para los planes de descarbonización. .	84
4.11.	Distribución de costos marginales esperados para los planes de descarbonización. .	85
4.11.	Distribución de costos marginales esperados para los planes de descarbonización. .	86
4.12.	Resolución semanal de los costos marginales esperados para los planes de descarbonización.	87
4.12.	Resolución semanal de los costos marginales esperados para los planes de descarbonización.	88
4.13.	Resolución anual del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización.	89
4.14.	Resolución mensual del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización, año 2022.	90

4.15.	Resolución semanal del despacho esperado (sin BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2026.	91
4.15.	Resolución semanal del despacho esperado (sin BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2026.	92
4.16.	Resolución semanal del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.	92
4.16.	Resolución semanal del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.	93
4.17.	Resolución anual del comportamiento esperado del embalse (con BESS) para los planes de descarbonización.	94
4.18.	Resolución mensual del comportamiento esperado del embalse (con BESS) para los planes de descarbonización, año 2022.	95
4.19.	Resolución semanal del comportamiento esperado del embalse (con BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.	96
4.20.	Resolución semanal del comportamiento esperado del embalse (sin BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.	97

Acrónimos y Abreviaciones

BESS	Battery energy storage system.
CEN	Coordinador Eléctrico Nacional.
CEPEL	Centro de Pesquisas de Energía Eléctrica.
CNE	Comisión Nacional de Energía.
DDP	Dual dynamic programming.
ERNC	Energías renovables no convencionales.
GEI	Gases de efecto invernadero.
GW	Gigawatt.
GWh	Gigawatt-hora.
hm ³	Hectómetro cúbico.
MUSD	Millones de dolares.
MW	Megawatt.
MWh	Megawatt-hora.
ONG	Organización no gubernamental.
PCP	Planificación de corto plazo.
PLP	Planificación de largo plazo.
PMGD	Pequeños medios de generación distribuidos.
SDDP	Stochastic dual dynamic programming.
SEC	Superintendencia de Electricidad y Combustibles.
SEN	Sistema Eléctrico Nacional.
SEP	Sistema eléctrico de potencia.
SIC	Sistema Interconectado Central.
SING	Sistema Interconectado del Norte Grande.
SOC	Estado de carga.
TGV	Tecnologías de generación variable.
USD	Dolar estadounidense.

Capítulo 1

Introducción

1.1. Motivación

Las centrales hidroeléctricas permiten aprovechar el movimiento de masas de agua para generar electricidad a costo variable cero, lo que a su vez permite reducir los costos de operación del sistema al evitar parte del suministro de energía con centrales térmicas. Esta característica puede ser altamente explotable en sistemas eléctricos que tienen una gran capacidad instalada de centrales hidroeléctricas. Para el caso de Chile, a noviembre del año 2021 cerca del 25 % [1] de la capacidad instalada del sistema eléctrico nacional tiene su fuente en la energía hidráulica¹, siendo la principal fuente de generación después del carbón y la más importante (en términos de capacidad instalada) de todas las fuentes renovables.

La ventaja anterior conlleva a que el agua deba ser utilizada eficientemente, pues al estar asociada a incertidumbre hidrológica (niveles futuros del agua son desconocidos), la decisión de cuánta agua utilizar en el presente, repercutirá en la cantidad de esta que se pueda utilizar a futuro, generando un costo de oportunidad.

Lo anterior constituye un desafío, pues no hay una forma determinística de anticiparse al peor escenario de agua futura para fijar el costo de oportunidad. Concretamente, si se decide conservar agua para el futuro (abaratando el costo de operación en el futuro), el peor escenario es que el futuro sea lluvioso, pues los embalses se rebalsarán y provocarán un desaprovechamiento del agua (agua vertida no se turbinará). Por otro lado, si se decide utilizar más agua en el presente (abaratando el costo de operación en el presente), entonces el peor escenario posible es que el futuro sea seco, quitando la posibilidad de generar con este recurso en el futuro.

Otro problema asociado a la cuestión de cuánta agua se debe utilizar en el suministro de energía, es cuando se tiene un sistema eléctrico con alta penetración de energías renovables, pues este tipo de tecnologías presentan variabilidad en su fuente de recurso primario (las plantas eólicas y solares no siempre generarán lo mismo). Además de lo anterior, se debe considerar que una entrada de tecnologías de almacenamiento también supone un reto adicional, pues puede competir con el agua a la hora de desplazar bloques de energía entre distintos momentos del día (almacenamiento intradiario).

¹ Conjunto de las centrales hidroeléctricas de embalse, pasada y mini-hidro de pasada.

Así entonces, lo que se busca es gestionar de forma óptima los recursos hídricos para la generación de energía, de tal forma que los costos de operación del sistema, a lo largo de un horizonte de tiempo, sean mínimos. Desde luego, considerando las problemáticas anteriormente comentadas y la importancia que cobrará el agua y las tecnologías de almacenamiento de cara al cierre total de las plantas a carbón en Chile.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

El objetivo general de este trabajo es estudiar un modelo de despacho hidrotérmico que incorpore en su formulación la presencia de un sistema de baterías de larga duración y la incertidumbre hidrológica, mediante una aplicación del algoritmo *Stochastic Dual Dynamic Programming* (SDDP) de Pereira y Pinto [23] en una representación uninodal de la totalidad del sistema eléctrico chileno.

1.2.2. Objetivos específicos

Para alcanzar el objetivo general se ha modelado el problema principal en su forma más simple, aumentando secuencialmente su complejidad hasta llegar al problema objetivo. El listado de metas específicas que permiten cumplir con lo anterior son:

1. Representar el sistema eléctrico chileno mediante un modelo uninodal sin incertidumbre hidrológica, que cuente con generadores representativos de cada tipo de tecnología de generación.
2. Dar más realismo al modelo incrementando el número de unidades térmicas que participan en el despacho, la cantidad de periodos simulados y utilizando perfiles reales de demanda, afluentes, radiación solar y viento.
3. Estudiar cómo cambian los costos de operación del sistema, el uso del agua y del sistema de almacenamiento ante la salida total de las plantas de carbón al año 2026 y al 2031.
4. Evaluar si dar mayor granularidad temporal (disminuir la duración de los bloques modelados) en un problema de planificación de despacho de largo plazo, permite aprovechar de mejor forma los recursos hídricos y dar un mejor desempeño del almacenamiento.
5. Incorporar en las restricciones y formulación del problema las incertidumbres en los afluentes de agua de los embalses en cada uno de los problemas anteriores, cuantificando los costos computacionales de los algoritmos utilizados y evidenciando su eficiencia.

A modo de ilustración, en la Figura 1.1, se puede apreciar un diagrama de flujo que ilustra cómo el nivel de complejidad del modelo crece gradualmente conforme se va cumpliendo cada uno de los objetivos específicos anteriormente mencionados.

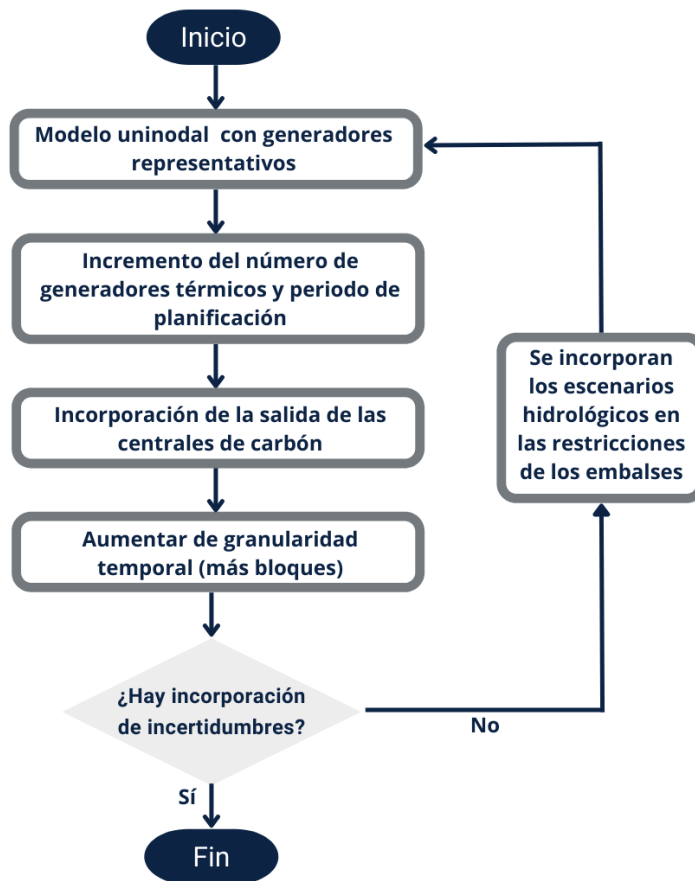


Figura 1.1: Diagrama de flujo que ilustra los objetivos específicos.

1.3. Alcances

El presente trabajo utilizó como punto de partida las bases de datos proporcionadas por Systepl, las cuales se fueron actualizando y ampliando teniendo en cuenta los datos actuales del modelo de planificación de largo plazo del Coordinador Eléctrico Nacional y los informes de precio de nudo de corto plazo de la Comisión Nacional de Energía.

El modelamiento de la incertidumbre hidrológica se ha realizado vía escenarios hidrológicos, los cuales están conformados por varias series de tiempo construidas a partir de los afluentes históricos del Sistema Eléctrico Nacional.

Si bien existen otras fuentes de incertidumbre que afectan la flexibilidad que deben tener los generadores del sistema, además de la hidrológica, quedarán fuera de los alcances del presente trabajo cuestiones como las contingencias (fallas) de generación y transmisión, y la provisión de flexibilidad de los activos que dan respuesta a las variaciones de demanda.

Este trabajo soluciona un problema de planificación de despacho con una capacidad instalada fija (solo se modelarán las tecnologías existentes más las que ya tienen su fecha de entrada en operación definida) debido a que interesa estudiar el efecto de los bloques en la modelación, el efecto de corto plazo de la descarbonización y cómo el almacenamiento afecta cada uno de estos aspectos. Así entonces, quedarán excluidos de los alcances del trabajo planes de expansión de generación.

Respecto al sistema de almacenamiento, se propone estudiar la inclusión de baterías en el problema por ser una solución de almacenamiento de larga duración, madura, eficiente y una de las más populares para la integración de las ERNC. En particular, se busca estudiar su efecto e importancia en la minimización de costos del sistema, mas no la prestación de servicios auxiliares como control de frecuencia, recuperación del servicio ante contingencias, o cualquier otro servicio complementario.

Por último, se ha simplificado el sistema eléctrico chileno a un modelo uninodal con el fin de que la complejidad computacional del problema a resolver sea lo suficientemente aceptable para considerar un horizonte de planificación de despacho que contemple múltiples momentos de decisión en el día, durante varios años. Desde luego, se espera que trabajos futuros basados en este modelo puedan expandir la representación del sistema eléctrico a un modelo multinodal, pero teniendo en consideración una reducción del horizonte temporal de este mismo.

Capítulo 2

Marco Teórico y Estado del Arte

2.1. El sistema eléctrico nacional

Se puede definir a un sistema eléctrico de potencia como el conjunto de instalaciones que permiten generar, transportar y distribuir la energía eléctrica bajo condiciones adecuadas de tensión, frecuencia y disponibilidad². En el caso chileno, el sistema eléctrico es conocido por el nombre de Sistema Eléctrico Nacional y está conformado por la interconexión eléctrica de los anteriormente conocidos como Sistema Interconectado Central y el Sistema Interconectado del Norte Grande.

2.1.1. Actores participantes

El SEN está conformado por tres sectores económicos de rol distintivo: generación, transmisión y distribución. El trabajo conjunto de estos sectores permite abastecer de energía eléctrica a los clientes de forma confiable y segura. Un esquema que permite visualizar de forma simplificada la interacción entre los sectores del SEN (con sus respectivos clientes) es la que se muestra en la Figura 2.1.

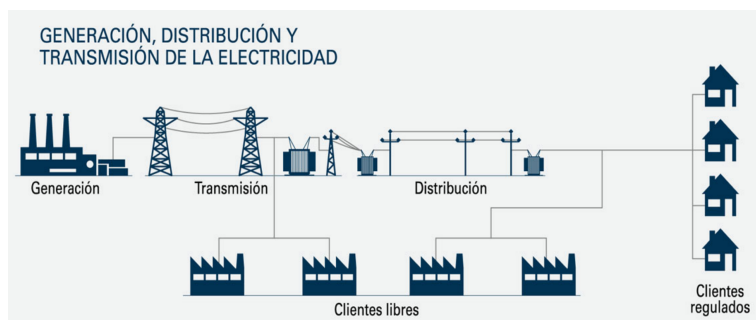


Figura 2.1: Interacción entre los sectores que conforman al SEN [2].

El sector generación se caracteriza por ser el encargado de la producción de energía eléctrica utilizando distintos tipos de recursos: combustibles fósiles, agua, radiación solar, viento, etc. En este conjunto se pueden encontrar centrales conectadas directamente al sistema de transmisión y las que se conectan directamente a las redes de distribución (generación distri-

² Definición extraída del curso EL4103 - Sistemas de Energía y Equipos Eléctricos, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile, dictado por la profesora Claudia Rahmann.

buida). Adicionalmente, este sector se caracteriza por la libre competencia, razón por la cual cualquier ente generador puede entrar y salir del mercado a conveniencia.

El sector transmisión se encarga de transmitir la energía eléctrica desde los centros de generación hasta las subestaciones de distribución primarias mediante redes de alta tensión. Este sector se caracteriza por presentar grandes inversiones de capital con retornos de largo plazo y grandes economías de escala. A diferencia del sector generación, este sector tiene características de monopolio natural, razón por la cual es regulado.

El sector distribución se ocupa de llevar la energía eléctrica desde las subestaciones primarias de distribución hasta los empalmes de sus clientes (comerciales, industriales o residenciales) a través de redes de media o baja tensión. De forma similar al sector de transmisión, este sector también manifiesta las características de un monopolio natural, por lo que es regulado.

Además de los sectores económicos anteriormente mencionados, el SEN posee otros cuatro actores fundamentales: Ministerio de Energía, Comisión Nacional de Energía, Coordinador Eléctrico Nacional, Superintendencia de Electricidad y Combustibles, los cuales se encargan de dirigir la regulación y planificación de este.

El Ministerio de Energía es la institución de gobierno responsable de elaborar y coordinar las distintas políticas y normas para el desarrollo del sector energético del país [3]. Entre los distintos planes y lineamientos que se desarrollan en esta institución, se puede destacar el plan de descarbonización, el cual plantea el cierre definitivo de todas las plantas de carbón del país de forma paulatina (discutido en la sección 2.1.3).

La Comisión Nacional de Energía es el organismo público encargado de regular al sector eléctrico. Es responsable de realizar estudios de proyección para el sistema eléctrico, fijación de tarifas por servicio, normas técnicas de calidad y servicio para las instalaciones energéticas, publicación de licitaciones para la expansión de transmisión, entre otras labores [4].

El Coordinador Eléctrico Nacional es un organismo autónomo (no forma parte de la administración del estado) encargado de garantizar una operación eficiente, segura y confiable del sistema eléctrico mediante la coordinación de las instalaciones que están interconectadas entre sí [5]. En particular, es en este lugar donde se resuelven problemas económicos de despacho como el que se plantea resolver en este trabajo.

La Superintendencia de Electricidad y Combustibles es la institución responsable de fiscalizar todo lo que involucra al mercado energético [6]. Particularmente, la SEC supervisa la calidad y seguridad de los productos y/o servicios mediante la aplicación de la ley vigente.

2.1.2. Caracterización de la matriz energética

A noviembre de 2021, el SEN posee una capacidad instalada de 27.007 MW³, representando más del 99 % de la capacidad de generación a nivel nacional. El porcentaje restante se encuentra en los sistemas medianos de Aysén, Magallanes, Los Lagos e Isla de Pascua.

³ Sin incluir los proyectos que están en fase de prueba.

Del total de la capacidad instalada del SEN a esa fecha, un 46,37% corresponde a tecnologías de generación termoeléctrica (carbón, gas natural y derivados del petróleo⁴) y un 53,63% corresponde a tecnologías de generación renovable. Respecto a la capacidad de este último grupo, el 42,76% de esta es aportada por las centrales hidroeléctricas convencionales (embalse y pasada), mientras que el 57,23% es aportada por las ERNC (biomasa, solar fotovoltaica, eólica, mini-hidráulicas de pasada⁵ y geotermia). Un desglose de la capacidad instalada por tipo de tecnología, en términos absolutos y de porcentaje, puede ser apreciado respectivamente en la Tabla 2.1 y en la Figura 2.2.

Tabla 2.1: Capacidad instalada del SEN a noviembre de 2021 [7].

Tipo de recurso	Tecnología de generación	Capacidad Instalada (MW)
Renovable	Hidroeléctrica de embalse	3.381
	Hidroeléctrica de pasada	3.424
	Biomasa	438
	Solar fotovoltaica	4.342
	Eólica	2.859
	Geotermia	40
No renovable	Gas natural	3.902
	Carbón	4.641
	Derivados del petróleo	4.054

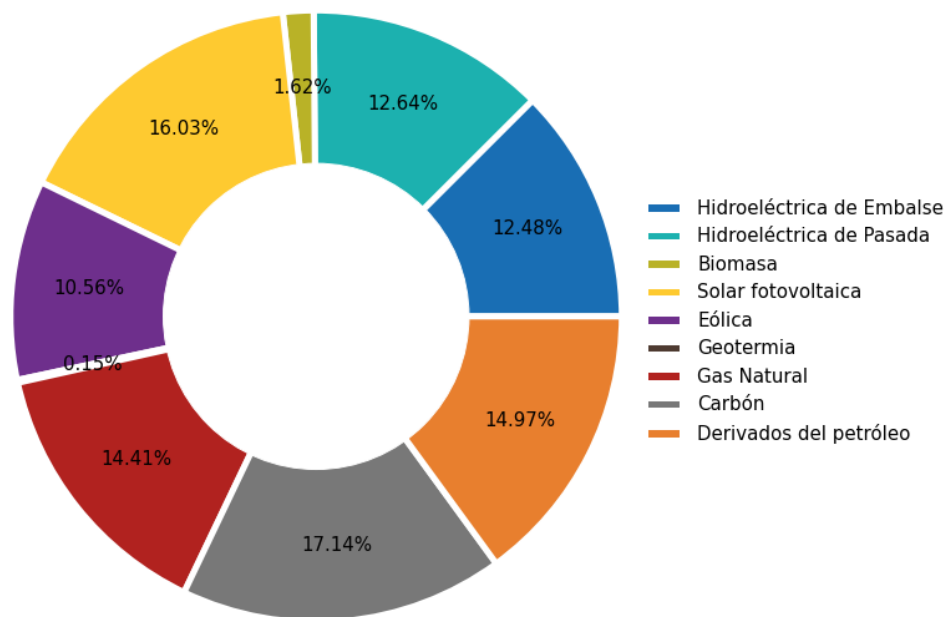


Figura 2.2: Composición porcentual de la capacidad instalada en el SEN a noviembre de 2021 [7].

Chile es un país con alto potencial renovable, pues posee bastos desiertos, cuencas naturales de almacenamiento hídrico y una multitud de ríos a lo largo y ancho de todo el país. Esto permite explicar la composición porcentual de la matriz energética presentada anteriormente y también parte de la generación bruta del año 2021.

⁴ Considerados en este trabajo como diésel y fuel oil.

⁵ Centrales hidroeléctricas de pasada cuya capacidad de generación es inferior a 20 MW.

De los 74.310 GWh que se generaron en el SEN en 2021⁶, más de la mitad (53,54% para mayor claridad) fue generada por centrales no renovables, mientras que el porcentaje restante fue aportado por tecnologías de recurso renovable. Una captura más detallada de la generación bruta, por tecnología en términos absolutos y de porcentaje, puede ser visualizada en Tabla 2.2 y en la Figura 2.3, respectivamente.

Tabla 2.2: Generación bruta del SEN del 2021 [1].

Tipo de recurso	Tecnología de generación	Generación bruta (GWh)
Renovable	Hidroeléctrica de embalse	5.944
	Hidroeléctrica de pasada	8.853
	Biomasa	1.840
	Solar fotovoltaica	9.303
	Eólica	6.480
	Geotermia	300
	Gas natural	13.394
No renovable	Carbón	25.775
	Derivados del petróleo	2.270

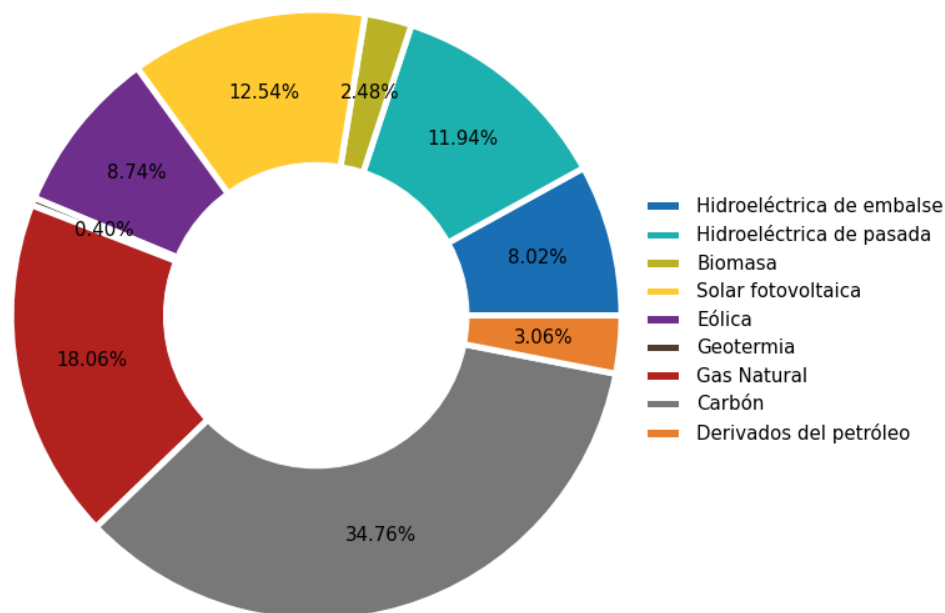


Figura 2.3: Composición porcentual de la generación bruta del SEN al año 2021 [1].

Se ha mencionado que Chile tiene alto potencial renovable, sin embargo, aún posee una generación base conformada en buena parte por combustibles fósiles, siendo más de un tercio suministrada con carbón (altamente contaminante). Esta gran participación tiene que ver con la variabilidad de las ERNC y el bajo costo de generación de las centrales a carbón, lo que las hace predilectas a ser las primeras no renovables en ser consideradas en el suministro de energía eléctrica. Como se aprecia en la Tabla 2.3, el costo variable promedio⁷ de generación de las centrales de carbón es el más bajo de todas las tecnologías de generación no renovable.

⁶ Generación acumulada entre enero y noviembre de 2021.

⁷ Promedio ponderado de los costos variables de cada central respecto a su capacidad de generación.

Tabla 2.3: Costo variable promedio por tipo de tecnología al año 2021, elaboración propia a partir de [8].

Tipo de recurso	Tecnología de generación	Costo variable (USD/MWh)
Renovable	Hidroeléctrica	0
	Biomasa	31,80
	Solar fotovoltaica	0
	Eólica	0
	Geotermia	0
No renovable	Gas natural	63,86
	Carbón	31,82
	Derivados del petróleo	157,99

Es importante precisar que los costos mostrados en la Tabla 2.3 están referidos a los costos variables combustibles (ligados al precio de los combustibles), los cuales no deben ser confundidos con los costos variables no combustibles (ligados a costos de mantenimiento o servicios auxiliares), que sí están presentes en todas las tecnologías de generación.

2.1.3. Plan de descarbonización

Los esfuerzos de la comunidad internacional por mitigar los efectos del calentamiento global y el cambio climático, se han visto reflejados en el impulso de políticas para la reducción de emisiones de gases de efecto invernadero y de desarrollo de matrices energéticas más sostenibles. La Conferencia de las Partes⁸ es un claro ejemplo de este esfuerzo, en donde sus 197 países miembros estudian año a año los lineamientos para alcanzar la disminución de emisiones del globo en forma conjunta.

En el caso de Chile, el sector eléctrico aporta aproximadamente con el 29% de las emisiones de GEI a nivel nacional, en donde las centrales carbón (participantes mayoritarias del suministro eléctrico) aportan con el 81,4% de esas emisiones, mientras que las centrales de gas natural y diésel, aportan, respectivamente, con el 14,8 y 1,2% restante⁹. Bajo este contexto, en junio de 2019 el Ministerio de Energía anunció el cierre definitivo (o proceso de reconversión en algunos casos) de las 28 plantas de carbón que se encontraban operativas en el SEN en ese momento¹⁰. Este plan fue ideado para llevarse a cabo en dos etapas: una que contemplaba el cierre de ocho centrales antes de 2024, con un cronograma definido, y otra para las veinte restantes antes de 2040, con un cronograma sin definir.

Actualmente, el plan de descarbonización original ha sufrido modificaciones y ha adelantado la primera fase a tres años. Con esto, para finales de 2021 se habrán cerrado 8 centrales, mientras que al término de 2025 se habrán cerrado 18, correspondientes a la mitad de las centrales de carbón existentes al inicio del plan original¹¹. El cronograma de actividades pendientes del plan de descarbonización vigente, es el que se muestra en la Tabla 2.4.

⁸ Cumbres internacionales en las que participan expertos en medio ambiente, jefes de estado y representantes de ONG de varios lugares del mundo.

⁹ Ministerio del Medio Ambiente, 2018. Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero del Sector Energía. [En línea]. Disponible en: <https://snichile.mma.gob.cl/principales-resultados/sector-energia/>

¹⁰ Plan de descarbonización original del Ministerio de Energía. [En línea]. Disponible en: <https://energia.gob.cl/mini-sitio/plan-de-descarbonizacion-de-la-matriz-electrica>

¹¹ Plan de descarbonización actual del Ministerio de Energía. [En línea]. Disponible en <https://energia.gob.cl/noticias/los-lagos/ministerio-de-energia-anuncia-historico-cierre-adelantado-de-centrales-carbon>

Tabla 2.4: Cronograma confirmado para cierre y reconversión de centrales a carbón [8].

Central	Fecha	Tipo de decisión
Tocopilla U14	Enero de 2022	Cierre de operaciones
Tocopilla U15	Enero de 2022	Cierre de operaciones
Ventanas 2	Abril de 2022	Cierre de operaciones
Bocamina 2	Mayo de 2022	Cierre de operaciones
Mejillones 1	Diciembre de 2024	Cierre de operaciones
Mejillones 2	Diciembre de 2024	Cierre de operaciones
IEM	Diciembre de 2025	Reconversión a Gas Natural
Andina	Diciembre de 2025	Reconversión a Biomasa
Hornitos	Diciembre de 2025	Reconversión a Biomasa

Una vez completada la primera etapa de descarbonización, habrán salido del SEN alrededor de 1.500 MW antes de 2025, permitiendo dar un respiro a las conocidas zonas de sacrificio: aquellos lugares poblados con alta concentración industrial en sus cercanías, en las que las emisiones saturan la calidad del aire, vulnerando sus normas de calidad y generando problemas de salud.

Si bien el plan de descarbonización favorece la reducción de emisiones de GEI y el desarrollo de una matriz energética más sostenible, este no se encuentra exento de dificultades. Sin ir más lejos, basta considerar el actual escenario de estrechez energética, a raíz del cual, el CEN ha pedido postergar la fecha de desconexión de las centrales Bocamina 2 y Ventanas 2, para mantener la seguridad de suministro.

2.1.4. Tecnologías de generación variable

Las tecnologías de generación variable (TGV¹²) poseen costos variables de generación nulos, lo que les da la ventaja de sustituir parte de la producción energética de las centrales térmicas, abaratando el costo de operación del sistema. Junto con lo anterior, la baja sostenida del costo de inversión de este tipo de tecnologías y el compromiso ambiental suscrito por el país, han propiciado una fuerte entrada de energías renovables en el SEN. Se espera¹³ que a finales de 2024 ya estén en servicio las capacidades agregadas que se señalan en la Tabla 2.5, las cuales corresponden al aporte que realizarán los proyectos declarados en construcción por la CNE.

Tabla 2.5: Capacidad agregada en el SEN a finales del 2024 [9].

Solar fotovoltaica	Eólica	Hidroeléctrica de Pasada	Biomasa	Derivados del petróleo
2.647	840	1.086	166	267

El nombre de las TGV es acuñado porque la generación de estas tecnologías está anclada a la disponibilidad de su recurso primario en cada momento. Normalmente, la topología de este tipo de centrales no admite respuestas inerciales o presencia de reservas para sortear las variabilidades de su generación, salvo que tengan incorporados sistemas de almacenamiento para administrar los excedentes o bajas de energía generada.

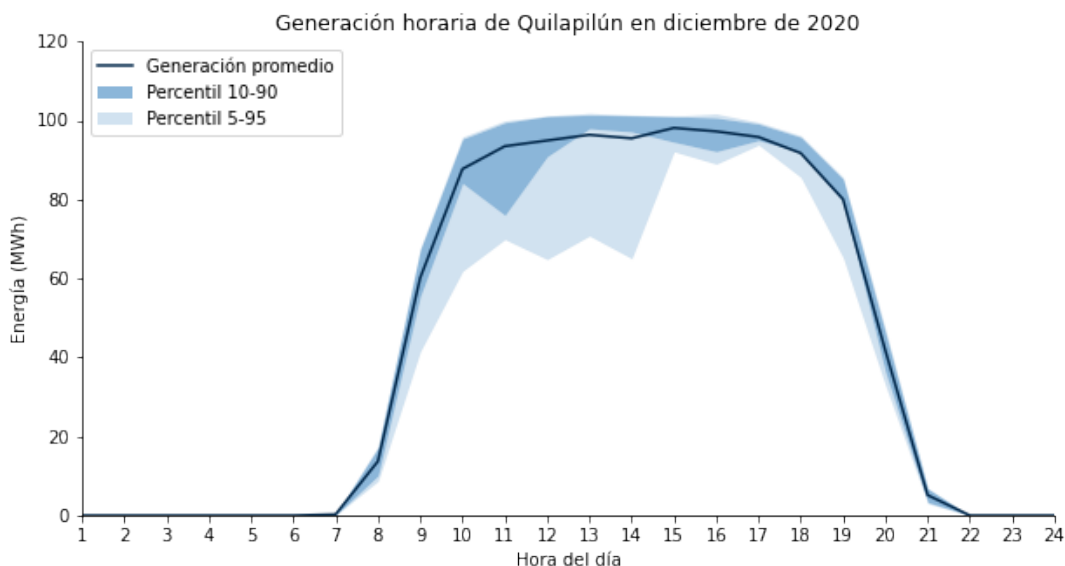
¹² Conglomerado que agrupa a centrales fotovoltaicas, eólicas y de pasada (referido también como ERNC).

¹³ Suponiendo que los proyectos en atraso logren su puesta en servicio antes de 2024.

Como existe variación en la generación por ERNC, el sistema debe ser capaz de anticiparse o de contar con las reservas necesarias de energía, para poder satisfacer la demanda y mantener niveles adecuados de frecuencia. Concretamente, este problema se aborda con dos conceptos clave:

- Variabilidad: Hace referencia al cambio natural en el tiempo de la cantidad de recurso aprovechable (disponibilidad). Depende del momento del día, la estación del año, condiciones meteorológicas, la ventana temporal que se está observando, entre otros aspectos.
- Incertidumbre: Se refiere a la diferencia entre el pronóstico realizado para el despacho y el pronóstico actual. Depende del horizonte temporal del pronóstico, el tamaño de las centrales y su distribución geográfica en la red (efecto suavizante¹⁴), exactitud del pronóstico, etc.

En la Figura 2.4 se puede apreciar una muestra de la variabilidad de las TGV que componen el SEN, tomando como referencia la operación diaria¹⁵ del parque fotovoltaico Quilapilún (de 103,02 MW) y el parque eólico Los Cururos (de 107,7 MW) durante diciembre de 2020.

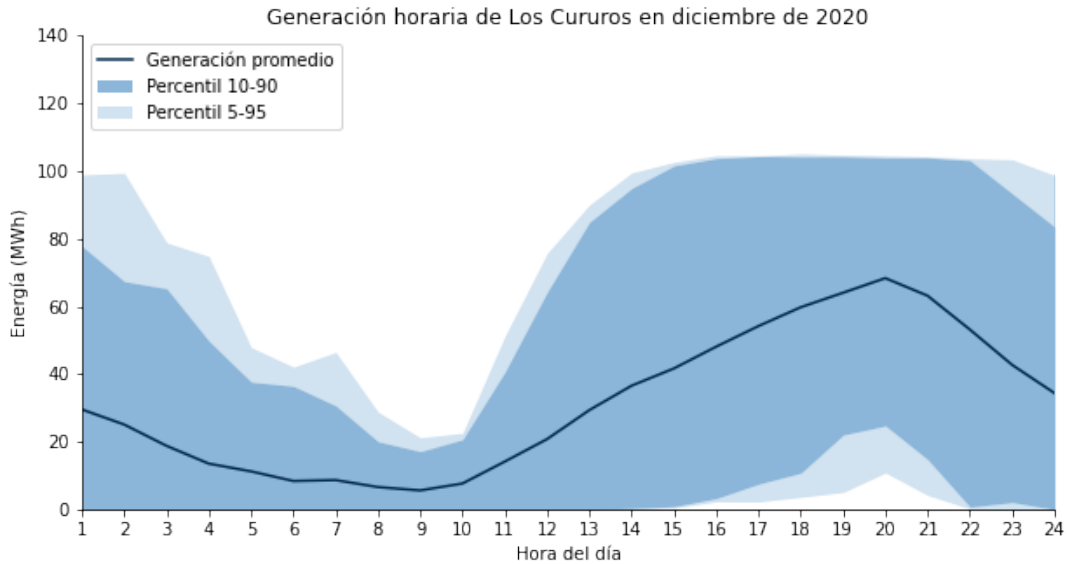


(a) Parque fotovoltaico Quilapilún.

Figura 2.4: Muestra de la variabilidad horaria de las tecnologías de generación variable del SEN.

¹⁴ Smoothing effect: Los errores de pronóstico se mitigan mientras mayor es el número de centrales y más distribuidas se encuentren dentro de un área extensa.

¹⁵ Coordinador Eléctrico Nacional. Operación real. [En línea]. Disponible en: <https://www.coordinador.cl/operacion/graficos/operacion-real/>



(b) Parque eólico Los Cururos.

Figura 2.4: Muestra de la variabilidad horaria de las tecnologías de generación variable del SEN.

La variabilidad (horaria, diaria o mensual) de las centrales fotovoltaicas y eólicas puede ser eventualmente compensada por las centrales hidroeléctricas de embalse, pues tal y como se detalla en la sección 2.3.2, los embalses tienen la capacidad de almacenar energía (en forma de agua) para despacharla en otros momentos. No obstante, las centrales hidroeléctricas de embalse también están sujetas a variabilidades en sus afluentes que afectan su generación y complican la forma en la que se debe administrar el agua para compensar la variabilidad de las TGV.

En la Figura 2.5 se puede apreciar el comportamiento histórico¹⁶ de los afluentes (producidos por deshielo¹⁷) de los embalses del SEN, el cual es considerado por el CEN para elaborar los escenarios probabilísticos de agua futura en la resolución de los problemas PCP y PLP.

¹⁶ Modelo PLP, 2021. Coordinador Eléctrico Nacional. [En línea]. Disponible en: <https://www.coordinador.cl/operacion/documentos/programas-de-operacion-2021/>

¹⁷ Deshielo genera afluentes que alimentan directamente a las centrales de aguas arriba.

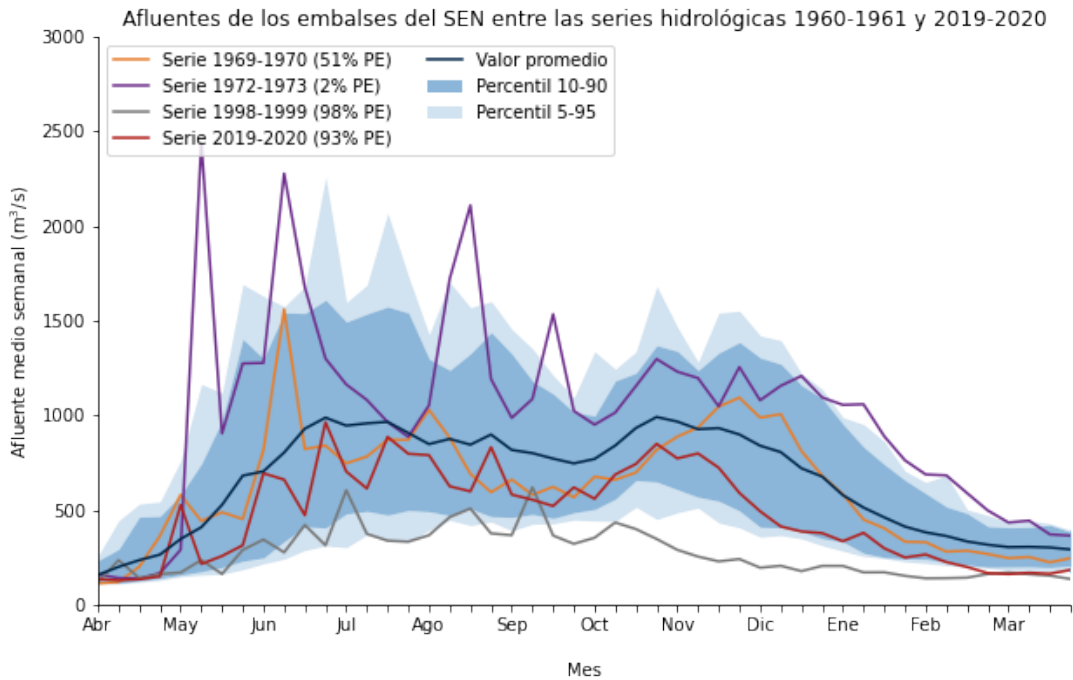


Figura 2.5: Variabilidad histórica semanal de los afluentes de las centrales de embalse del SEN.

En Chile se suelen catalogar los afluentes mediante series hidrológicas, las cuales corresponden al conjunto de mediciones tomadas desde abril de un año hasta marzo del año próximo, con una periodicidad de 4 veces al mes. Para catalogar una hidrológica como seca o húmeda se usa la probabilidad de excedencia¹⁸, si la probabilidad es inferior al 50 %, la hidrológica en estudio es relativamente húmeda y, en el caso de que sea mayor al 50 %, se dice que esta es relativamente seca. Como se puede observar en la Figura 2.5, actualmente¹⁹ el país está pasando por un año seco, tendencia que ha sido predominante en los últimos años²⁰ y que complica aún más la compensación de la variabilidad de generación.

2.2. Sistemas de almacenamiento

2.2.1. Definición y contexto

El almacenamiento de energía eléctrica es un proceso donde se guarda energía (como electricidad u otra forma de energía) en un determinado instante, para que pueda ser utilizada en cualquier otro momento. Ejemplos de este tipo de proceso son bastante cotidianos: las baterías de los celulares, las baterías de los audífonos inalámbricos, las pilas recargables para cámaras fotográficas, las baterías de los automóviles, etc.

¹⁸ Porcentaje de series hidrológicas históricas que recibieron más afluentes que la serie considerada.

¹⁹ Último año hidrológico disponible, correspondiente a la serie 2019-2020.

²⁰ Revista CEI, 2021. Generadoras de Chile: Nos encontramos en un período de gran sequía. [En línea]. Disponible en: <https://www.revistaei.cl/2021/08/11/generadoras-de-chile-nos-encontramos-en-un-periodo-de-gran-sequia/>

En el ámbito del sector eléctrico, los sistemas de almacenamiento son entendidos como aquellos equipos o instalaciones que son capaces de retirar energía del sistema eléctrico, almacenarla, e inyectarla a este mismo en cualquier otro momento, con el fin de contribuir con la seguridad, suficiencia o eficiencia económica del sistema²¹. Un esquema simplificado de este proceso es el que se muestra en la Figura 2.6.



Figura 2.6: Ejemplo del intercambio energético entre el sistema de almacenamiento y el sistema eléctrico.

Algunos de los servicios que pueden proveer los sistemas de almacenamiento en los sistemas eléctricos de potencia según su tipo de tecnología [10–13], y que son especialmente atractivos en un sistema eléctrico con alta integración de energías renovables, son:

- **Recortes de demanda punta:** la demanda de un SEP presenta variaciones durante el día, generando valles y puntas. Un sistema de almacenamiento puede cargarse cuando la demanda es baja (costo de generación bajo) y descargarse cuando la demanda es alta (costo de generación alto), disminuyendo así el valor punta de demanda que se debe suplir con las centrales generadoras y el costo de operación del sistema.
- **Servicios auxiliares:** normalmente, la frecuencia de un SEP varía en función del desbalance entre generación y demanda, también lo hace el voltaje por las imperfecciones de generación. Un sistema de almacenamiento puede brindar regulación de frecuencia y voltaje gracias a su capacidad de inyectar o retirar energía de la red.
- **Integración y manejo de la variabilidad de las TGV:** la variabilidad de las TGV supone problemas de previsión de cuánta demanda es la que tienen que satisfacer las centrales convencionales. Un sistema de almacenamiento integrado en las TGV permite regular las bajas o excesos de generación energética de estas, eliminando los problemas de variabilidad y abriendo el camino para una penetración definitiva de las ERNC.
- **Reducción de la capacidad de respaldo con generación térmica:** los desbalances entre generación y demanda deben ser atendidos mediante reservas, las cuales son provistas por las centrales térmicas debido a sus rápidos tiempos de respuesta. Los sistemas de almacenamiento poseen tiempos de respuesta (de reservas primarias o secundarias)

²¹ Simplificación de la definición de sistemas de almacenamiento de la Ley 20.936, artículo 225°, literal ad. [En Línea]. Disponible en <https://www.bcn.cl/leychile/navegar?idNorma=1092695>

que pueden llegar a ser más rápidos que en las centrales térmicas, motivo por el cual, pueden sustituir las reservas provistas por estas últimas.

- **Reducción de congestiones en las líneas de transmisión:** las puntas de demanda y el retraso en la expansión de la transmisión de un SEP pueden provocar saturaciones de las líneas de transmisión (no pueden transportar más potencia), luego, un sistema de almacenamiento ubicado estratégicamente en la red o en los consumos puede disminuir estas congestiones y los altos costos que esto conlleva.
- **Apoyo durante apagones:** la energía almacenada por un sistema de almacenamiento puede ayudar en la reposición del servicio de una central eléctrica tras una falla. Adicionalmente, también puede prestar sus reservas energéticas para mantener durante cierto tiempo el suministro eléctrico ante una gran contingencia en un SEP.
- **Mejoras en la calidad del suministro y estabilidad del sistema:** los efectos reguladores de un sistema de almacenamiento en la señal de la red contribuyen a una mejora de la calidad de suministro, mientras que su prestación de servicios de reserva y apoyo contra contingencias le permite mejorar la estabilidad del sistema.

Las prestaciones que pueden dar los sistemas de almacenamiento, dependen de diversos factores: el tipo de conversión energética utilizado, los tiempos de respuesta, los niveles de descarga, etc. A continuación, se discutirá cómo afectan estos aspectos en las características que presentan los sistemas de almacenamiento.

2.2.2. Clasificación según conversión de energía

El almacenamiento de energía se puede realizar a través de distintos métodos, cada uno de los cuales limita de diferente manera los rangos de potencia, los tiempos de respuesta y la eficiencia de la conversión energética. Entre los tipos de conversión energética²² destacan:

- **Almacenamiento mecánico:** permiten la conversión entre energía eléctrica y mecánica mediante el movimiento físico de masas o fluidos.
- **Almacenamiento electromagnético:** permiten la conversión entre energía eléctrica y electromagnética mediante la carga y descarga de capacitores (o bobinas magnéticas), los cuales guardan energía en forma de campos eléctricos (o magnéticos en el caso de las bobinas).
- **Almacenamiento electroquímico:** Permiten la conversión entre energía eléctrica y química, mediante el intercambio de electrones entre un cátodo y un ánodo, dada una diferencia de potencial.
- **Almacenamiento químico:** permiten la conversión entre energía eléctrica y química, mediante la obtención o combustión de elementos químicos de alta densidad energética.
- **Almacenamiento térmico:** permiten la conversión entre energía eléctrica y térmica, mediante el enfriamiento o calentamiento de aguas calientes, sales fundidas, etc.

²² Generadoras de Chile. Tipos de almacenamiento de energía. [En línea]. Disponible en: <http://generadora.s.cl/tipos-energia/sistemas-de-almacenamiento-de-energia>

En [14] se discuten algunos ejemplos de sistemas de almacenamiento según el tipo de conversión de energía utilizada, los cuales se muestran en el cuadro resumen de la Figura 2.7 que sigue a continuación.

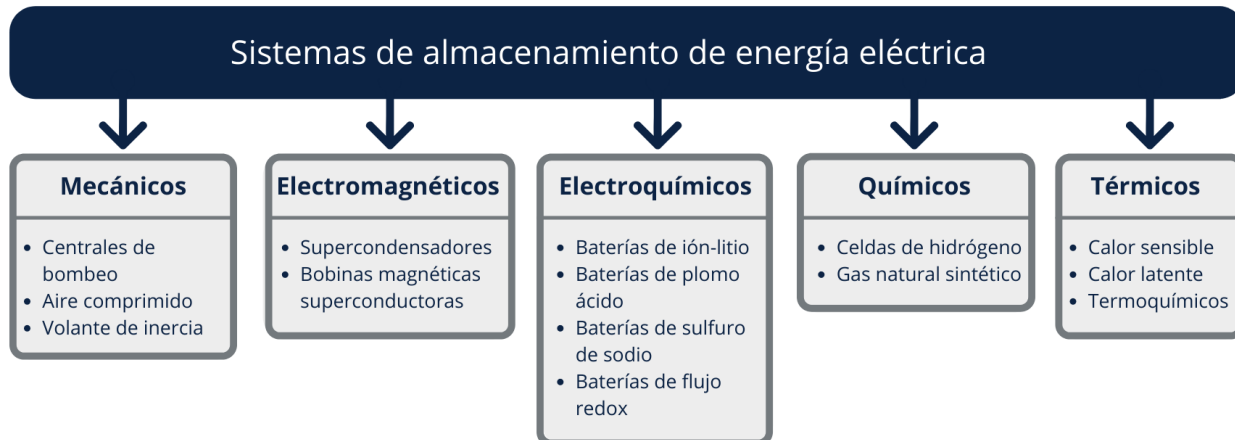


Figura 2.7: Ejemplos de sistemas de almacenamiento según tipo de conversión de energía.

En la Tabla 2.6 se puede observar un cuadro resumen de las principales diferencias entre los sistemas de almacenamiento según algunos tipos de conversión de energía previamente mencionados y el tipo de tecnología asociado a cada método de conversión.

Tabla 2.6: Características de los sistemas de almacenamiento según tipo de conversión de energía [15].

Tipo de conversión de energía	Tecnología	Rango de potencia (MW)	Tiempo de descarga	Eficiencia (%)
Mecánica	Bombeo de agua	1.000 a 5.000	1 a +24 hrs	75 a 85
	Aire comprimido	5 a 1.000	1 a +24 hrs	70 a 89
	Volante de inercia	0,1 a 20	ms a 15 min	93 a 95
Electromagnética	Superconductores	0 a +0,3	ms a 60 min	90 a 95
	Bobinas magnéticas superconductoras	0,1 a 10	ms a 8s	95 a 98
Electroquímica	Baterías de ión-litio	0 a 100	min a hrs	85-90
	Baterías de sulfuro de sodio	0,05 a 34	seg a hrs	80-90
	Baterías de plomo ácido	0 a 40	seg a hrs	70-90

2.2.3. Clasificación según tiempo de respuesta

Como se ha visto en la Tabla 2.6, existen distintas ventanas de tiempo en las que un sistema de almacenamiento puede actuar, lo que, a su vez, define el tipo de servicio que este puede brindar. Las ventanas de tiempo de un sistema de almacenamiento pueden ser clasificadas en tres categorías:

- **Transitorias:** las cargas y descargas se realizan en márgenes de tiempo cortos, desde algunos segundos a un par de minutos. Normalmente, son utilizados durante problemas de estabilidad de tensión durante regímenes transitorios, mejorando la calidad de la energía.

- **Corto plazo:** la absorción o entrega de energía se realiza en márgenes de tiempo intermedios, desde unos pocos minutos a algunas horas. Usualmente, son utilizados durante la regulación de frecuencia, en la disminución de congestiones de las líneas, o en el arbitraje de energía.
- **Largo plazo:** los tiempos de actuación ocurren en intervalos de tiempo prolongados, desde un par de horas hasta varios días. Comúnmente, se utilizan para realizar balances energéticos entre generación y demanda de gran duración (24 horas).

En la Figura 2.8, se ilustran los tipos de servicio que pueden entregar los sistemas de almacenamiento según el tiempo de respuesta y niveles de descarga.

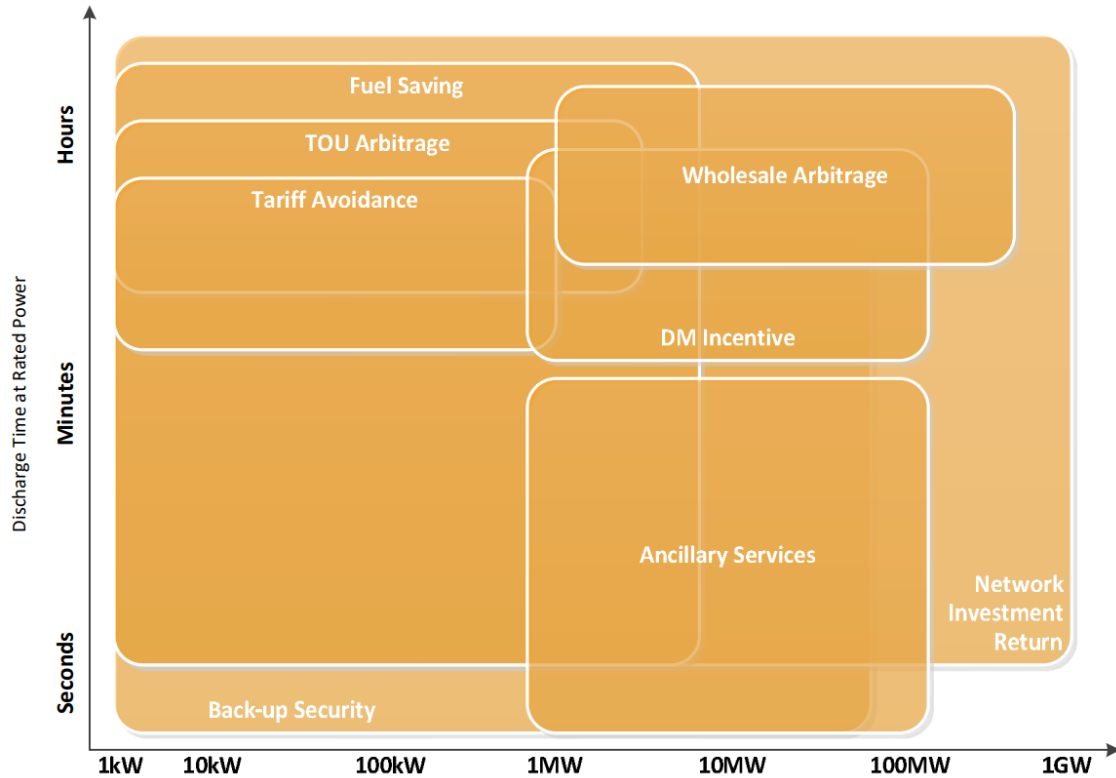


Figura 2.8: Servicios ofrecidos por los sistemas de almacenamiento según nivel de carga y tiempo de respuesta [16].

2.2.4. Tecnologías de almacenamiento

A lo largo de los años se han desarrollado diversas tecnologías de almacenamiento para cada uno de los tipos de conversiones de energía anteriormente mencionados, cada una con ventajas distintivas y diversos grados de maduración. Al año 2017, la distribución de las capacidades instaladas de las distintas tecnologías de almacenamiento alrededor del mundo, es la que se puede apreciar en la Figura 2.9.

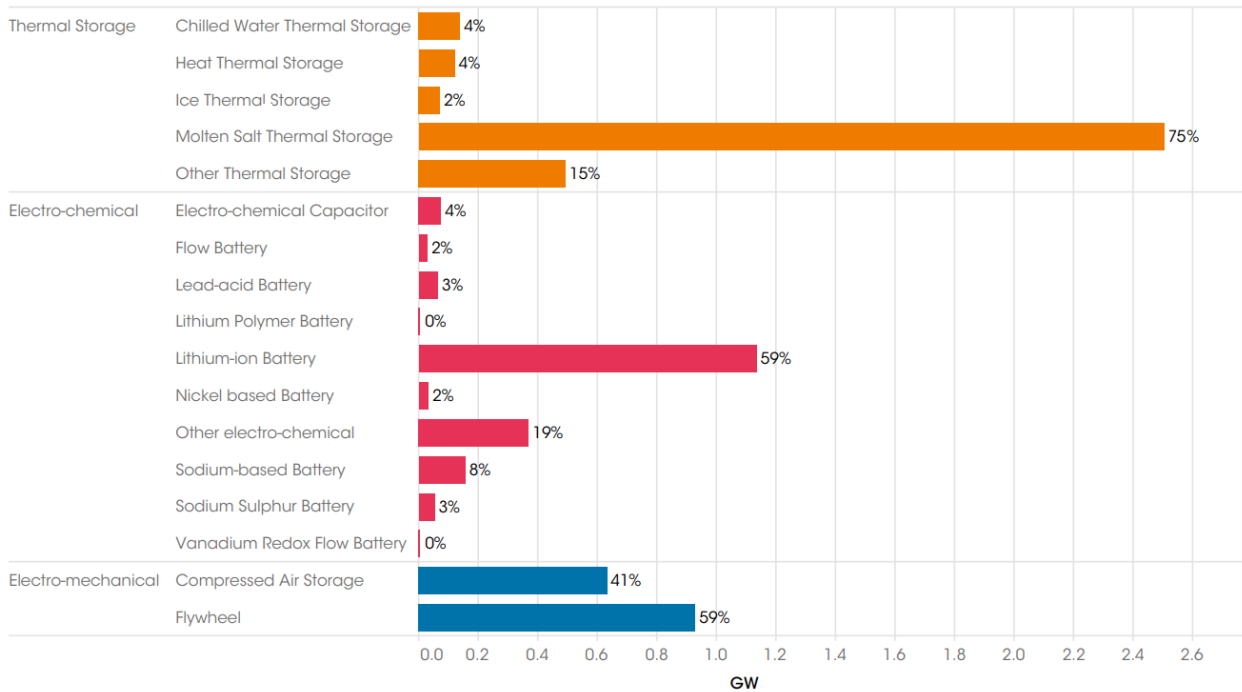


Figura 2.9: Capacidad instalada de las distintas tecnologías de almacenamiento en el mundo [17].

En la distribución anterior falta hacer mención a las centrales de bombeo de agua, las que para ese mismo año cuentan con 168 GW instalados alrededor del globo [17], lo que las convierte en la tecnología de almacenamiento más usada del mundo. Esto no es de extrañar si se considera que el grado de madurez²³ de las centrales de bombeo es el más alto respecto a las otras tecnologías de almacenamiento, tal y como se ilustra en la Figura 2.10.

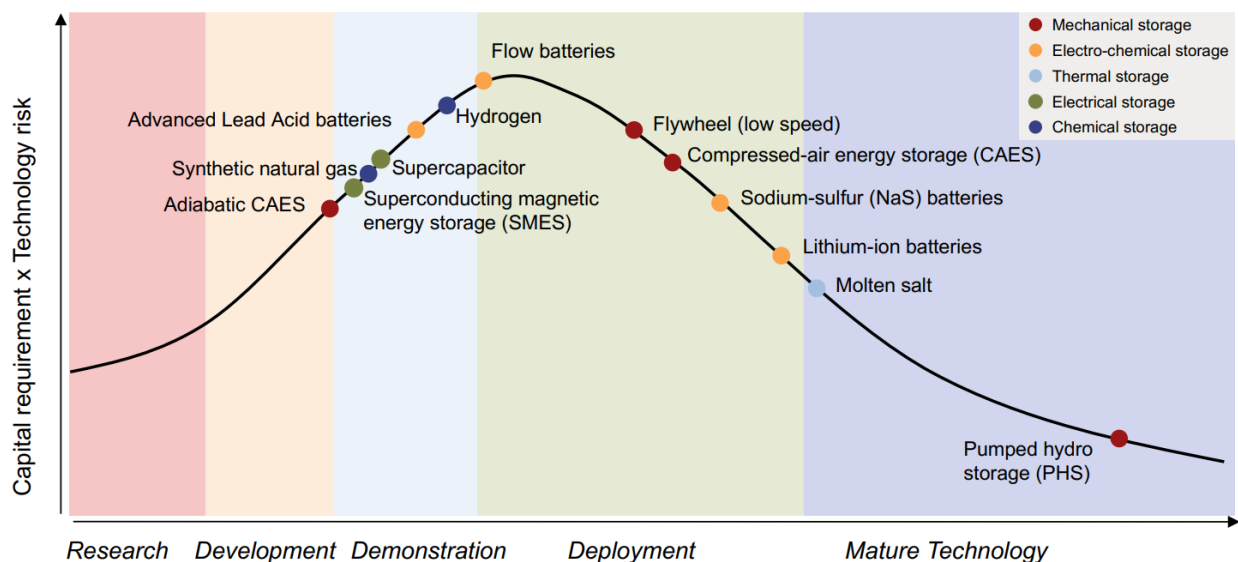


Figura 2.10: Madurez de las distintas tecnologías de almacenamiento [18].

²³ Una tecnología madura es aquella que, con el paso del tiempo, ha eliminado o reducido la mayoría de sus problemas inherentes. Se trata de una solución comercial, competitiva y de crecimiento predecible.

En las figuras 2.9 y 2.10 se aprecian distintos tipos de tecnologías de almacenamiento, siendo de particular interés para el desarrollo de este trabajo la tecnología de baterías (tal y como se explica en la sección 3.2.10), el cual será descrito a continuación.

2.2.4.1 Tecnología de baterías

Los sistemas de baterías basan su método de funcionamiento en las reacciones electroquímicas reversibles, mediante la reducción y oxidación de dos electrodos sumergidos en una solución acuosa (electrolito). Durante momentos de demanda valle, el sistema de baterías se carga mediante una diferencia de potencial (alimentada por la red) entre un electrodo positivo y uno negativo, lo que provoca que el electrodo negativo se reduzca (absorbiendo electrones) y que el positivo se oxide (liberando electrones), guardando energía en forma de potencial electroquímico. Por otro lado, durante los momentos de demanda punta, se conecta el sistema de baterías a la red y se desconecta la diferencia de potencial (permitiendo que el electrodo negativo se oxide y el positivo se reduzca), lo que genera un flujo de iones en la solución acuosa, del cual se extraen los electrones libres que proporcionarán energía a la red (descarga de la batería). En la Figura 2.11 puede apreciarse un esquema simplificado de lo anteriormente comentado.

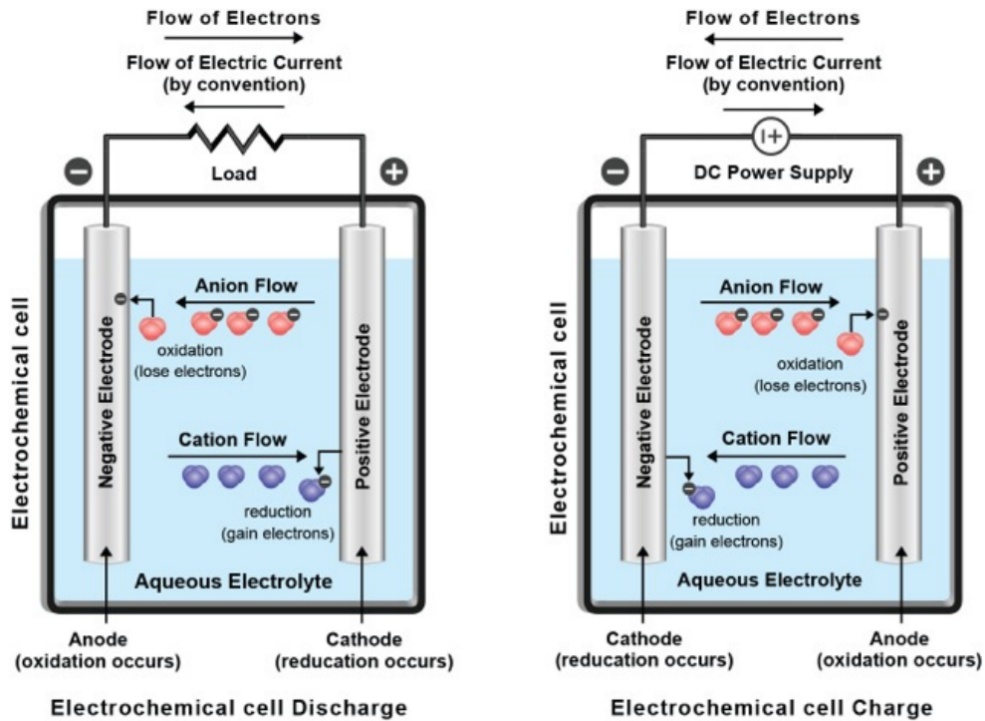


Figura 2.11: Esquema de funcionamiento del almacenamiento BESS [18].

Este proceso de almacenamiento puede variar ligeramente según el tipo de batería, por lo que la eficiencia, la profundidad de las descargas y la vida útil de estas mismas también lo hará. En [19] se hace una revisión mucho más profunda y detallada de todas las tecnologías de baterías, en donde se presentan las eficiencias, ciclos de vida y tiempos de descarga para algunos proyectos reales de estas. En la Tabla 2.7 se aprecia una comparativa entre las aplicaciones dichas aplicaciones reales de los sistemas de baterías.

Tabla 2.7: Comparación entre distintos tipos de tecnologías de BESS [19].

Tipo de batería	Potencia (MW)	Energía (MWh)	Eficiencia (%)	Vida útil (ciclos)	Tiempo de descarga
Plomo ácido	50	200	85 a 90	2.200	Horas
Sulfuro de sodio	1	7,2	75	4.500	Horas
Ión-litio	1 a 10	4 a 24	90 a 94	4.500	1 min a 8 hrs
Vanadio rédox	1 a 10	4 a 40	65 a 75	10.000	Horas

De la Tabla 2.7 es posible observar la alta eficiencia de la tecnología de ión-litio, la cual se debe principalmente al alto grado de madurez de esta tecnología (su entrada en el mercado se produjo en la década de los 90). Si a esto se le suma la constante baja de los costos de inversión para este tipo de tecnología²⁴ y su tamaño compacto, las baterías de ión-litio se convertirán en una de las tecnologías de almacenamiento predilectas (elevados costos son la principal desventaja actual en este tipo de tecnologías de almacenamiento).

2.3. El problema de despacho en los sistemas eléctricos

Se entiende como problema de despacho eléctrico a la búsqueda del nivel de producción de las centrales generadoras, de tal manera que estas puedan satisfacer la demanda energética al menor costo posible²⁵. Para resolver este problema, se puede representar al sistema eléctrico en estudio de dos maneras: con un modelo de despacho uninodal o con un modelo de despacho multinodal.

En el modelo de despacho uninodal se asume que los generadores y los centros de consumo del sistema se encuentran conectados a una misma barra física (no hay una representación física de los sistemas de transmisión entre las barras), por lo que el costo marginal²⁶ es único para todo el sistema. Al obviar los cálculos de flujos de potencia entre las barras de un sistema eléctrico, este modelo puede permitir la explotación numérica de aspectos que no podrían ser implementados en un modelo multinodal (sin algún tipo de simplificación previa), como por ejemplo, el modelamiento del despacho con intervalos de tiempo más próximos entre sí (del rango de horas) durante varios años. Un ejemplo de representación de despacho uninodal, es el que se muestra en la Figura 2.12.

²⁴ Bloomberg Professional Services, 2021. Rising battery costs hit carmakers, threaten climate-change push. [En Línea]. Disponible en: <https://www.bloomberg.com/professional/blog/rising-battery-costs-hit-carmakers-threaten-climate-change-push/>

²⁵ Definición extraída del libro “Atrapando el sol en los sistemas eléctricos de potencia”, de Walter Brokering y Rodrigo Palma.

²⁶ Costo monetario de generar/suministrar un MWh adicional de energía.

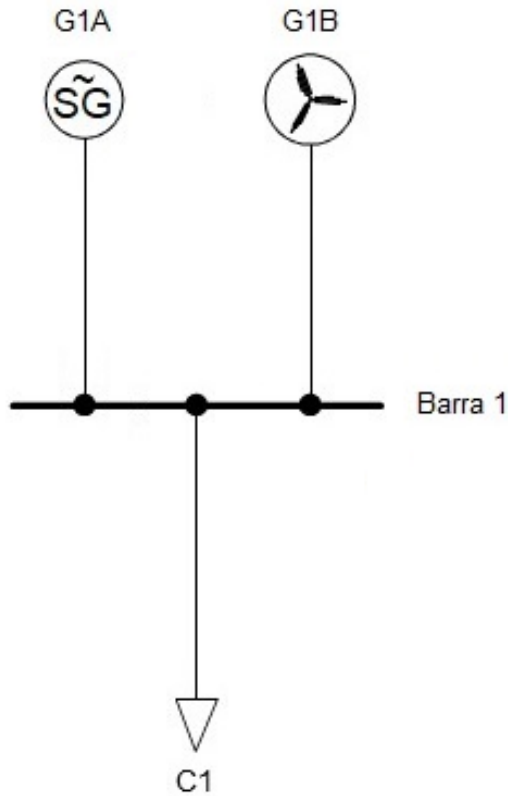


Figura 2.12: Ejemplo de un sistema eléctrico uninodal.

Es importante destacar que en este tipo de representación la demanda del sistema siempre corresponde al conglomerado (suma) de las demandas individuales de cada barra, ya que no se pueden diferenciar demandas individuales en una misma barra. Por el contrario, en el caso de las unidades generadoras no siempre es posible lograr esta conglomeración sin incurrir en algún grado de pérdida de información, pues en algunos casos, estas centrales aportan información distintiva que impacta de alguna manera en el despacho, como lo es el caso de los costos variables de generación.

Respecto al modelo de despacho multinodal, este sí modela las redes de transmisión, por lo que es capaz de reflejar el efecto de las congestiones de las líneas de transmisión (con sus respectivas pérdidas óhmicas si se desea), y diferenciar costos marginales por cada barra del sistema. Al considerar los cálculos de flujos de potencia entre las barras de un sistema eléctrico, se puede conseguir un resultado que es más cercano a la realidad, pero impide explotar numéricamente al modelo sin considerar algunas simplificaciones. Un ejemplo de representación de despacho multinodal²⁷, es el que se muestra en la Figura 2.13.

²⁷ Ejemplo de despacho multinodal utilizado en el libro “Atrapando el sol en los sistemas eléctricos de potencia”, de Walter Brokering y Rodrigo Palma.

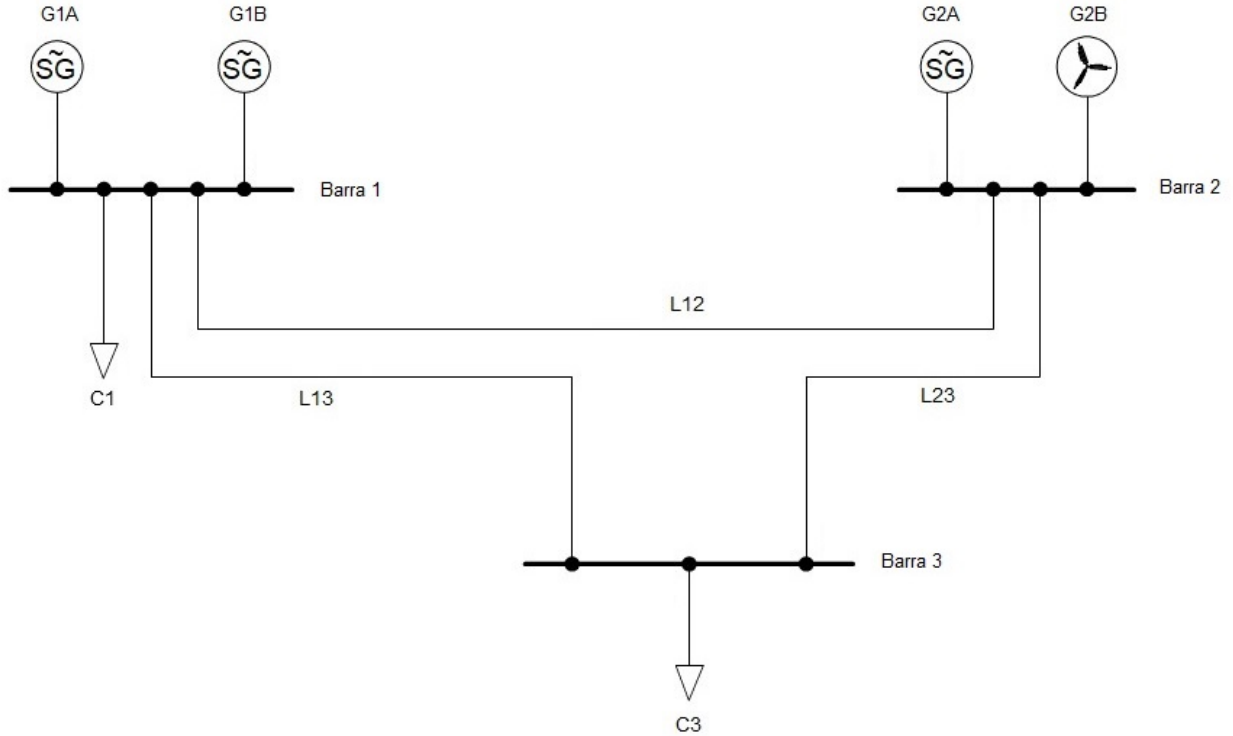


Figura 2.13: Ejemplo de un sistema eléctrico multinodal.

La mayoría de las simplificaciones de un modelo de despacho multinodal están orientadas al manejo temporal: elección de días representativos, disminución de la cantidad de años simulados, asumir horas del día que se comportarán de forma idéntica (modelos de bloques), etc. A modo de ejemplo, en los estudios de precio de nudo de corto plazo²⁸ de la CNE se contempla un modelo de despacho multinodal del SEN con un horizonte de planificación de 10 años cuya simplificación es modelar cada mes del año con dos días representativos (día promedio hábil y día promedio no hábil), en donde cada uno de estos dos días está compuesto por 12 bloques de dos horas de duración de cada uno.

A continuación, se hará mención a las distintas formulaciones y problemas que se puedan encontrar en los modelos de despacho uninodal. Adicionalmente, por tratarse del tipo de modelo que será abordado en el presente trabajo, toda mención a modelos de despacho a partir de este punto hará referencia exclusiva al modelo de despacho uninodal, salvo que se especifique lo contrario.

2.3.1. Formulación clásica del despacho

Sea NG el número de unidades generadoras de un sistema eléctrico, $P = [P_1, P_2, \dots, P_{NG}]$ el vector que representa las potencias que generará cada una de estas unidades, D la demanda del sistema de un momento dado y sea $C_i(P_i)$ una función convexa que representa el costo de la generadora i , con $i = \{1, 2, \dots, NG\}$. El problema de despacho, sin considerar límites de generación para las unidades generadoras, es el que se muestra en la ecuación (2.1).

²⁸ Estudios donde, a partir de la previsión de demanda y generación del SEN y otros aspectos, se calculan los costos marginales de energía del sistema para un periodo de 48 meses.

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i=1}^{NG} C_i(P_i) \\ \text{s.a.} \quad & \sum_{i=1}^{NG} P_i = D \end{aligned} \quad (2.1)$$

De la teoría de optimización se sabe que los problemas de minimización, con restricciones, se pueden transformar en problemas de minimización irrestrictos aplicando el operador lagrangeano. Así, el problema (2.1) es equivalente a:

$$\min \mathcal{L} = \sum_{i=1}^{NG} C_i(P_i) - \lambda \left(D - \sum_{i=1}^{NG} P_i \right) \quad (2.2)$$

Para resolver este problema, deben calcularse las derivadas parciales del lagrangeano e igualarlas a 0, para, posteriormente, resolver el sistema de ecuaciones resultante. Aplicando este procedimiento al problema (2.2), la solución óptima del problema (2.1) se podrá obtener a partir de las siguientes relaciones:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_i} = 0 \Leftrightarrow \lambda = \frac{\partial C_i(P_i)}{\partial P_i}, \quad \forall i = \{1, 2, \dots, NG\} \quad (2.3)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda} = 0 \Leftrightarrow D = \sum_{i=1}^{NG} P_i \quad (2.4)$$

En el caso de que las unidades generadoras presenten límites de máxima generación de la forma $P_i \leq \bar{P}_i$ con $i = \{1, 2, \dots, NG\}$, la ecuación (2.3) cambiará de tal manera que:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{L}}{\partial P_i} = 0 \Leftrightarrow \lambda &= \frac{\partial C_i(P_i)}{\partial P_i} \quad \text{si } P_i < \bar{P}_i, \quad \forall i = \{1, 2, \dots, NG\} \\ \lambda &\geq \frac{\partial C_i(P_i)}{\partial P_i} \quad \text{si } P_i = \bar{P}_i, \quad \forall i = \{1, 2, \dots, NG\} \end{aligned} \quad (2.5)$$

Cuando los costos de generación son lineales, la solución del problema con límites de generación (o sin) puede interpretarse de forma muy favorable en lo que se conoce como **lista de mérito**, la cual, se puede resumir en los siguientes pasos:

1. Confeccionar un listado ordenado de los costos variables²⁹, desde la central más barata a la más cara.
2. Despachará la unidad generadora más barata del listado hasta que esta alcance su límite de generación o hasta que se satisfaga la demanda. Si la central alcanza el límite de generación, ir al punto 3. En caso contrario, se completa la demanda y se debe ir al punto 4.
3. Se procede a despachar con la siguiente central más barata, volviendo al punto 2. En caso contrario, se completa la demanda y se debe ir al punto 4.

²⁹ Derivada parcial de la función de costo de una unidad generadora respectiva, respecto a la potencia de esta.

4. Al satisfacer la demanda pueden ocurrir dos situaciones. Si la última central que despachó no alcanzó su límite de generación, el costo marginal de la barra (λ) es el costo variable de esta central. Si la última central que despachó si alcanzó su límite de generación, el costo marginal de la barra será el costo variable de la central que sigue en la lista de mérito.

En síntesis, esta lista permite tipificar completamente la solución del despacho: las centrales más baratas despacharán a potencia máxima, la siguiente central más cara despachará la diferencia entre la demanda y lo despachado por las centrales anteriores, mientras que el resto de centrales (las más caras) no despacharán energía. Adicionalmente, el costo marginal de la barra se podrá calcular mirando cuánta potencia entrega la última central que está despachando en la lista de mérito.

2.3.2. Costo de oportunidad del agua

Los pasos para construir la lista de mérito son sencillos, incluso para las tecnologías de costo variable cero, excepto en el caso de las centrales hidroeléctricas de embalse. Esta tecnología tiene un costo de oportunidad asociado que influye directamente en la confección de la lista y solo se conoce una vez es tomada la decisión de despacho, lo cual complica la elaboración de la lista anteriormente mencionada. Concretamente, si se utiliza mucha agua en el presente para abaratar los costos de operación presentes, pueden ocurrir dos escenarios: que el futuro sea seco o lluvioso. Si el futuro es seco, se encarece el costo de operación futuro (habrá menos agua disponible, por lo que se deben despachar tecnologías más caras), mientras que si es húmedo, el costo de operación futuro también será barato. En consecuencia, el valor del agua, en ambos escenarios, es distinto y solo puede ser conocido (como fue anunciado anteriormente) después de tomar la decisión de despacho.

A diferencia del caso anterior, si se utiliza poca agua en el presente, el costo de operación presente se encarece al guardar el agua que se desea utilizar para el futuro. Entonces, si el futuro es seco, el costo de operación futuro se abarata, gracias al agua que ya se encontraba embalsada. Si el futuro es húmedo, el costo de operación futuro también será más barato, pero con la desventaja de que habrá agua que tendrá que ser vertida y que bien podría haber sido utilizada en el presente.

Todas las situaciones anteriormente comentadas se pueden resumir en el árbol de decisiones de la Figura 2.14³⁰, el cual, muestra el nivel de agua embalsada en el futuro, dada la decisión de cuánta agua se quiere usar en el presente y los escenarios futuros que pueden ocurrir.

³⁰ Basada en las diapositivas del curso EL7047 - Riesgo y Confiabilidad en Sistemas Eléctricos, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile, dictado por el profesor Rodrigo Moreno.

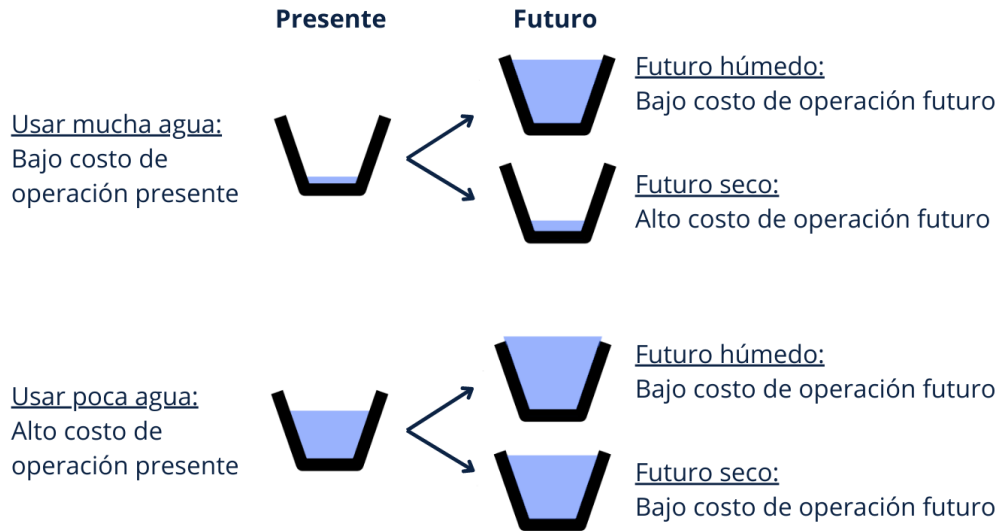


Figura 2.14: Ejemplo del árbol de decisiones ante incertidumbre.

En general, existen situaciones intermedias cuando se habla de usar mucha o poca agua en el presente y, por tanto, también en el aumento o disminución de los costos de operación presentes y futuros. A modo de ejemplo, el impacto en los costos presentes y futuros según cuánta agua se desea utilizar en el presente (representada como la cantidad de volumen de agua que quedó después de tomar la decisión) suponiendo un futuro seco, se puede apreciar en la Figura 2.15³¹.

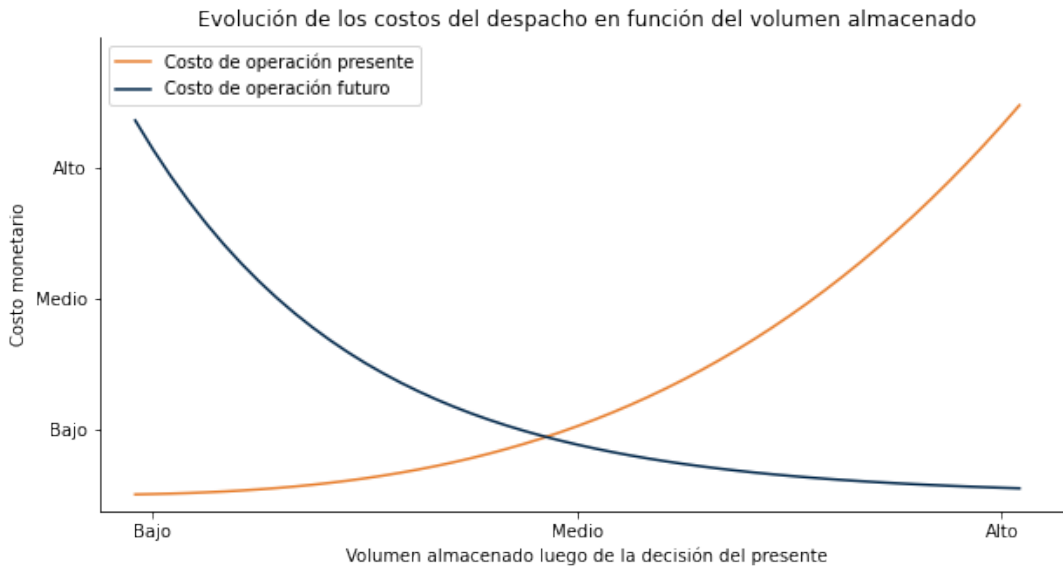


Figura 2.15: Representación del costo de oportunidad del agua ante un futuro seco.

³¹ Extraída del curso EL7047 - Riesgo y Confiabilidad en Sistemas Eléctricos, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad de Chile, dictado por el profesor Rodrigo Moreno.

A la curva de costo futuro se le conoce también como **costo de oportunidad del agua** e indica el sacrificio económico que hace el sistema (al usar otras tecnologías de generación) por hacer uso de un determinado volumen de agua. A continuación, se discutirán algunas formulaciones de despacho que resuelven el inconveniente de desconocer la función de costos de oportunidad del agua.

2.3.3. Problema de despacho de dos etapas

Sea un problema de despacho que cuente con dos etapas secuenciales de decisión (presente y futuro). La formulación del problema de minimización de costos considera los costos en estas dos etapas de decisión:

$$\begin{aligned} \min \quad & c_1^\top x_1 + c_2^\top x_2 \\ \text{s.a.} \quad & A_1 x_1 \geq b_1 \\ & A_1 x_1 + A_2 x_2 \geq b_2 \end{aligned} \tag{2.6}$$

En donde c_1^\top, c_2^\top corresponden a los costos asociados a los vectores de decisión x_1 y x_2 , los cuales indican cuánto despachará cada unidad generadora en el presente y futuro, respectivamente. La primera restricción corresponde a las desigualdades asociadas a la decisión x_1 (restricciones de demanda, volumen u otras, que se deben satisfacer en el presente), mientras que la segunda corresponde al acople temporal entre las decisiones x_1 y x_2 (restricciones de demanda, volumen u otras que se deben satisfacer en el futuro dada la decisión de la etapa anterior).

Puesto que las restricciones de este problema se encuentran acopladas temporalmente, se usa el hecho de que los procesos de decisión son secuenciales, lo que permite desacoplar temporalmente al problema (2.6) en los siguientes subproblemas:

- Problema de minimización de costos de la etapa presente:

$$\begin{aligned} \min \quad & c_1^\top x_1 + Q_1(x_1) \\ \text{s.a.} \quad & A_1 x_1 \geq b_1 \end{aligned} \tag{2.7}$$

- Problema de minimización de costos de la etapa futura:

$$\begin{aligned} Q_1(x_1) = \min \quad & c_2^\top x_2 \\ \text{s.a.} \quad & A_2 x_2 \geq b_2 - A_1 x_1 \end{aligned} \tag{2.8}$$

Con esto, resulta mucho más sencillo determinar la forma de la función de costos de la etapa futura, la cual será usada para determinar el valor de la función objetivo y el punto de operación óptimo en la etapa presente. El procedimiento que se debe seguir para lograr aquello se conoce como **algoritmo de programación dinámica**, el cual consiste en escoger un conjunto discreto de valores de prueba para la decisión de la etapa 1 (etapa presente): $\{\hat{x}_{1,i}, i = 1, \dots, n\}$, y para cada uno de estos resolver el problema (2.8). Dichos resultados permitirán obtener un conjunto de puntos como el que se muestra en la Figura 2.16.

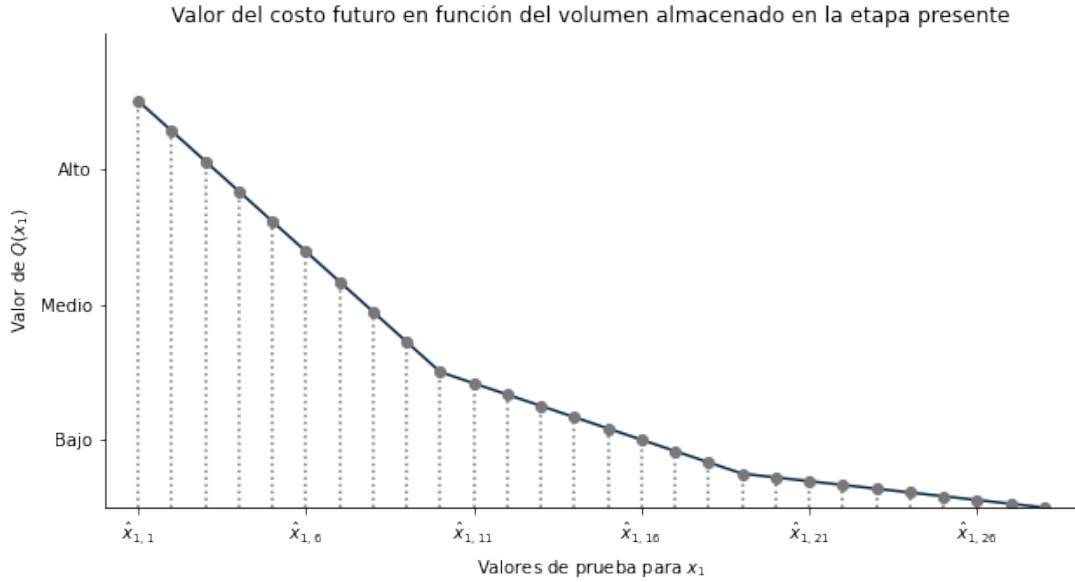


Figura 2.16: Ejemplo de la construcción de la función de costos futuros con valores de prueba de x_1 .

Si se unen los puntos consecutivos del conjunto anterior con rectas, se obtiene una función lineal a trozos, la cual, además de ser continua, es justamente una aproximación de la función de costos futuros. Con dicho continuo se resuelve el problema (2.7), obteniendo así la decisión óptima de la etapa presente.

Cabe destacar también que, una vez que se conoce la solución óptima del problema de la etapa presente (2.7), se puede resolver el problema de la etapa futura (2.8), cuya solución también será óptima, tal y como lo garantiza el principio de optimalidad de problemas anidados de Bellman [20], por lo que el problema de planificación de dos etapas quedará totalmente resuelto.

2.3.4. Problema de despacho de tres etapas

Es posible extender la formulación del problema (2.6) para un problema de despacho con tres etapas secuenciales de decisión, el cual busca agregar una etapa intermedia entre el presente y el futuro. En este problema lo que se busca es minimizar los costos de operación del sistema dados por:

$$\begin{aligned}
 & \min c_1^\top x_1 + c_2^\top x_2 + c_3^\top x_3 & (2.9) \\
 & \text{s.a. } A_1 x_1 \geq b_1 \\
 & \quad A_1 x_1 + A_2 x_2 \geq b_2 \\
 & \quad A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3 \geq b_3
 \end{aligned}$$

De forma similar al caso de dos etapas, el problema (2.9) también se puede desacoplar temporalmente, debido a que los procesos de decisión son secuenciales:

- Problema de minimización de costos de la etapa 1:

$$\begin{aligned} \min c_1^\top x_1 + Q_1(x_1) \\ \text{s.a. } A_1 x_1 \geq b_1 \end{aligned} \quad (2.10)$$

- Problema de minimización de costos de la etapa 2:

$$\begin{aligned} Q_1(x_1) = \min c_2^\top x_2 + Q_2(x_2) \\ \text{s.a. } A_2 x_2 \geq b_2 - A_1 x_1 \end{aligned} \quad (2.11)$$

- Problema de minimización de costos de la etapa 3:

$$\begin{aligned} Q_2(x_2) = \min c_3^\top x_3 \\ \text{s.a. } A_3 x_3 \geq b_3 - A_2 x_2 \end{aligned} \quad (2.12)$$

La estrategia del algoritmo de programación dinámica consiste en escoger un conjunto de valores de prueba para la decisión de la etapa 2: $\{\hat{x}_{2,i} = 1, \dots, n\}$, con los cuales se irá resolviendo el problema (2.12) de modo que se pueda construir una aproximación de la función $Q_2(x_2)$ (como la vista en la Figura 2.16). Después, usando la misma estrategia anterior, se procede a resolver el problema (2.11) tomando un conjunto de valores de prueba para la decisión de la etapa 1: $\{\hat{x}_{1,i} = 1, \dots, n\}$, con lo cual se puede construir la función $Q_1(x_1)$. Con lo anterior, se puede conocer la forma de la función objetivo del problema (2.10), por lo que la resolución permite encontrar la solución óptima de la primera etapa, la cual converge a la solución óptima del problema de despacho que considera las funciones $Q_1(x_1)$ y $Q_2(x_2)$ reales, según se incrementen los valores de pruebas usados en las otras etapas [20].

Finalmente, la solución óptima de la etapa 1 puede ser introducida como parámetro de entrada del problema (2.11), lo cual permite obtener el valor óptimo de la etapa 2. Análogamente, se puede obtener el valor óptimo de la etapa 3 resolviendo el problema (2.12) con el valor óptimo de la etapa 2. Con esto, el problema de despacho queda completamente resuelto en todas sus etapas.

2.3.5. Problema de despacho multietapa

Comprendida la extensión anterior, ya es posible desglosar la generalización del problema (2.6) para un proceso de decisión de $t = 1, \dots, T$ etapas secuenciales, con T el horizonte de planificación del despacho. En dicho caso, se busca minimizar los costos de operación del sistema dados por:

$$\begin{aligned}
\min \quad & \sum_{t=1}^T c_t^\top x_t & (2.13) \\
s.a. \quad & A_1 x_1 \geq b_1 \\
& A_1 x_1 + A_2 x_2 \geq b_2 \\
& A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3 \geq b_3 \\
& \vdots \\
& A_1 x_1 + A_2 x_2 + A_3 x_3 + \cdots + A_T x_T \geq b_T
\end{aligned}$$

Nuevamente, al estar las restricciones de este problema acopladas temporalmente, se usa el hecho de que los procesos de decisión son secuenciales, por lo que el problema (2.13) se puede desacoplar temporalmente como sigue:

- Problema de minimización de costos de la etapa 1:

$$\begin{aligned}
\min \quad & c_1^\top x_1 + Q_1(x_1) & (2.14) \\
s.a. \quad & A_1 x_1 \geq b_1
\end{aligned}$$

- Problema de minimización de costos de la etapa $t = 2, \dots, T - 1$:

$$\begin{aligned}
Q_{t-1}(x_{t-1}) = \min \quad & c_t^\top x_t + Q_t(x_t) & (2.15) \\
s.a. \quad & A_t x_t \geq b_t - A_{t-1} x_{t-1}
\end{aligned}$$

- Problema de minimización de costos de la etapa T :

$$\begin{aligned}
Q_{T-1}(x_{T-1}) = \min \quad & c_T^\top x_T & (2.16) \\
s.a. \quad & A_T x_T \geq b_T - A_{T-1} x_{T-1}
\end{aligned}$$

De esta manera se puede volver a aplicar la estrategia del algoritmo de programación dinámica, en donde para resolver el problema de la etapa $t = T, T - 1, \dots, 2$, se escogen valores de prueba de la etapa $t - 1$ dados por el conjunto discreto $\{\hat{x}_{t-1,i}, i = 1, \dots, n\}$, con los cuales se procede a construir la función de costos de la etapa t como ya ha sido explicado anteriormente.

Una vez resuelto el problema de la etapa t , se resuelve el problema de la etapa $t - 1$ para $t = T, T - 1, \dots, 2$, hasta encontrar la función $Q_1(x_1)$ que permita resolver el problema de la primera etapa de la ecuación (2.14). Una vez es encontrada la solución de dicho problema, se comienza a resolver nuevamente los problemas de minimización de costos de las etapas $t = 2, \dots, T$ con las soluciones óptimas de sus respectivas etapas anteriores, dejando así el problema de planificación multietapa totalmente resuelto.

2.4. Programación dinámica dual

Uno de los problemas con los que se debe lidiar a la hora de resolver un problema de despacho multietapa con el algoritmo de programación dinámica es lo que se conoce como “maldición de la dimensionalidad”, en donde dependiendo del tamaño de los vectores que representan las variables decisión x_t , el horizonte de planificación del despacho T y el número n de valores discretos que se quiere hacer de cada etapa, los tiempos y costos computacionales, para resolver el problema de despacho, se disparan. Por ejemplo, si se considera un horizonte de dos etapas, un vector x_1 de 10 componentes con un total de 4 valores discretos posibles para cada una, entonces $\hat{x}_{1,i}$ puede tomar 4^{10} posibles valores, lo que implica que se deben resolver más de un millón de problemas de optimización para la determinación de la función Q_1 , lo cual deja en evidencia que la aplicación de este algoritmo es inviable en problemas de mayor dimensión (más realistas).

Una forma de atacar a este problema es encontrar alguna manera de construir la función de costo de oportunidad del agua en la etapa $t = T, T - 1, \dots, 2$ sin necesidad de usar decisiones de prueba. Para ello, basta escribir el dual del problema (2.16):

$$Q_{T-1}(x_{T-1}) = \max \pi_T (b_T - A_{T-1}x_{T-1}) \quad (2.17)$$

$$s.a. \pi_T A_T \leq c_T$$

De la teoría de optimización lineal se sabe que el problema dual y primal poseen la misma solución óptima, ya que son formas equivalentes de escribir el mismo problema³². Más aún, en [21] se discute el teorema de holgura complementaria, el cual enuncia la ecuación que permite calcular la solución óptima del problema primal a partir de la solución óptima del problema dual, y viceversa. Con esto en mente, la resolución del problema (2.17) permite conocer la función de costo de oportunidad del agua en la etapa $T - 1$, esta vez sin tener incorporadas en las restricciones las decisiones de la etapa anterior, como si ocurría en el caso del problema primal, por lo que ya no se requiere discretizar.

En [21] también se discute que, en caso de que las restricciones de un problema de programación lineal formen un poliedro, la solución básica factible de dicho problema estará ubicada en los vértices de este, razón por la cual no es necesario modelar las restricciones del problema, ya que se conoce de antemano donde estarán ubicadas las soluciones candidatas. Este justamente es el caso del problema (2.17), por lo que definiendo como $\pi_T = \{\pi_T^1, \pi_T^2, \dots, \pi_T^v\}$ el conjunto de vértices del poliedro de la restricción, la solución óptima de este problema podrá ser encontrada por enumeración³³ resolviendo:

$$Q_{T-1}(x_{T-1}) = \max\{\pi_T^k (b_T - A_{T-1}x_{T-1}) \quad \forall k = 1, \dots, v\} \quad (2.18)$$

Dado que el máximo del conjunto anterior es en particular mayor o igual a cada $\pi_T^k (b_T - A_{T-1}x_{T-1})$, $\forall k = 1, \dots, v$, entonces el problema (2.18) puede ser caracterizado como:

³² El problema dual consiste en el intercambio de restricciones por variables y puede realizarse en cualquier problema de optimización lineal.

³³ Método de resolución de problemas de optimización en los que, para conocer el valor óptimo, se va comparando el valor de la función objetivo en un conjunto de puntos candidatos.

$$\begin{aligned}
Q_{T-1}(x_{T-1}) &= \min Q & (2.19) \\
s.a. \quad Q &\geq \pi_T^1 (b_T - A_{T-1}x_{T-1}) \\
&\vdots \\
Q &\geq \pi_T^v (b_T - A_{T-1}x_{T-1})
\end{aligned}$$

De esta forma, resulta evidente que estas restricciones forman una serie de funciones lineales afines (ver Figura 2.17) cuya envolvente permite obtener la función de costo de oportunidad del agua buscada.

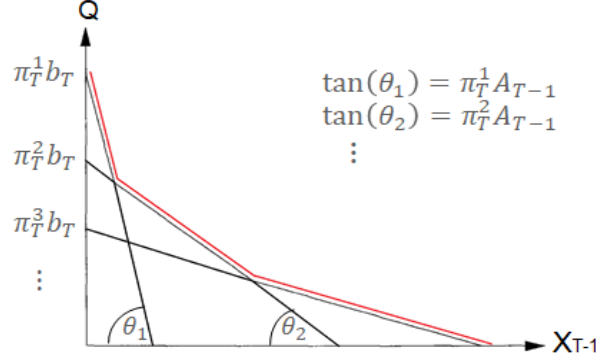


Figura 2.17: Construcción de la función de costo en el problema dual.

Desde luego, con esta técnica quedaría totalmente determinada la función $Q_{T-1}(x_{T-1})$, aunque no siempre es sencillo conocer todos los vértices que definen al conjunto π_T , por lo que se puede optar por resolver el problema (2.19) con un subconjunto de estos vértices, considerando un $J \leq v$. Lo anterior permite encontrar una función $\tilde{Q}_{T-1}(x_{T-1})$ que es una aproximación de la función de costo de oportunidad real del agua que será usada en la etapa $T - 1$.

Esta construcción de la función de costos de oportunidad es una aplicación directa de los cortes de Benders [22] y se puede extender para los problemas (2.15) y (2.14) para conocer una aproximación de las funciones de costo de oportunidad del agua de cada etapa a través del uso de la dualidad. En particular, para las etapas $t = T, T - 1, \dots, 2$ se debe resolver recursivamente:

$$\begin{aligned}
\tilde{Q}_{t-1}(x_{t-1}) &= \min c_t^\top x_t + \tilde{Q}_t(x_t) & (2.20) \\
s.a. \quad \tilde{Q}_t(x_t) &\geq \pi_{t+1}^1 (b_{t+1} - A_t x_t) \\
&\vdots \\
\tilde{Q}_t(x_t) &\geq \pi_{t+1}^J (b_{t+1} - A_t x_t)
\end{aligned}$$

Donde para $t = T$, $\tilde{Q}_t(x_t) = 0$. De esta manera, conocidos los costos de oportunidad de cada etapa, se pueden resolver secuencialmente los problemas primales desde la etapa $t = 1$ hasta la etapa $t = T$, usando la solución óptima de la etapa anterior (en el caso de la primera etapa se debe definir un x_0 factible, pues no tiene etapa anterior). Una vez que se obtienen las

soluciones x_t , se agrega un nuevo vértice de π_t para aproximar de mejor manera las funciones de costo de oportunidad $Q_t(x_t)$. Luego, se vuelven a obtener las soluciones óptimas de cada etapa (ahora mejoradas) y se repite el mismo proceso hasta que se cumpla algún criterio de convergencia o parada.

Al proceso de ir calculando, secuencialmente, las soluciones óptimas de los problemas primales de las etapas $t = 1, 2, \dots, T$ y de actualizar las funciones de costo de oportunidad del agua con los problemas duales de las etapas $t = T - 1, T - 2, \dots, 1$, se le conoce como **algoritmo de programación dinámica dual**. Un pseudo código del algoritmo es el que sigue.

• **Paso 0: Inicialización**

- i. Se escoge una solución óptima inicial para el problema de primera etapa $x_0^* = 0$.
- ii. No hay información sobre los vértices de π_t , por lo que se toma $J = 0$, lo cual indicará el número de iteraciones del algoritmo.
- iii. Para encontrar la primera tanda de soluciones óptimas, se toma $\tilde{Q}_t(x_t) = 0 \forall t = 1, \dots, T$.
- iv. Se escoge una cota superior para la solución del problema que se está resolviendo con $\bar{z} = \infty$.
- v. Se escoge una tolerancia $\varepsilon > 0$ para detener el algoritmo.

• **Paso 1: Recursión hacia adelante**

Iterar para $t = 1, 2, \dots, T$:

- i. Se resuelve el problema primal de minimización de costos de la etapa t :

$$\begin{aligned} \min \quad & c_t^\top x_t + \tilde{Q}_t(x_t) \\ \text{s.a.} \quad & A_t x_t \geq b_t - A_{t-1} x_{t-1}^* \\ & \tilde{Q}_t(x_t) \geq \pi_{t+1}^j (b_{t+1} - A_t x_t) \end{aligned} \quad (2.21)$$

$\forall j = 1, \dots, J$, excepto para $t = T$, en donde $\tilde{Q}(T) = 0$.

- ii. Se guarda la solución óptima como x_t^* .
- iii. Se calcula una cota superior para el problema de optimización, tomando el costo económico directo del despacho hidrotérmico:

$$\bar{z} = \sum_{t=1}^T c_t^\top x_t^* \quad (2.22)$$

- iv. Se calcula una cota inferior para el problema de optimización, tomando el costo de la primera etapa con la función de costos de oportunidad aproximada:

$$z = c_1^\top x_1^* + \tilde{Q}_1(x_1^*) \quad (2.23)$$

- v. Si $\bar{z} - z \leq \varepsilon$ se detiene el algoritmo. Si no, $J = J + 1$ y se procede al Paso 2.

• **Paso 2: Recursión hacia atrás**

Iterar para $t = T, T - 1, \dots, 2$:

i. Se resuelve el problema primal de minimización de costos de la etapa t :

$$\begin{aligned} \min \quad & c_t^\top x_t + \tilde{Q}_t(x_t) \\ \text{s.a.} \quad & A_t x_t \geq b_t - A_{t-1} x_{t-1}^* \\ & \tilde{Q}_t(x_t) \geq \pi_{t+1}^j (b_{t+1} - A_t x_t) \end{aligned} \quad (2.24)$$

$\forall j = 1, \dots, J$, excepto para $t = T$, en donde $\tilde{Q}(T) = 0$.

- ii. Se guarda el dual de la restricción $A_t x_t \geq b_t - A_{t-1} x_{t-1}^*$ como π_t^j y se usa para formar la restricción de $\tilde{Q}_{t-1}(x_{t-1})$ que será utilizada en la etapa $t - 1$.
- iii. Volver al Paso 1.

2.5. Programación dinámica dual estocástica

Una de las complicaciones del algoritmo de programación dinámica dual es que asume que todos los parámetros que influyen en las variables de decisión del problema son conocidos, lo cual dista de la realidad, ya que parámetros como los afluentes de las etapas futuras o la variabilidad de la demanda, están también asociadas a incertidumbre.

Así entonces, lo que busca el **algoritmo de programación dual estocástica** es incorporar el efecto de estas incertidumbres en las funciones de costo de oportunidad del agua a través del valor esperado. En particular, este algoritmo se centra en resolver el mismo problema de antes, pero teniendo en cuenta todas las series hidrológicas de agua posibles:

$$\min_{\substack{A_1 x_1 = b_1 \\ x_1 \geq 0}} c_1^\top x_1 + \mathbb{E} \left[\min_{\substack{A_1 x_1 + A_2 x_2 \\ x_2 \geq 0}} c_2^\top x_2 + \mathbb{E} \left[\cdots + \mathbb{E} \left[\min_{\substack{A_{T-1} x_{T-1} + A_T x_T = b_T \\ x_T \geq 0}} c_T^\top x_T \right] \right] \right] \quad (2.25)$$

Para ello, se define una serie finita y discreta de $s = 1, \dots, N$ escenarios que permitan modelar el continuo de posibles escenarios³⁴ reales a los que se puede enfrentar el sistema en un futuro (afluentes, niveles de generación eólica y solar, etc). Se asume que los escenarios son independientes en el tiempo, esto es, las variables aleatorias que definen un escenario de etapa $t+1$ son independientes de las variables aleatorias correspondientes a un escenario de la etapa t . Por simplicidad, se asumirá también que los escenarios son equiprobables. Con estos supuestos, y recordando que los procesos de decisión son secuenciales, el problema (2.25) se puede desacoplar $\forall s = 1, \dots, N$ como:

- Problema de minimización de costos de la etapa 1:

$$\begin{aligned} \min \quad & c_1^\top x_{1,s} + Q_1 \\ \text{s.a.} \quad & A_1 x_{1,s} \geq b_{1,s} \end{aligned} \quad (2.26)$$

- Problema de minimización de costos de la etapa $t = 2, \dots, T - 1$:

$$\begin{aligned} Q_{t-1}(x_{t-1,s}) = \min \quad & c_t^\top x_{t,s} + Q_t \\ \text{s.a.} \quad & A_t x_{t,s} \geq b_{t,s} - A_{t-1} x_{t-1,s} \end{aligned} \quad (2.27)$$

³⁴ Desde luego, esta muestra de escenarios no necesariamente recoge a todos los escenarios posibles.

- Problema de minimización de costos de la etapa T :

$$Q_{T-1}(x_{T-1,s}) = \min c_T^\top x_T \quad (2.28)$$

$$s.a. A_T x_{T,s} \geq b_{T,s} - A_{T-1} x_{T-1,s}$$

En donde la función de costos futuros de cada etapa se define como el valor esperado de los costos futuros asociados a cada escenario:

$$Q_t = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N Q_t(x_{t,s}) \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (2.29)$$

Si bien el algoritmo SDDP agrega probabilidades al algoritmo DDP, el algoritmo resultante es bastante similar. En un modelo de despacho estocástico, la aproximación lineal de la función de costos futuros se realiza tomando el valor esperado de las aproximaciones lineales de las funciones de costos de cada escenario, las que a su vez se obtienen siguiendo la estrategia ya descrita en la programación dinámica dual de los modelos deterministas. Concretamente, el algoritmo propuesto en [23, 24] sigue la siguiente estructura.

- **Paso 0: Inicialización**

- Se escoge una solución óptima inicial para el problema de primera etapa $x_0^* = 0$.
- Se inician iteraciones con $J = 0$.
- Se toma $\tilde{Q}_t = 0 \quad \forall t = 1, \dots, T, \quad \forall s = 1, \dots, N$.
- Se escoge una cota superior para la solución del problema que se está resolviendo con $\bar{z} = \infty$.

- **Paso 1: Recursión hacia adelante**

Repetir para $t = 1, 2, \dots, T$, y para $s = 1, 2, \dots, N$:

- Se resuelve el problema primal de minimización de costos de la etapa t :

$$\min c_t^\top x_{t,s} + \tilde{Q}_t \quad (2.30)$$

$$s.a. A_t x_{t,s} \geq b_{t,s} - A_{t-1} x_{t-1,s}^*$$

$$\tilde{Q}_t \geq \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \pi_{t+1,s}^j (b_{t+1,s} - A_t x_{t,s})$$

$\forall j = 1, \dots, J$, excepto para $t = T$, en donde $\tilde{Q}_T = 0$.

- Se guarda la solución óptima como $x_{t,s}^*$.
- Se calcula una cota superior para el problema de optimización, tomando valor esperado del costo económico directo del despacho hidrotérmico:

$$\bar{z} = \sum_{t=1}^T \left(\frac{1}{N} \sum_{s=1}^N c_t^\top x_{t,s}^* \right) \quad (2.31)$$

- Se calcula una cota inferior para el problema de optimización, tomando el valor esperado del costo de la primera etapa:

$$\underline{z} = \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N c_1^\top x_{1,s}^* + \tilde{Q}_t \quad (2.32)$$

- v. Se calcula la desviación estándar entre el esperado del coste del despacho hidrotérmico y el valor del coste del despacho hidrotérmico en el escenario s :

$$\sigma_z = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \left(\bar{z} - \sum_{t=1}^T c_t^\top x_{t,s}^* \right)^2} \quad (2.33)$$

- vi. Si $\bar{z} - \underline{z} \leq \frac{\sigma_z}{\sqrt{N}}$ se detiene el algoritmo. Si no, $J = J + 1$ y se procede al Paso 2.

• **Paso 2: Recursión hacia atrás**

Repetir para $t = T, T - 1, \dots, 2$, y para $s = 1, 2, \dots, N$:

- i. Se resuelve el problema primal de minimización de costos de la etapa t :

$$\begin{aligned} \min \quad & c_t^\top x_{t,s} + \tilde{Q}_t \\ \text{s.a.} \quad & A_t x_{t,s} \geq b_{t,s} - A_{t-1} x_{t-1,s}^* \\ & \tilde{Q}_t \geq \frac{1}{N} \sum_{s=1}^N \pi_{t+1,s}^j (b_{t+1,s} - A_t x_{t,s}) \end{aligned} \quad (2.34)$$

$\forall j = 1, \dots, J$, excepto para $t = T$, en donde $\tilde{Q}(T) = 0$.

- ii. Se guarda el dual de la restricción $A_t x_{t,s} \geq b_{t,s} - A_{t-1} x_{t-1,s}^*$ como $\pi_{t,s}^j$ y se usa para formar la restricción de \tilde{Q}_{t-1} que será utilizada en la etapa $t - 1$.
- iii. Volver al Paso 1.

2.6. Convergencia de los algoritmos DDP y SDDP

La convergencia del algoritmo SDDP (y por ende del DDP, que es un caso particular) está siempre garantizada en la medida que los conjuntos sobre los que se está trabajando (función objetivo y restricciones asociadas) sean convexos [25, 26]. No obstante, puede darse el caso en el que se desee resolver problemas que incorporen no convexidades en su formulación, como es el caso de los problemas de programación entera mixta (usados por ejemplo, en problemas de predespacho) y de los problemas con restricciones bilineales (usadas por ejemplo, para modelar el efecto de la altura del agua de los embalses en la generación de potencia); para dichos casos la convergencia del algoritmo SDDP está garantizada [27, 28], pero mediante la utilización de cortes de lagrange en el caso de los problemas de programación entera mixta y funciones convexas auxiliares en el caso de las restricciones bilineales.

Sin perjuicio de lo anteriormente expuesto, actualmente, se desconoce si los problemas no convexos entregan soluciones factibles usando el algoritmo SDDP (o adaptaciones de este), y si es que las hay, no se conoce si estas serán siempre óptimas [29].

2.7. Aplicaciones y desafíos del algoritmo SDDP

Desde su publicación en 1991, el algoritmo SDDP de Pereira y Pinto [23] ha sido ampliamente discutido y analizado en la literatura, ya que constituye una solución sencilla a un problema tan complejo como lo es anticiparse de la mejor manera posible a un futuro incierto. Es por esto mismo, que este es uno de los métodos más usados en el mundo para resolver los problemas de despacho hidrotérmico.

A continuación, se discutirán algunas modificaciones que se le han incorporado a este algoritmo para abordar distintas clases de problemas de la manera más eficiente posible en lo que respecta a complejidad y tiempos de cómputo. En particular se comentará cómo se está aplicando el algoritmo en algunas partes del mundo y cuáles son las limitantes y problemas actuales de este que quedan por resolver.

2.7.1. Aplicación del algoritmo SDDP en Brasil

El sistema de generación eléctrico de Brasil está conformado en más de un 80 % por fuentes renovables, de las cuales la mayoría son hidroeléctricas [30]. En vista de dicho antecedente y tras la publicación de Pereira y Pinto [23], en 1991 CEPEL propone usar el algoritmo SDDP para la asignación óptima de los recursos de generación en la planificación de la operación a largo y mediano plazo de este país. Para el año 1993 CEPEL amplió la formulación general de dicho algoritmo, reemplazando la formulación de variables aleatorias con distribución normal para los afluentes de los embalses por tendencias hidrológicas, dando inicio a un modelo que fue denominado “NEWAVE”. No fue hasta 1998 que, tras la puesta en marcha de una nueva línea de transmisión que conectaba los subsistemas Norte/Noreste y Sur/Sureste de Brasil (que hasta entonces funcionaban independientemente), se utilizó por primera vez el modelo NEWAVE, siendo en ese momento el único modelo capaz de resolver un problema de coordinación hidrotermal de gran envergadura. Desde entonces, Brasil se posicionó como un país pionero en el manejo de problemas hidrotérmicos.

En su versión simplificada, el modelo “NEWAVE” usado actualmente en Brasil, posee las siguientes características:

- El problema de planificación de la operación a largo plazo se representa como un problema de programación lineal estocástica de varias etapas. Su objetivo es minimizar el valor esperado del coste de operación durante un periodo de planificación que varía de 5 a 30 años, a pasos mensuales, dado un estado inicial conocido del sistema.
- Los costes de combustible y las penalizaciones por fallos en el suministro de demanda componen el coste de operación c^T de la función objetivo de cada etapa.
- Las centrales hidroeléctricas que componen una determinada zona se agrupan en embalses equivalentes con el fin de reducir el número de restricciones del modelo y, por ende, su complejidad.
- Las incertidumbres sobre las entradas de agua se modelan mediante un modelo autorregresivo periódico de orden p : los afluentes de todo periodo están relacionados matemáticamente con los afluentes de los $i = 1, \dots, p$ periodos anteriores.

Una de las principales innovaciones que ha traído el modelo NEWAVE es la forma de agrupar centrales hidroeléctricas en una central equivalente sin perder la información de las cuencas hidrográficas que definen a cada central hidroeléctrica y, por ende, la información necesaria para decidir si una solución óptima del problema del despacho es implementable o no. La solución propuesta sigue dos enfoques:

- **Aumento del número de centrales equivalentes:** se usan tantas centrales equivalentes como sean necesarias para representar la diversidad del comportamiento hidrológico de las cuencas, pero manteniendo el mismo número de subsistemas en las que se encuentran agrupadas estas centrales. Con esto, no hay modificación en la estructura de precios spot ni infactibilidades para implementar soluciones óptimas en el problema de despacho.
- **Modificación del problema según escala temporal:** si se desea tener total certeza del comportamiento individual de cada unidad generadora, es posible evitar el excesivo aumento del cálculo computacional si se acorta el horizonte de tiempo (ver Figura 2.18) para el cual se desee modelar cada central hidroeléctrica por separado.

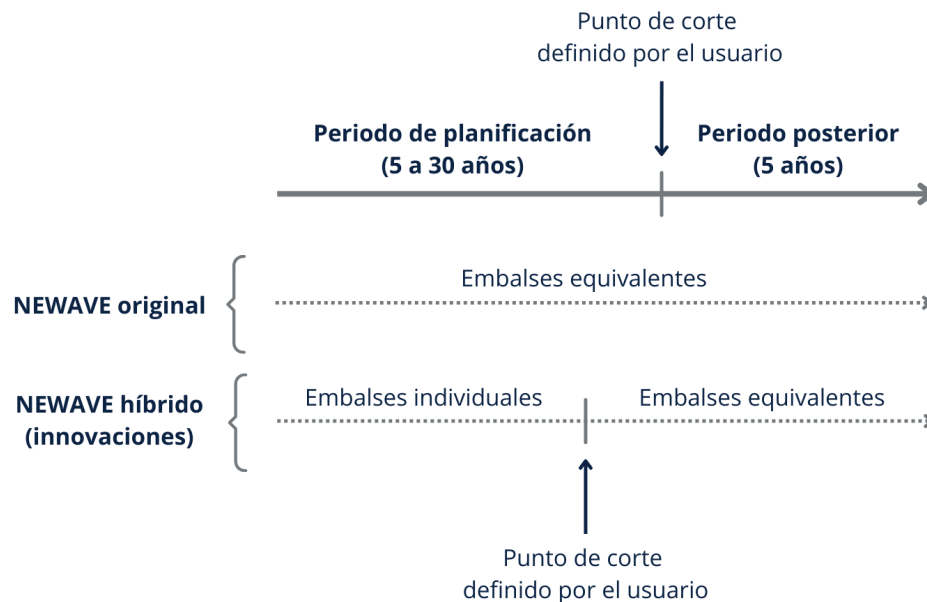


Figura 2.18: Diagrama esquemático del modelo NEWAVE con modificación de escala temporal [30].

Por otro lado, como no conviene mantener este nivel de detalle durante todo el horizonte temporal original, lo que se hace es que después de un cierto tiempo (corto plazo), se vuelve a utilizar el modelo de las centrales hidroeléctricas equivalentes (aumentadas en número, como fue antes explicado), lo cual permite obtener la mejor solución para el problema de representación de afluentes (ver Figura 2.19) y condiciones más restrictivas y realistas en cada planta.

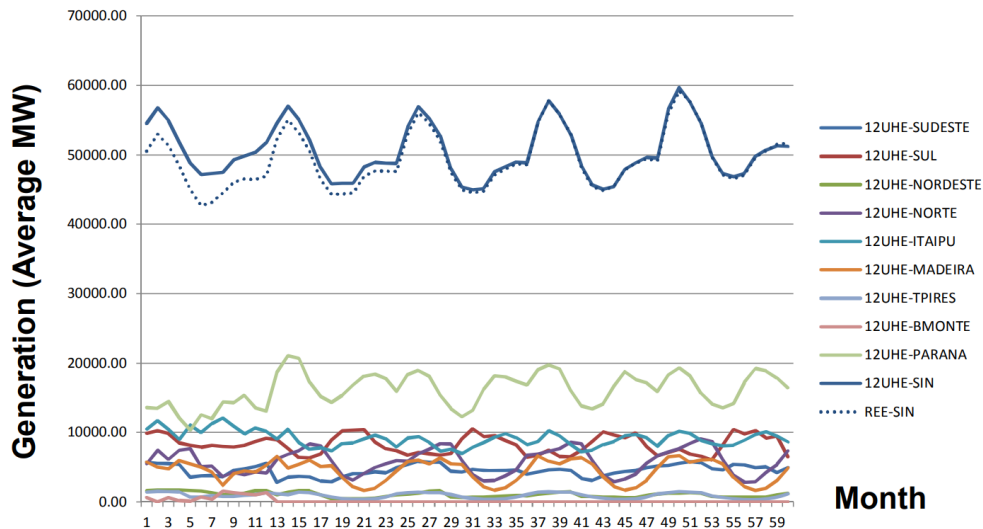


Figura 2.19: Simulación de generación hidroeléctrica prevista usando las dos modificaciones [30].

Pese a que el modelo NEWAVE tiene amplia trayectoria, sigue estando en constante modificación acorde a las necesidades de Brasil. De hecho, una de sus problemáticas, aunque no una crucial, consiste en cómo manejar las ventanas de tiempo para incluir los efectos de la variabilidad en la generación de las centrales fotovoltaicas y eólicas. Esto se debe al bajo porcentaje que estas tecnologías de generación representan en la matriz energética de Brasil y al hecho de que gran parte de la generación de energía eléctrica en Brasil proviene de las centrales hidroeléctricas (existe el recurso suficiente para tener flexibilidad). Pese a lo anterior, resultaría de crucial interés conocer lo que sucede con este tipo de tecnologías en países que cuenten con un recurso hídrico de menor proporción o más escaso.

2.7.2. Aplicación del algoritmo SDDP en Noruega

A diferencia de Brasil, Noruega posee un modelo de planificación del despacho hidroeléctrico de mediano plazo (estacional) y no de largo plazo [31]. Si bien existen algunas diferencias entre la historia del modelo Noruego y la formulación de sus restricciones respecto al modelo utilizado en Brasil, se pueden sintetizar algunas diferencias sustanciales en el siguiente listado:

- Noruega no utiliza modelos de reservorios equivalentes.
- El modelo de afluentes de agua en Noruega es autorregresivo de orden 1, esto es, que los afluentes de cada etapa son función de los afluentes de la etapa anterior.
- Brasil propone dos métodos (muestreo selectivo aleatorio simple y muestreo selectivo) para calcular escenarios de afluentes, pero Noruega lo realiza tomando el perfil histórico de los afluentes, ya que estos se encuentran bien estudiados y suelen variar poco (estacionalmente).
- Diferencias sutiles en el planteamiento de restricciones matemáticas de los problemas de despacho hidrotérmico resueltos.

Una de las grandes ventajas que trae el modelo de Noruega, es que existe la posibilidad de eliminar un conjunto tentativo de restricciones del problema de optimización (generalmente aquellas que son redundantes) y se van reincorporando al modelo solo aquellas que hagan que el problema a resolver sea factible nuevamente. Esta relajación del problema permite reducir los costos computacionales y obtener la misma solución óptima, aunque menos exigente en términos de satisfacción de restricciones técnicas.

En la práctica, esta relajación se hace con la ecuación de inventario de los embalses, la cual establece una relación matemática entre el volumen al final de la etapa actual v_{t+1} , el volumen disponible en el embalse v_t , el volumen afluente a_t , el volumen turbinado x_t y el volumen vertido q_t :

$$v_{t+1} = v_t + a_t - x_t - q_t \quad (2.35)$$

Puesto que los volúmenes de cada etapa tienen límites técnicos asociados (capacidades mínimas y máximas), se relaja la restricción de volumen máximo, ya que normalmente estas nunca son superadas. No obstante, esta técnica se podría extender para otras restricciones.

Además de esta ventaja, el algoritmo SDDP de Noruega presenta una velocidad de partida mucho más eficiente que la del algoritmo original, lo cual es de vital importancia si se desea reducir el costo computacional para resolver un problema de despacho hidrotérmico. En particular, el algoritmo SDDP original solicita que en su punto de partida se tome $\tilde{Q}_t = 0$ o que de plano no exista restricción alguna para \tilde{Q}_t (inicio del algoritmo), esto provoca que en las primeras iteraciones del algoritmo la aproximación de la función de costo de oportunidad del agua sea bastante lejana a la óptima (pues en la realidad los costos nunca son 0). La idea entonces resulta en escoger un escenario de afluentes lo más cercano posible al promedio de afluentes de todos los escenarios (ver Figura 2.20) y se resuelve el problema de despacho para dicho escenario para, posteriormente, usar los duales de dicha solución para encontrar un \tilde{Q}_t mucho más cercano al real. Esto, finalmente, provoca que el algoritmo se anticipe al valor real de la función de costo de oportunidad en sus primeras iteraciones, convergiendo mucho más rápido, tal y como se aprecia en la Figura 2.21.

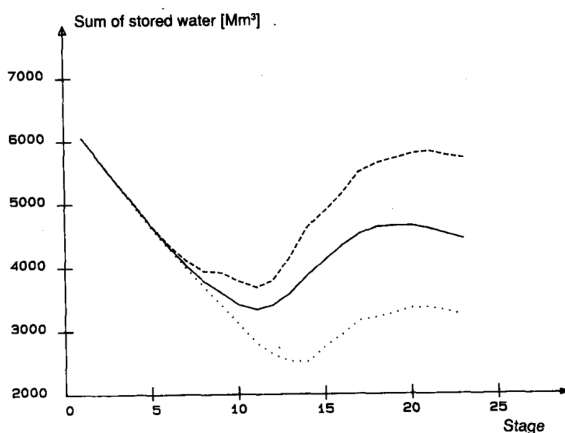


Figura 2.20: Elección de escenario promedio en SDDP Noruego. [31].

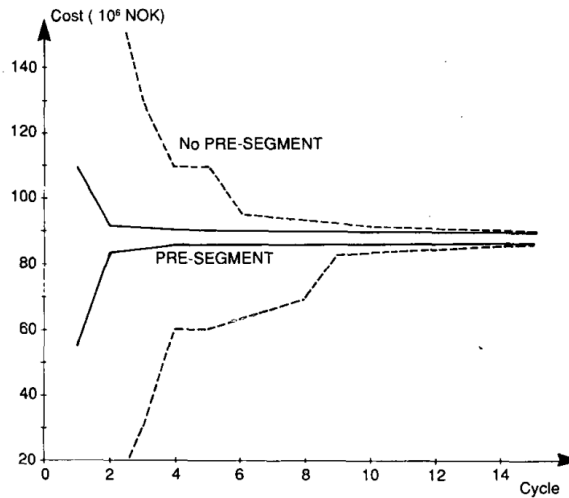


Figura 2.21: Comparación de convergencia entre el SDDP original y el No-ruego. [31].

Pese a las grandes ventajas introducidas en el modelo SDDP de Noruega, aún se tienen complejidades en identificar cuáles son las restricciones que deben ser relajadas, sobre todo si se considera que dicho país cuenta con un gran número de centrales hidroeléctricas, en las que la mayoría aporta energía casi de forma equitativa. Desde luego, esto no es un problema en sistemas eléctricos en las que las centrales hidroeléctricas son más diversas (que no necesariamente aportan en forma equitativa) y no tan abundantes (como podría ser el caso Chileno), pero si limitan bastante las restricciones que se pueden relajar y, en caso de poder hacerlo, dichas relajaciones podrían afectar la forma en la que las centrales hidroeléctricas aportan la flexibilidad en el sistema eléctrico.

2.7.3. Inclusión de sistemas de almacenamiento en SDDP

La puesta en marcha planes de integración masiva de ERNC en una matriz energética incorpora el gran desafío de la gestión del exceso de energía, siendo los sistemas de almacenamiento de baterías una solución atractiva. Desde luego, debido a que la masificación de este tipo de tecnología es un fenómeno reciente y que está ocurriendo de forma progresiva, la publicación de artículos académicos relacionados con la inclusión de baterías en problemas de despacho hidrotérmico es, también, relativamente nueva.

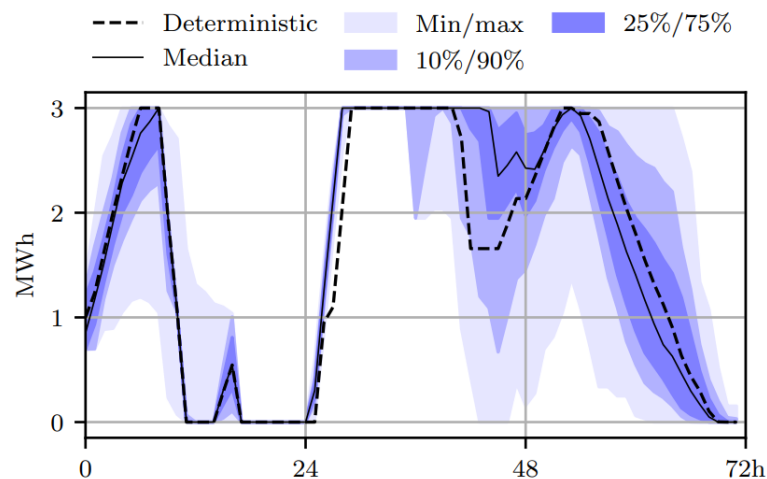
En [32], se discute un problema de despacho hidrotérmico (de corto plazo) con incorporación de un sistema de baterías para Burkina Faso, un país de África occidental que cuenta con una gran cantidad de proyectos fotovoltaicos y con problemas de suficiencia para satisfacer su demanda eléctrica. Entre los resultados más relevantes de dicho trabajo, destacan:

- Económicamente hablando, el algoritmo SDDP permite obtener una solución del despacho hidrotérmico mucho más eficiente, que aquella que no considera los costos futuros del agua en su modelación (como ocurre en la primera iteración del paso hacia adelante del algoritmo SDDP). En particular, el valor de la función objetivo de dicho problema es un 30,9% más económica al ser resuelto con el algoritmo SDDP.

- Aumentar el horizonte de planificación en el algoritmo SDDP (con inclusión de sistemas de almacenamiento) conlleva un incremento aproximadamente lineal de los tiempos de cómputo. En particular, incrementar el horizonte de planificación al cuádruple, incurrió en un incremento del 76,3%.
- En el algoritmo SDDP, la ecuación de inventario del estado de carga del sistema de baterías se implementa de forma totalmente análoga a la ecuación de inventario del volumen de los embalses considerados.
- El algoritmo SDDP permite resolver adecuadamente el *trade-off* entre generar durante el día la mayor cantidad de energía a bajo costo y, durante ese mismo periodo, guardar la suficiente energía para evitar despachar energía térmica de alto costo durante las horas de noche, cuando, por ejemplo, no es posible importar energía desde el exterior.

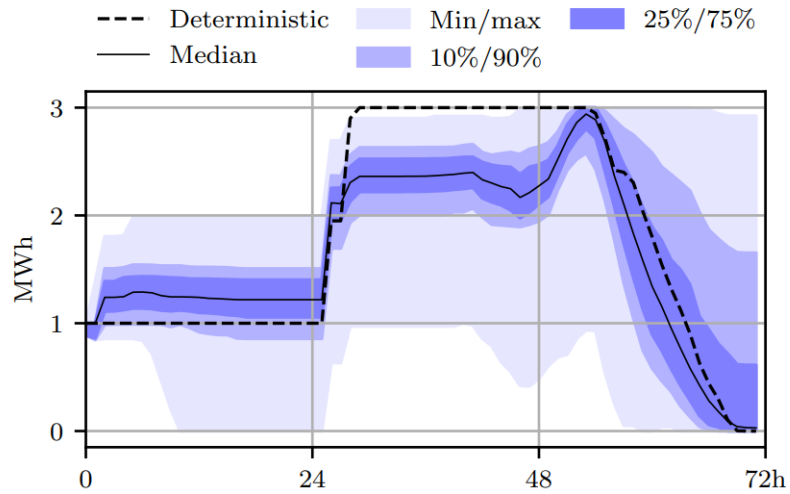
Una contribución importante respecto al modelamiento de sistemas de almacenamiento por baterías, es la realizada en [33]. En dicho trabajo, se discute la importancia de modelar los ciclos de vida de las baterías en los problemas de despacho hidrotérmico, ya que, de no hacerlo, se puede incurrir en errores de previsión en la carga y descarga de las baterías, los que, eventualmente, pueden provocar un encarecimiento del costo de operación del sistema y un envejecimiento prematuro de las baterías.

Como solución a la problemática anterior, en [33] se plantea utilizar condiciones de borde para modelar el estado de carga de la batería y, adicionalmente, utilizar una función que penalice económicamente los ciclos completados por la batería durante su operación en el despacho. De este modo, se obtienen cargas y descargas de las baterías mucho menos agresivas, extendiendo la vida útil de estas y evitando el problema económico de previsión anteriormente mencionado, tal y como se ilustra en la Figura 2.22.



(a) Sin degradación modelada.

Figura 2.22: Comparación del comportamiento de la batería con y sin degradación por ciclo [33].



(b) Con degradación modelada.

Figura 2.22: Comparación del comportamiento de la batería con y sin degradación por ciclo [33].

2.7.4. Situaciones por resolver

Dentro de la literatura consultada, se mencionan los distintos alcances y limitaciones que tiene el algoritmo SDDP, los cuales están enfocados principalmente en el modelamiento de ciertas restricciones, problemas de granularidad y tiempos de cómputo. No obstante, existen otras problemáticas para este algoritmo a las cuales no se les ha hecho el suficiente énfasis, entre ellas destacan:

2.7.4.1. Flexibilidad en caso de alta penetración de ERNC

Las ERNC se integrarán cada vez más en los sistemas eléctricos conforme a la baja sostenida de sus costos de inversión, el avance en las políticas de sostenibilidad energética y el beneficio económico que incorporan en la operación del sistema. No obstante, la confiabilidad de los SEP exige que estos sean capaces de compensar la variabilidad presente en este tipo de tecnologías con fuentes de energía flexibles, por ejemplo, mediante el uso de centrales hidroeléctricas o térmicas. Esto constituye un gran desafío, pues no es claro el tamaño que se debe asignar a las ventanas de tiempo del modelo del sistema, de modo de que se alcance un equilibrio entre la calidad de la solución obtenida y la complejidad computacional del problema de despacho hidrotérmico [29].

Por otro lado, existe un segundo reto en lo que se refiere a flexibilidad del sistema, el cual está ligado a cómo se deben determinar las reservas que puede proporcionar cada generador del sistema ante la existencia de unidades de almacenamiento de larga duración, de las que se sabe que ganarán más protagonismo en la integración de recursos renovables. Particularmente, uno de los problemas consiste en ver como compiten las centrales de embalse y los sistemas de almacenamiento en el aporte de flexibilidad y cómo cambia esta respuesta según el nivel de integración de almacenamiento.

2.7.4.2. Incertidumbre del caudal hidráulico y cambio climático

Se ha visto que el problema de despacho hidrotérmico puede modelar la incertidumbre de los afluentes de diversas maneras, dando grados de realismo a la calidad de la solución obtenida: si el modelo considerado es más cercano a la realidad, es razonable tener mejores decisiones de almacenamiento de agua a lo largo del tiempo. Pese a esto, no todos los modelos de incertidumbre conducen a decisiones eficientes de despacho, ya que según como evolucionen los afluentes en el tiempo, la ventaja o desventaja de un modelo puede variar.

Como se ha ejemplificado en el caso de Brasil y Noruega, suelen existir dos vertientes para el modelamiento de la incertidumbre hidrológica: considerar que los afluentes se comportan como una variable aleatoria que distribuye normalmente, o bien, considerar que los afluentes siguen la tendencia de los registros históricos. Evidentemente, al considerar una variable puramente aleatoria, se pierde parte del comportamiento real de los afluentes, como lo son los periodos de deshielo, tendencias de sequía, etc. Por otro lado, al considerar los registros históricos se puede cometer un sesgo a la hora de estimar los afluentes futuros del sistema, pues un registro histórico no tiene por qué volver a repetirse, más aún si se considera el efecto del cambio climático. De hecho, muchos países están experimentando sequías extremas (caso de Chile y otros países de Latinoamérica), mientras que otros experimentan tormentas y huracanes con mayor frecuencia³⁵, por lo que la elección de un modelo u otro podría no radicar necesariamente en una trivialidad.

Además de lo anterior y, particularmente para el caso chileno, surge la pregunta de qué tan importante es modelar la incertidumbre hidrológica en los próximos años o en un problema de expansión del parque de generación, dado que el porcentaje de participación de las centrales de embalse en el despacho, se está reduciendo (por la entrada masiva de proyectos ERNC y el cese de construcciones de proyectos de embalse desde el rechazo del proyecto hidroaysén). Este trabajo no tiene en consideración el efecto ya mencionado (debido a que el porcentaje de participación de los embalses aún es significativo y no se está considerando la expansión del parque de generación), pero es posible que trabajos posteriores a este si deban hacerlo, por ejemplo, mediante la implementación de un punto de corte dentro del periodo de planificación del despacho, a partir del cual, se deje de considerar la incertidumbre hidrológica.

³⁵ Naciones Unidas Chile, agosto de 2021. El cambio climático se ensañará con América Latina: récord de huracanes y sequías severas, entre otros fenómenos extremos. [En línea]. Disponible en: <https://chile.un.org/es/140474-el-cambio-climatico-se-ensanara-con-america-latina-record-de-huracanes-y-sequias-severas>

Capítulo 3

Metodología

3.1. Herramientas de programación

Para implementar la metodología del algoritmo SDDP (ver sección 2.5) y las ecuaciones del problema de despacho hidrotérmico desarrollado en el presente trabajo, se utilizó el software Pyomo, el cual consiste en un paquete específico para la escritura de problemas de optimización en el lenguaje de programación Python. La solución del problema se realizó con el solver Coin Branch and Cut (CBC), pues es uno de los mejores en la resolución de problemas lineales y al ser de código abierto³⁶, permite que este trabajo pueda ser utilizado como apoyo para la realización de estudios o trabajos futuros dentro de SysteP.

El desarrollo del modelo utilizado en este trabajo ha tenido en consideración que los tiempos de cómputo de los problemas de optimización crecen en la medida que el modelamiento es más realista, por lo que toda incorporación de realismo que fue realizada al modelo (aumento de granularidad temporal, número de centrales o cantidad de años simulados) fue tratada primero con el problema de despacho determinista³⁷. Esto ha permitido, entre otras cosas, garantizar tiempos de cómputo razonables para la generación y verificación de resultados ante cualquier cambio realizado al modelo. Sin perjuicio de lo anterior, los resultados finales han sido generados con la incorporación del algoritmo SDDP con el fin de dar estudio a la versión más realista del modelo.

La modelación del problema de despacho hidrotérmico del presente trabajo fue realizada usando el concepto de los problemas maestro-esclavo. Concretamente, el modelo implementado posee un problema maestro que ordena resolver un problema esclavo 967.680 veces (24.192 etapas de despacho para 20 escenarios hidrológicos, para cada ejecución hacia adelante y atrás del algoritmo SDDP) para cada iteración del algoritmo SDDP del problema horario. El problema esclavo del modelo (de un escenario específico, de una etapa específica) cuenta con 175 variables (número es menor si se cuentan cuando están escritas en forma de vector), 181 restricciones (sin considerar restricciones de no negatividad) y 1 restricción adicional por cada iteración del algoritmo SDDP que es completada.

³⁶ Que no requiere membresía o pago de alguna suscripción a un ente privado.

³⁷ Aquel que puede resolverse con el algoritmo DDP.

3.2. Datos de entrada del modelo y supuestos

A continuación se describirá el tratamiento dado a los datos de entrada y las simplificaciones que fueron consideradas durante el desarrollo del presente trabajo, con el fin de disponer de todas las herramientas necesarias para entender la formulación misma del modelo implementado.

3.2.1. Tasa de descuento

Se define la tasa social de descuento como el costo de oportunidad que ve el país cuando utiliza recursos para financiar proyectos y su valor es de un 6 % anual³⁸.

Como el problema de despacho considera la toma de decisiones varias veces el día, se usó la tasa de anual de descuento r_a en un formato mucho más amigable (para la formulación del modelo). Particularmente, mediante la fórmula de conversión entre tasas compuestas se obtuvo una tasa social horaria de descuento r_h equivalente a la tasa de descuento del 6 % anual, tal y como se ilustra en la ecuación (3.1).

$$(1 + r_a)^1 = (1 + r_h)^{8.760} \Rightarrow r_h = 0,000665 \% \quad (3.1)$$

3.2.2. Unidades generadoras modeladas y criterios de reducción

En este trabajo se resuelve un problema de despacho eléctrico que toma decisiones varias veces al día durante una década, razón por la cual es poco práctico emular las más de 700 unidades generadoras con las que cuenta el SEN³⁹. Razón por la cual se ha optado por modelar 164 unidades térmicas (20 de biomasa, 23 de carbón, 89 de diésel y 31 de gas) y 4 unidades equivalentes para el resto de tecnologías no despachables (solar fotovoltaica, eólica, hidroeléctrica de pasada e hidroeléctrica de embalse).

La reducción del número de centrales fue realizada mediante la utilización de centrales equivalentes, esto es, centrales cuya capacidad de generación es la suma de las capacidades del grupo de centrales al cual representan. Los lineamientos bajo los cuales se definió el número de centrales ya mencionado, son:

3.2.2.1. Modelo de despacho uninodal

La utilización de un modelo de despacho uninodal en este trabajo tiene que ver con la intención de resolver un problema de despacho con muchos intervalos de decisión con una complejidad computacional aceptable. Si se modelan todas las TGV en sistema eléctrico uninodal, se observará una generación solar, eólica e hidroeléctrica promedio muy similar a la generación que mostraría una central equivalente para cada tipo de tecnología. Adicionalmente, en un modelo de despacho uninodal los excesos de generación no pueden ser redirigidos (no hay un sistema de transmisión) por lo que, respecto al aprovechamiento de vertimientos, la ventaja de modelar todas las TGV del sistema pierde relevancia.

³⁸ Ministerio de Desarrollo Social y Familia, marzo de 2021. Informe de precios Sociales. [En línea]. Disponible en http://sni.gob.cl/storage/docs/Precios_Sociales_Vigentes.pdf

³⁹ Coordinador Eléctrico Nacional, 2021. Infotécnica. [En línea]. Disponible en: <https://infotecnica.coordinador.cl>

3.2.2.2. Realismo de costos marginales

Uno de los aspectos cruciales de este trabajo es lograr una representación adecuada de los costos marginales, y cómo estos están relacionados con las cargas y descargas realizadas por los embalses y el sistema de almacenamiento. Como fue detallado en la sección 2.3.1, la lista de mérito organiza a las centrales de acuerdo a su costo variable, por lo que la solución obtenida será mucho más realista en la medida que la modelación de la operación del sistema sea lo más cercana a su operación real.

En el caso de las TGV, la decisión de reducción del número de centrales respecto a los costos marginales resulta irrelevante⁴⁰, pues las centrales de costo variable nulo participan siempre en el despacho. En el caso de las centrales térmicas, la reducción es posible, pero no tan sencilla. Si se considera que las centrales térmicas cuentan con diversas unidades generadoras, algunas de las cuales tienen el mismo tipo de tecnología de generación, entonces se vuelve posible agrupar a dichas unidades según su costo variable. Con esto, se logra reducir el número de unidades térmicas participantes del despacho (lo que no reduce el número de centrales) sin afectar el orden de mérito de la potencia despacha.

3.2.2.3. Generación distribuida

Las PMGD⁴¹ constituyen una parte importante del número de centrales que conforman el SEN, estando presentes en casi todas las tecnologías de generación. Debido a su baja capacidad instalada, las PMGD no aportan mucha relevancia individual en la lista de mérito (salvo en algunas puntas de demanda inusualmente altas). Es por el motivo anterior que se optó por crear dos centrales equivalentes PMGD por sector de generación térmica⁴² en el que están presentes. La primera central equivalente representa a las PMGD con más de 3 MW de capacidad instalada, mientras que la segunda representa a las centrales PMGD no consideradas en el primer grupo. Adicionalmente, en ambas centrales representativas se fija el costo de generación como el promedio de los costos variables del conglomerado respectivo, ponderado por la capacidad de las centrales que lo conforman.

3.2.3. Parque generador inicial

El presente modelo busca representar al SEN con 168 unidades generadoras (cuyo desglose fue expuesto anteriormente). Las centrales consideradas representan la capacidad instalada del sistema a junio de 2021, incluyendo además los proyectos que a la fecha de realización de este documento se encuentran en fase de atraso, más los proyectos que tienen planificada su puesta en servicio antes del inicio del año 2022 (detallados en [9]). El parque generador inicial del modelo es el que se muestra en la Figura 3.1.

⁴⁰ Suponiendo que el sistema no requiera niveles adicionales de reserva.

⁴¹ Medios de generación cuyos excedentes de potencia son menores o iguales a 9 MW y que están conectados al sector de distribución.

⁴² Dado que este modelo considera centrales equivalentes para todas las ERNC (las cuales ya incluyen en su capacidad el aporte de las PMGD), no es necesario tratar por separado las PMGD del tipo ERNC.

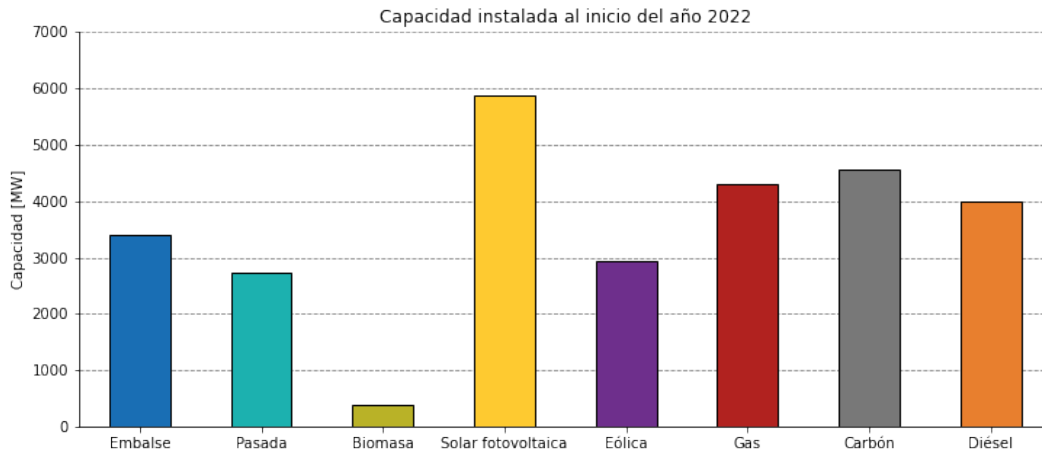


Figura 3.1: Parque generador inicial del modelo, año 2022.

Es importante destacar que dicho parque generador cambiará durante los primeros años de ejecución del modelo. Concretamente, se le irán adicionando las centrales (en su mes y año correspondiente) que tienen confirmada su entrada en operación para fechas posteriores al 2022 y se le irán restando las unidades de carbón que salgan conforme al plan de descarbonización modelado (ver sección 3.4.2).

3.2.4. Expansión del parque de generación

El modelo desarrollado en el presente trabajo considera la puesta en servicio de diversos tipos de plantas (fotovoltaicas, eólicas, hidroeléctricas de pasada o algunas tecnologías de generación térmica) desde el comienzo del horizonte de planificación del modelo (2022) hasta finales del tercer año de simulación (2024). Concretamente, se considera la entrada (en su momento respectivo) de los proyectos que ya están declarados en construcción por la CNE[9] a la fecha de la elaboración de este documento, dejando entonces fuera la incorporación de nuevas centrales (expansión de generación).

Es necesario resaltar que, dada la no incorporación de nuevos proyectos de generación, este problema se centrará en resolver un problema de operación, lo que significa que no se está analizando si el aumento de costos marginales en los distintos casos de estudio (discutidos en la sección 3.4) provocará el ingreso de nuevas unidades generadoras (dado que dichos costos marginales podrían pagar eventualmente el costo de desarrollo de tales unidades). De este modo, los resultados del presente trabajo son una cota superior a los costos reales que enfrentará el sistema en el futuro.

Sin perjuicio de lo anterior, la evolución del parque de generación modelado es idéntica en todos los casos de estudio (sin considerar los efectos de descarbonización), lo que permitirá hacer comparaciones adecuadas entre estos mismos, permitiendo, además, encontrar conclusiones válidas y realistas en cada uno de ellos.

3.2.5. Construcción del perfil eólico y solar

A partir de la operación diaria⁴³ de las centrales generadoras del SEN al año 2020, se puede extraer el factor de planta anual de las plantas solares y eólicas, el cual corresponde a la razón entre la energía anual generada por una central y la energía anual que generaría funcionando a capacidad máxima. Este factor permite indicar la utilización real de la capacidad instalada y puede usarse para la construcción de las centrales equivalentes.

Si se promedian los factores de planta de las centrales fotovoltaicas y eólicas, ponderando por la capacidad de generación de cada planta, entonces se pueden obtener los factores de planta promedio del SEN para estas dos tecnologías. Desde luego, se ha considerado la inclusión en este promedio solo a aquellas centrales del sistema que tuvieron su puesta en servicio al menos un año antes a la fecha de realización del cálculo (5 de noviembre de 2021). Esto con el fin de considerar ventanas de tiempo que capturen todas las variabilidades estacionales que se presentan a lo largo de un año y dar un valor más realista a los factores de planta.

Los perfiles solares y eólicos fueron escogidos teniendo en cuenta las centrales⁴⁴ que posean el factor de planta más cercano al factor de planta promedio del SEN. Esto con el fin de captar de buena manera el uso promedio del recurso solar y eólico. En la Tabla 3.1 se pueden apreciar las centrales que cumplen lo anteriormente mencionado en conjunto con algunos parámetros referenciales.

Tabla 3.1: Parámetros de las centrales representativas: eólica y fotovoltaica.

Tecnología	Central representativa	Capacidad (MW)	Factor de planta central representativa	Factor de planta promedio SEN
Eólica	Cuel	32,49	0,2968	0,2977
Solar fotovoltaica	Finis Terrae	137,31	0,2817	0,2834

Una vez conocidas las centrales que representarán la generación fotovoltaica y eólica, se toman los perfiles reales de energía disponible en las zonas de emplazamiento de dichos proyectos (para un año fijo) y se escalan por la razón entre la capacidad instalada de la tecnología eólica (o fotovoltaica) a nivel nacional y la capacidad de la central representativa. Esto con el fin de obtener la energía aprovechable de las centrales equivalentes del SEN⁴⁵. Este proceso se hace más claro observando las ecuaciones (3.2) y (3.3), cuya simbología puede ser consultada en la Tabla 3.2.

$$E_{a,m,d,h}^{eol} = \frac{Cap_{a,m}^{eol}}{32,49} \cdot E_{m,d,h}^{Cuel} \quad (3.2)$$

$$E_{a,m,d,h}^{fv} = \frac{Cap_{a,m}^{fv}}{137,31} \cdot E_{m,d,h}^{Finis\ Terrae} \quad (3.3)$$

⁴³ Coordinador Eléctrico Nacional. Operación real. [En línea]. Disponible en: <https://www.coordinador.cl/operacion/graficos/operacion-real/>

⁴⁴ Solo para las centrales de alta capacidad (que no son PMGD), para que el escalamiento de capacidad instalada sea adecuado al construir la central representativa.

⁴⁵ Desde luego, también es posible tomar el perfil real a nivel nacional considerando la suma de los perfiles de cada central, labor que, a priori, resulta compleja si no se disponen de todos los perfiles.

Tabla 3.2: Descripción de simbología de las ecuaciones (3.2) y (3.3).

Símbolo	Descripción
$E_{a,m,d,h}^{eol}$	Energía disponible de la central eólica equivalente en la hora h, del día d, del mes m, del año a.
$E_{a,m,d,h}^{fv}$	Energía disponible de la central fotovoltaica equivalente en la hora h, del día d, del mes m, del año a.
$E_{m,d,h}^{Cuel}$	Energía disponible del parque eólico Cuel en la hora h, del día d, del mes m.
$E_{m,d,h}^{Finis\ Terrae}$	Energía disponible del parque fotovoltaico Finis Terrae en la hora h, del día d, del mes m.
$Cap_{a,m}^{eol}$	Capacidad eólica instalada a nivel nacional en el mes m, del año a.
$Cap_{a,m}^{fv}$	Capacidad fotovoltaica instalada a nivel nacional en el mes m, del año a.

Desde luego, al hacer la división de estas energías por un intervalo de tiempo de una hora, se puede obtener, fácilmente, el perfil de potencia aprovechable⁴⁶ en cada hora para las centrales equivalentes.

3.2.6. Construcción de los perfiles hidrológicos

Lo que se está resolviendo en este trabajo es un modelo de despacho uninodal con una central representativa para la tecnología de embalse y de pasada. La capacidad de cada una de estas centrales corresponde, respectivamente, a la suma de las capacidades individuales de las centrales de embalse y pasada. De forma similar, también ocurre lo mismo con los afluentes que llegarán a cada una de estas centrales equivalentes (suma de afluentes).

Es importante destacar que estos afluentes equivalentes corresponden a una subestimación de los afluentes reales del SEN, pues este posee algunas centrales hidroeléctricas que se encuentran conectadas en serie⁴⁷ cuyos afluentes no han sido considerados en el modelo de centrales equivalentes por simplicidad en la aplicación del algoritmo SDDP. De esta manera, se tiene que los afluentes recibidos por las centrales hidroeléctricas equivalentes de embalse y pasada son únicamente los producidos por deshielos.

Los afluentes anteriormente mencionados han sido utilizados para construir series hidrológicas, con las cuales se ha emulado la estocasticidad en los afluentes del problema (escenarios hidrológicos equiprobables). Cabe destacar que estas series consisten en una selección de afluentes reales comprendidos entre un año inicial y uno final, los cuales se van escogiendo de forma cronológica y en loop (entre el año inicial y el final) hasta construir un vector de afluentes con la cantidad de años deseada.

Las series hidrológicas utilizadas han sido generadas a partir de los afluentes de deshielo históricos del SEN, de tal modo que el primer escenario hidrológico corresponde a la serie de afluentes de 2010-2019, el segundo escenario hidrológico a la serie de afluentes de 2009-2018, y así, consecutivamente hasta el vigésimo escenario hidrológico, que corresponde a la serie de afluentes de 1991-2000⁴⁸. La elección de dichos años busca captar la tendencia de sequía por la que ha estado atravesando el país en el último tiempo, dejando la posibilidad de la existencia de años húmedos. En la Figura 3.2 se muestra el registro histórico de energía

⁴⁶ Que, dadas las ecuaciones (3.2) y (3.3), no es mayor que la capacidad instalada de sus respectivas centrales representativas.

⁴⁷ Centrales que reciban como afluentes el agua turbinada por centrales aguas arriba.

⁴⁸ Así entonces, este modelo cuenta con 20 series hidrológicas, cada una de las cuales, contempla un registro de 10 años cronológicos de afluentes.

afuente del SEN, cuyas barras naranjas corresponden a las hidrologías consideradas en el modelo.

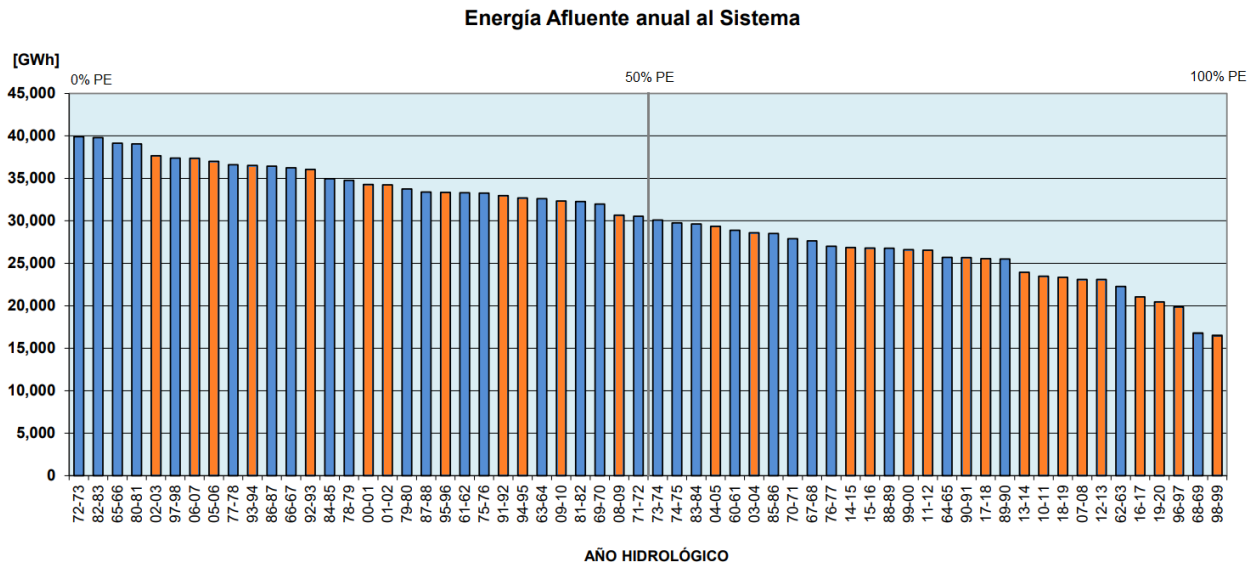


Figura 3.2: Energía afluente histórica del SEN ordenada según probabilidad de excedencia, elaboración propia a partir de [8].

Adicionalmente, es necesario mencionar que el problema de despacho resuelto en este trabajo incluye años de holgura, los cuales son necesarios para evitar que el algoritmo SDDP vea costos futuros nulos en el último año de planificación de despacho y vacíe totalmente el embalse (evento no creíble). Dichos años de holgura también fueron considerados en la duración de las series hidrológicas construidas.

3.2.7. Construcción del perfil de demanda

Este trabajo aborda un problema de despacho hidrotérmico para un horizonte de diez años, teniendo como punto de partida el año 2022 (incluido en el horizonte). Puesto que la demanda para dichos años es desconocida, se utiliza como base la demanda del año 2020, la cual es escalada energéticamente para obtener la del año 2022, de acuerdo a las tasas compuestas de crecimiento utilizadas por la CNE en su informe de precio de nudo de corto plazo [8].

Dicha tasa se calcula a partir del valor esperado de la demanda para los años 2022 y 2031, de donde se obtiene que equivale a un 2,25% anual. Cabe destacar que, mediante la aplicación de la fórmula del interés compuesto, es posible calcular la demanda dentro de cualquier momento del horizonte de planificación de despacho, usando la ecuación (3.4), cuya simbología está descrita en la Tabla 3.3.

$$D_{a,m,d,h} = (1 + 0,0235)^n \cdot D_{2020,m,d,h} \quad (3.4)$$

Tabla 3.3: Descripción de la simbología del problema (3.4).

Símbolo	Descripción
$D_{a,m,d,h}$	Demanda de la hora h , del día d , del mes m , del año a .
$D_{2020,m,d,h}$	Demanda de la hora h , del día d , del mes m , del año 2020.
n	Cantidad de años transcurridos desde 2020 al año a .

De esta forma, el perfil anual de demanda que es satisfecho durante todo el horizonte de planificación del problema de despacho del presente trabajo, es el que se muestra en la Figura 3.3. Es importante destacar que las barras marcadas en naranja corresponden a los años de holgura considerados en el modelo, los cuales no se encuentran escalados debido a que están diseñados solo para la correcta estabilización del volumen del embalse simulado.

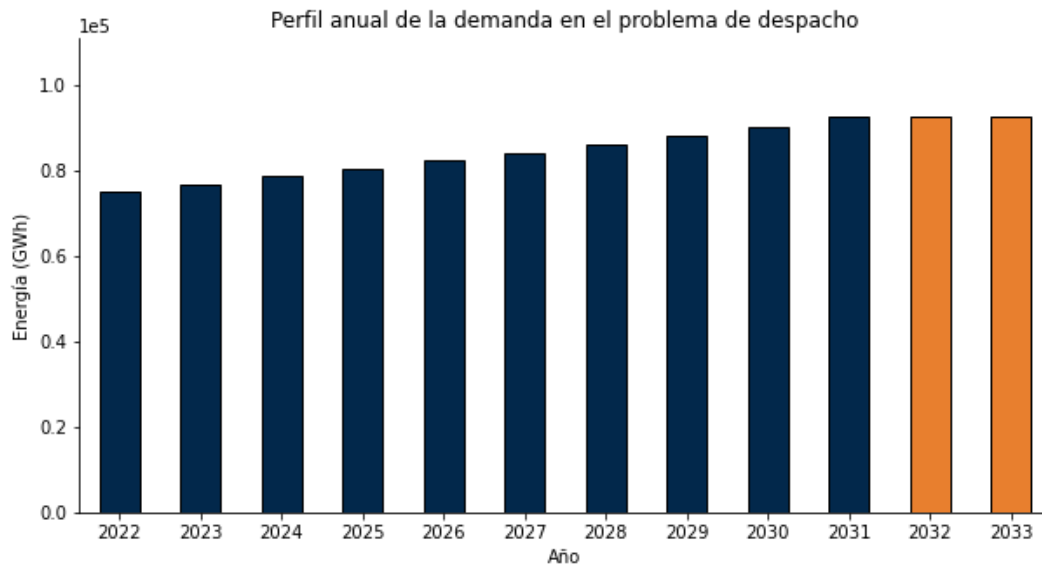
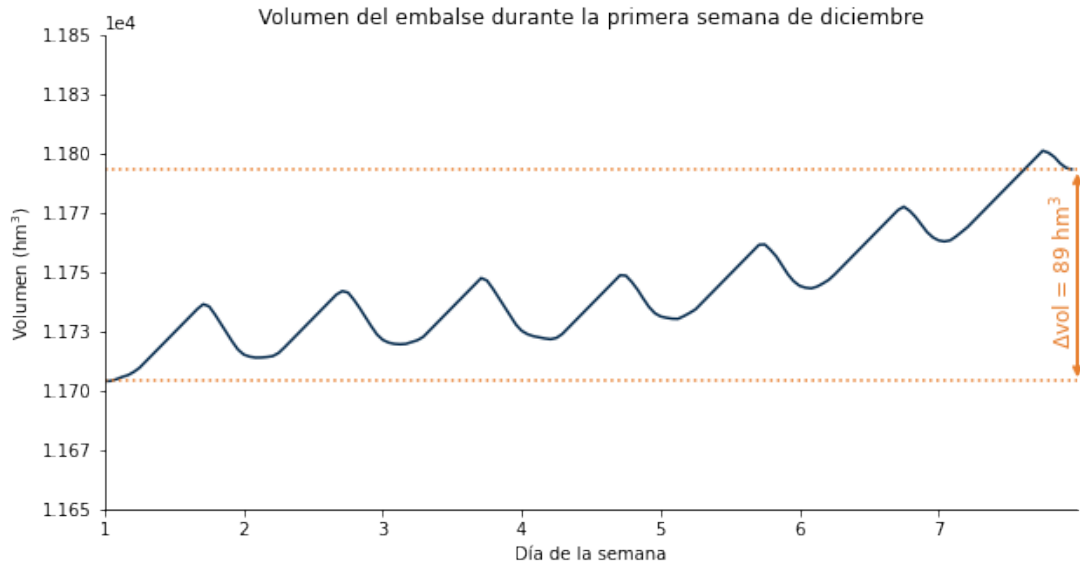


Figura 3.3: Perfil anual de demanda considerado para la resolución del modelo.

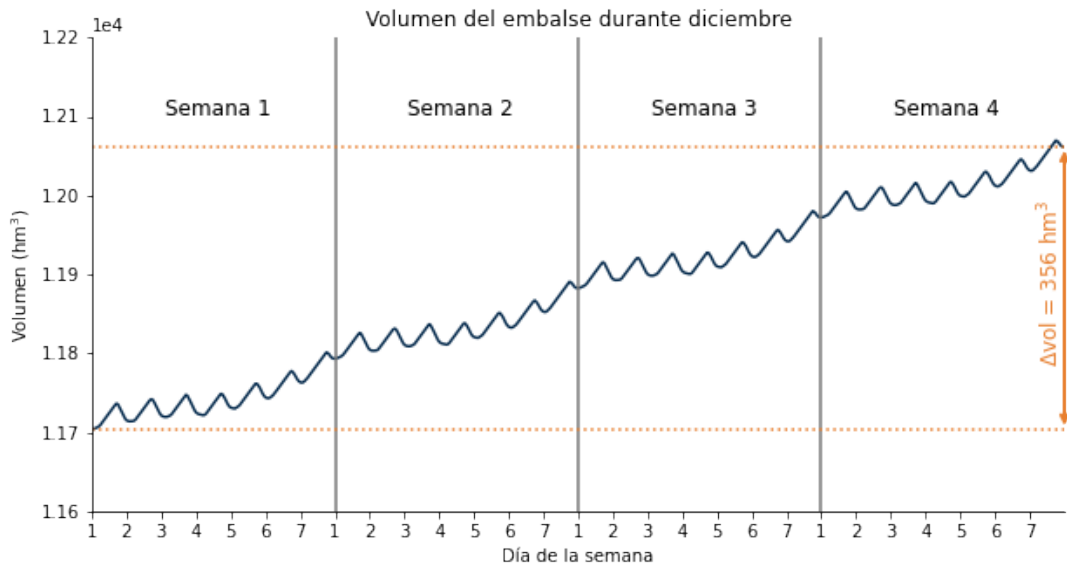
3.2.8. Modelamiento de las semanas representativas

Se ha mencionado anteriormente que este trabajo simula un horizonte de planificación del despacho de varios años. Cada uno de estos está compuesto por doce meses, los que, a su vez, están conformados por una semana representativa de 7 días, cuyo comportamiento se escala por un factor de 4 veces tanto en la función objetivo como en algunas restricciones del problema, con el fin de simular el efecto de un mes completo.

Como ejercicio de refuerzo para lo anteriormente explicado, si al final de la primera semana de diciembre de un año cualquiera se decide que los embalses deben almacenar 89 hm^3 de agua (diferencia entre el volumen al inicio y al final de la semana), entonces al final del mes se habrán almacenado 356 hm^3 de agua en los embalses ($356 = 4 \cdot 89$), tal y como se ilustra en la Figura 3.4 de la página siguiente.



(a) Semana representativa.



(b) Construcción del mes completo.

Figura 3.4: Ejemplo del funcionamiento de las semanas representativas.

Puesto que un mes real está constituido por más de una semana, los datos de entrada⁴⁹ del modelo de semanas representativas han sido adecuados para representar al mes en una sola semana. Para ello, se ha supuesto que las semanas representativas son en realidad una semana promedio del mes⁵⁰. Así, el día 1 de la semana representativa de un mes dado corresponde al promedio de todos los días lunes de ese mes, el día 2 el promedio de todos los días martes y, así, consecutivamente, hasta completar el día 7 de la semana representativa.

⁴⁹ Perfiles de demanda, afluentes, radiación solar y viento.

⁵⁰ También es posible crear semanas representativas mediante algoritmos como K-means, K-medoids u otros, de modo que el mes en cuestión quede mejor representado.

A modo de ejemplo, en la Figura 3.5, se ilustra el miércoles promedio que conforma la semana representativa de diciembre de 2020 para la demanda del SEN⁵¹.

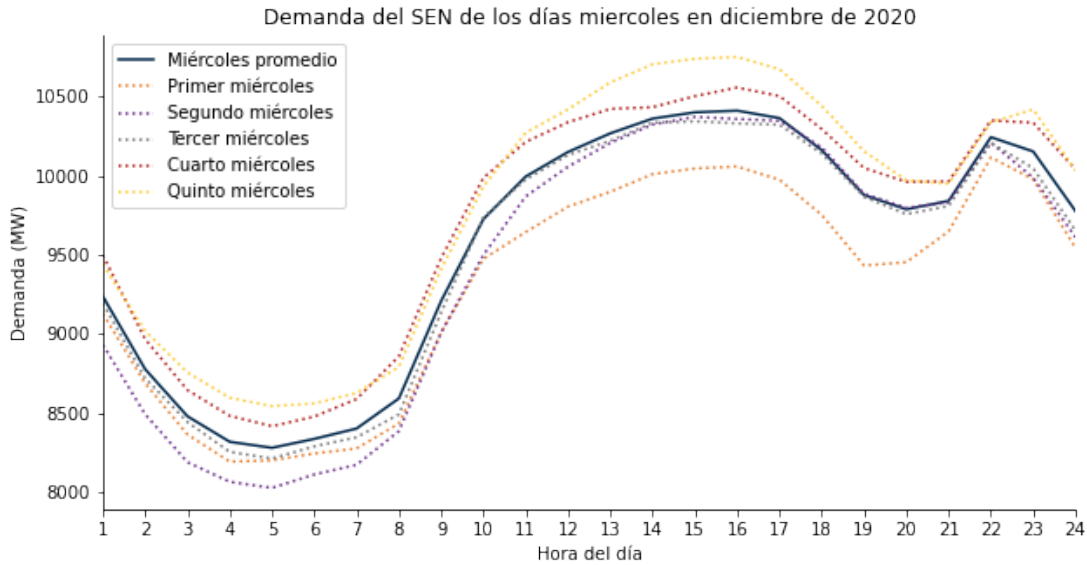


Figura 3.5: Ejemplo de la obtención del miércoles promedio de la semana representativa.

Con esta metodología de semanas representativas, se pueden disminuir los tiempos de cómputo y la complejidad del modelo en 4 veces, reducción que cobra mucha importancia si se quiere dar mayor granularidad en el modelamiento de cada día, incrementar los años de simulación o utilizar un modelo multinodal en un trabajo posterior.

3.2.9. Modelamiento de los bloques

En adición a la simplificación de las semanas representativas, este trabajo considera que cada uno de los 7 días que las conforman están divididos en bloques cronológicos, con una determinada cantidad de horas de duración cada uno. Lo que se busca con esta idea es estudiar cuanto se van subestimando los costos de operación del sistema y la solución del despacho, en la medida que los cambios horarios de la demanda se modelan con menor precisión (para ahorrar tiempos de cómputo).

Los bloques han sido construidos siguiendo los cambios en la demanda neta⁵² del sistema, pues es esta quien indica cuanta energía debe suministrarse con combustibles fósiles y el embalse, por ende, es la responsable de marcar los costos marginales del sistema. A continuación, se detallará la metodología para obtener dichos bloques, la cual se encuentra basada en [34].

⁵¹ Bajo esta metodología, el problema puede observar, simultáneamente, la demanda total y la demanda neta que ve el sistema en un miércoles promedio de ese mes.

⁵² La demanda que no es suministrada con TGV.

3.2.9.1. Discretización del perfil de demanda neta

Lo que se busca es discretizar la curva de demanda neta de cada día de las semanas representativas del año base, considerando n rectángulos de ancho y alto por determinar, de tal forma que el error cuadrático entre la altura de los rectángulos con la curva de la semana representativa sea mínima. Un esquema de esta idea puede ser apreciada en la Figura 3.6.

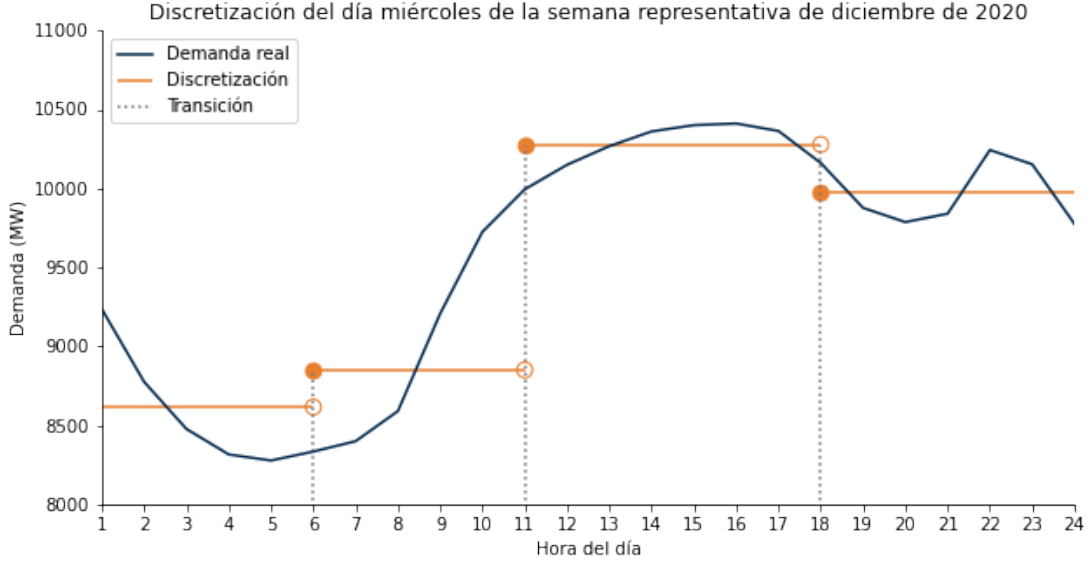


Figura 3.6: Ejemplo de la discretización del perfil de demanda neta.

La optimización de mínimos cuadrados que permite encontrar los valores de la discretización y los momentos de transición [34], como los vistos en la Figura 3.6, es la que se muestra en el problema (3.5). La notación asociada a este problema se aprecia en la Tabla 3.4.

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \sum_{h=1}^{24} (D_{m,d,h} - z_{m,d,h})^2 \\
 \text{s.a.} \quad & z_{m,d,h} - z_{m,d,h-1} \leq \bar{D}_{m,d} \cdot \text{trans}_{m,d,h} \\
 & z_{m,d,h} - z_{m,d,h-1} \geq -\bar{D}_{m,d} \cdot \text{trans}_{m,d,h} \\
 & \sum_{h=1}^{24} \text{trans}_{m,d,h} = n - 1
 \end{aligned} \tag{3.5}$$

Tabla 3.4: Descripción de simbología del problema (3.5).

Símbolo	Descripción
$D_{m,d,h}$	Demanda neta de la hora h , del día d , del mes m .
$\bar{D}_{m,d}$	Demanda neta máxima del día d , del mes m .
$z_{m,d,h}$	Valor discreto de la demanda neta de la hora h , del día d , del mes m .
$\text{trans}_{m,d,h}$	Variable binaria que indica si hay o no un cambio del valor discretizado en la hora h , del día d , del mes m . Vale 1 si es el caso, y 0 si no.
n	Cantidad de bloques en los que serán divididos los días.

El problema (3.5) calcula la distancia vertical entre el valor de la demanda neta real y el valor de la discretización y se encuentra elevada al cuadrado para considerar con el mismo peso tanto las desviaciones negativas como las positivas. Por otro lado, las primeras dos restricciones de este problema representan una relajación lineal de una restricción de valor absoluto, estas garantizan que, en caso de que el problema decida no hacer una transición en una hora dada, la diferencia de $z_{d,m,h}$ y $z_{d,m,h-1}$ sea nula y, en caso contrario (cuando ocurre una transición), pueden tomar cualquier valor inferior a la demanda máxima de ese día. La última restricción indica que el día debe estar dividido en, exactamente, n rectángulos o bloques, parámetro que por cierto es proporcionado previamente por el usuario del modelo.

3.2.9.2. Discretización de los otros perfiles

De acuerdo a la solución del problema (3.5), se fija la duración de los bloques de todos los perfiles, esto con el fin de dar consistencia a los datos de entrada del modelo. Con estas duraciones en mente, es posible obtener los valores discretos para el perfil eólico, solar y el de demanda total sin tener la necesidad de volver a resolver el mismo problema. El procedimiento para la obtención de los valores discretos del perfil solar (análogo para el perfil eólico y el de demanda total) consiste en tomar el promedio de las horas que abarca cada bloque, tal y como lo describe la ecuación (3.6), cuya simbología se describe en la Tabla 3.5.

$$z_{m,d,h} = \frac{1}{b-a} \sum_{h=a}^b P_{m,d,h} \quad \forall i = \{1, 2, \dots, n\} \quad (3.6)$$

Tabla 3.5: Descripción de la simbología de la ecuación (3.6).

Símbolo	Descripción
$P_{m,d,h}$	Generación solar disponible en la hora h , del día d , del mes m .
$z_{m,d,h}$	Valor discreto de la generación solar disponible en la hora h , del día d , del mes m .
a	Hora en la que comienza el bloque i .
b	Hora en la que termina el bloque i .
i	i -ésimo bloque del día d del mes m .
n	Cantidad de bloques en los que serán divididos los días.

Es interesante notar que al reordenar la expresión anterior, el generable solar (o eólico) de cada bloque nunca superará al generable real en ese intervalo de tiempo (entre las horas a y b), puesto que:

$$z_{m,d,h} \cdot (b-a) = \sum_{h=a}^b P_{m,d,h} \quad (3.7)$$

Por consiguiente, en el modelo de bloques desarrollado, no existen días en los que la demanda total, la energía solar o eólica, supere o esté por debajo del valor del perfil real. Con esto, se garantiza que todos los modelos de bloques considerados tengan a su disposición la totalidad del recurso de los perfiles horarios.

3.2.10. Sistema de almacenamiento

Dada la escala de tiempo entre los intervalos de decisión del despacho (horas), este trabajo utiliza sistemas de almacenamiento de larga duración. Considerando este aspecto, la madurez tecnológica de los sistemas de almacenamiento, sus costos de inversión y sus eficiencias, el sistema de almacenamiento escogido fue una batería de ión-litio. En particular, un BESS con una capacidad de carga y descarga de 500 MW, una capacidad de almacenamiento de 2500 MWh y una eficiencia de ciclo completo del 95 % (descrita por la ecuación 3.8).

$$\eta_{carga} \cdot \eta_{descarga} = 0,95 \quad (3.8)$$

Suponiendo que el proceso electroquímico de conversión de energía es totalmente reversible, se tiene que las eficiencias de carga y descarga de la batería son idénticas e iguales al 97,47 %, valor que es utilizado en las ecuaciones de balance del sistema de almacenamiento descritas más adelante.

Es importante resaltar que, los valores para las capacidades de carga, descarga y almacenamiento fueron determinados de manera exógena en el modelo, de modo que la capacidad del sistema de baterías no quede opacada ante el resto de tecnologías de generación del modelo desarrollado.

3.3. Formulación del problema

Se desea resolver un problema de despacho estocástico uninodal para un horizonte de planificación de 10 años, el cual representará el comportamiento que tendrá el SEN entre los años 2022 y 2031 (considerando dos años de holgura después de 2031). Para ello, se han modelado 168 unidades generadoras, un sistema de baterías de ión-litio y una incertidumbre hidrológica representada por 20 escenarios hidrológicos equiprobables. Los días contenidos entre el año inicial y final fueron modelados con bloques cronológicos (de distinta duración), los cuales serán nombrados en adelante como etapas.

3.3.1. Función objetivo

La función objetivo busca minimizar el costo de operación del sistema de cada etapa⁵³, considerando el valor esperado (respecto a los escenarios posibles⁵⁴) del costo de despacho de los momentos futuros, tal y como se muestra en la ecuación (3.9).

$$\mathbb{E}(\min Q_{1,s} + \mathbb{E}(\min Q_{2,s} + \dots + \mathbb{E}(\min Q_{T,s}))) \quad (3.9)$$

Concretamente, los costos de cada etapa corresponden al costo de la generación térmica más un costo de penalización por energía no suministrada, tal y como se aprecia en la ecuación (3.10), cuya simbología puede apreciarse en la Tabla 3.6.

$$Q_{t,s} = \left(\sum_{g \in \mathcal{T}} CV_g \cdot P_{g,t,s} + CF \cdot P_{t,s}^{falla} \right) \cdot \Delta t_t \cdot \beta_t \quad (3.10)$$

⁵³ Instantes de tiempo en los que se está resolviendo el problema de despacho.

⁵⁴ Escenarios hidrológicos que verá el embalse del modelo.

Tabla 3.6: Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.9) y (3.10).

Símbolo	Descripción
$Q_{t,s}$	Costo de despacho en el escenario s de la etapa t .
$P_{g,t,s}$	Potencia generada por el generador g , en el escenario s , etapa t .
$P_{t,s}^{falla}$	Potencia no suministrada por el sistema, en el escenario s , etapa t .
CV_g	Costo variable del generador g .
CF	Costo de falla por energía no suministrada.
Δt_t	Duración en horas del bloque que representa la etapa t .
β_t	Factor de actualización de precios de la etapa t .
\mathcal{T}	Conjunto de las centrales térmicas.
T	Cantidad de bloques que hay en el horizonte de planificación.

3.3.2. Restricciones

Para modelar de la forma más realista posible al sistema eléctrico chileno, se incluirán una serie de restricciones que limitan el comportamiento de las variables que participan de la operación.

3.3.2.1. Restricción de demanda

Dentro de las restricciones que se deben satisfacer en los SEP es el cumplimiento de la demanda, conocida también como ecuación de balance. Esta puede realizarse con las unidades generadoras del sistema o por el sistema de baterías. Se incluye, además, un término adicional para cuantificar la energía no será suministrada por el sistema.

$$\sum_{g \in \mathcal{G}} P_{g,t,s} + P_{t,s}^{falla} + P_{t,s}^{descarga} - P_{t,s}^{carga} = D_t \quad (3.11)$$

Es interesante notar en la ecuación (3.11), cuya simbología se encuentra disponible en la Tabla 3.7, que la restricción de balance incluye parte de la modelación del proceso de carga y descarga de la batería. Concretamente, el sistema eléctrico puede ver al BESS como un consumo adicional en los momentos de carga y como una central generadora más en los momentos de descarga.

Tabla 3.7: Descripción de la simbología de la ecuación (3.11).

Símbolo	Descripción
$P_{g,t,s}$	Potencia generada por el generador g , en el escenario s , etapa t .
$P_{t,s}^{falla}$	Potencia no suministrada por el sistema, en el escenario s , etapa t .
$P_{t,s}^{descarga}$	Potencia inyectada por la batería en el escenario s , etapa t .
$P_{t,s}^{carga}$	Potencia retirada por la batería en el escenario s , etapa t .
D_t	Demanda total durante la etapa t .
\mathcal{G}	Conjunto de todas las centrales generadoras.

3.3.2.2. Restricción de inventario para central de pasada

Las centrales hidroeléctricas de pasada no pueden almacenar agua, en consecuencia, la potencia que pueden despachar o verter es simplemente función del afluente que llega a ellas en cada instante de tiempo, tal y como se aprecia en la ecuación (3.12), cuya simbología se encuentra presentada en la Tabla 3.8.

$$\left(afl_{t,s}^p - \frac{P_{p,t,s}}{\eta_p} - ver_{t,s}^p \right) \cdot \Delta t_t \cdot 3.600 = 0 \quad (3.12)$$

Tabla 3.8: Descripción de la simbología de la ecuación (3.12).

Símbolo	Descripción
$afl_{t,s}^p$	Afluentes que llegan a la central de pasada en el escenario s, etapa t.
$P_{p,t,s}$	Potencia turbinada por la central de pasada en el escenario s, etapa t.
$ver_{t,s}^p$	Potencia vertida por la central de pasada en el escenario s, etapa t.
Δt_t	Duración en horas del bloque que representa la etapa t.
η_p	Rendimiento hidráulico de la central de pasada, medido en MW/caudal

Cabe hacer mención que la ecuación anterior está multiplicada por 3.600 debido a que los términos dentro del paréntesis representan caudales medidos en m^3/s y el modelo ve sus etapas en una resolución de horas. Por otro lado, también es menester remarcar que el rendimiento hidráulico utilizado para este tipo de central fue calculado a partir del promedio ponderado (según capacidad instalada) de los rendimientos hidráulicos de las centrales de pasada del SEN⁵⁵.

3.3.2.3. Restricción de inventario para central de embalse

Las centrales hidroeléctricas de embalse tienen la capacidad de almacenar agua y despacharla en cualquier otro periodo de tiempo. Como los meses modelados no forman un continuo (pues están compuestos solamente por una semana representativa), el inicio de cada mes considerará estas discontinuidades para determinar cuánto volumen se encuentra almacenado en el embalse.

El volumen almacenado al comienzo de una semana representativa corresponde al volumen del año base del embalse, más 4 veces la variación (lo que se adicionó menos lo que se sustrajo) de volumen generada en las etapas anteriores durante la operación del sistema. En cambio, cuando no se está al inicio de una semana representativa, los bloques forman un continuo, por lo que el volumen al comienzo de la etapa es, simplemente, el volumen que resultó al final de la operación de la etapa anterior.

De esta forma, al inicio de una semana representativa el volumen debe cumplir la relación (3.13), cuya simbología puede ser consultada en la Tabla 3.9. En esta ecuación es importante destacar que el segundo sumando corresponde a la variación de volumen de agua desde el comienzo del periodo de planificación de despacho hasta la etapa $t - 1$, amplificada por un

⁵⁵ Modelo PLP, 2021. Coordinador Eléctrico Nacional. [En línea]. Disponible en: <https://www.coordinador.cl/operacion/documentos/programas-de-operacion-2021/>

factor de 4 para emular que el comportamiento del embalse se fue repitiendo 4 veces en cada mes.

$$vol_{t,s} = vol_{ini} + 4 \cdot \sum_{j=0}^{t-1} \left(afl_{j,s}^e - \frac{P_{e,j,s}}{\eta_e} - ver_{j,s}^e \right) \cdot \Delta t_j \cdot 3.600 \quad (3.13)$$

$$+ \left(afl_{t,s}^e - \frac{P_{e,t,s}}{\eta_e} - ver_{t,s}^e \right) \cdot \Delta t_t \cdot 3600$$

Teniendo en consideración la ecuación anterior, para cualquier otro momento el volumen debe cumplir la relación (3.14), cuya simbología también puede ser consultada en la Tabla 3.9. Se debe destacar que en este caso no hace falta incluir el sumando del caso anterior debido a que en este caso si continuidad entre las etapas.

$$vol_{t,s} = vol_{t-1,s} + \left(afl_{t,s}^e - \frac{P_{e,t,s}}{\eta_e} - ver_{t,s}^e \right) \cdot \Delta t_t \cdot 3.600 \quad (3.14)$$

Tabla 3.9: Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.13) y (3.14).

Símbolo	Descripción
$vol_{t,s}$	Volumen almacenado en el embalse en el escenario s, al final de la etapa t.
vol_{ini}	Volumen almacenado en el embalse al inicio del año 2022.
$afl_{t,s}^e$	Afluentes que llegan a la central de embalse en el escenario s, etapa t.
$P_{e,t,s}$	Potencia turbinada por la central de embalse en el escenario s, etapa t.
$ver_{t,s}^e$	Potencia vertida por la central de embalse en el escenario s, etapa t.
Δt_t	Duración en horas del bloque que representa la etapa t.
η_e	Rendimiento hidráulico de la central de embalse, medido en MW/caudal

Se asumirá que el volumen al inicio del año 2022 es igual al volumen de agua total almacenado en el SEN a enero del año 2020, es decir, un 40,86 % de la capacidad total de almacenamiento simulada en el modelo. Además, como fue mencionado antes, se asumirán dos años de holgura para dar continuidad al modelo, en los cuales se impone que el volumen final del embalse sea igual al volumen inicial.

Por otro lado, y de forma análoga a la central de pasada, el rendimiento hidráulico utilizado para este tipo de central fue calculado a partir del promedio ponderado (según capacidad instalada) de los rendimientos hidráulicos de las centrales de embalse del SEN⁵⁶.

También es necesario mencionar que, al igual que en el caso de la ecuación de inventario de la central de pasada, la multiplicación por 3.600 se debe a que el modelo ve sus etapas en ventanas de horas.

⁵⁶ Modelo PLP, 2021. Coordinador Eléctrico Nacional. [En línea]. Disponible en: <https://www.coordinador.cl/operacion/documentos/programas-de-operacion-2021/>

3.3.2.4. Capacidad de almacenamiento en el embalse

El embalse modelado debe ser capaz de mantener su volumen dentro de las cotas establecidas en todo momento, tal y como se aprecia en la ecuación (3.15), cuya simbología está disponible en la Tabla 3.10.

$$vol_{min} \leq vol_{t,s} \leq vol_{max} \quad (3.15)$$

Tabla 3.10: Descripción de la simbología de la ecuación (3.15).

Símbolo	Descripción
$vol_{t,s}$	Volumen almacenado en el embalse en el escenario s, al final de la etapa t.
vol_{min}	Cota mínima de almacenamiento de volumen del embalse.
vol_{max}	Cota máxima de almacenamiento de volumen del embalse.

Las cotas de volumen son obtenidas a partir de las cotas reales de los embalses del SEN mediante una suma simple. Esto debido a que la central de embalse equivalente representa un estanque correspondiente a la suma de los embalses a nivel nacional. Así entonces, se obtiene que $vol_{max} = 12.056 \text{ hm}^3$ y que $vol_{min} = 1.557 \text{ hm}^3$.

3.3.2.5. Ecuación de inventario para del sistema de baterías

Los sistemas de almacenamiento tienen la capacidad de almacenar energía y despacharla en cualquier otro momento del día. A diferencia del caso del inventario del embalse, la no continuidad de los meses no es tan compleja de modelar en el sistema de baterías, ya que las escalas temporales en las que este mueve energía no son intermensuales.

Con esto, simplemente se puede asumir que el BESS siempre comenzará las semanas representativas con un estado de carga inicial del 50% de su capacidad máxima, dado que podrá mover energía dentro de las semanas no vistas por el modelo para alcanzar ese nivel. En la ecuación (3.16), se puede apreciar el balance de las inyecciones y retiros con el estado de carga del BESS, cuya simbología se encuentra detallada en la Tabla 3.11.

$$soc_{t,s} = soc_{ini} + \left(P_{t,s}^{carga} \cdot \eta_b - \frac{P_{t,s}^{descarga}}{\eta_b} \right) \cdot \Delta t_t \quad (3.16)$$

Por otro lado, si se está en un momento que no es el inicio del mes, el estado de carga del almacenamiento forma un continuo y, en consecuencia, se obtiene el balance de energías mostrado en la ecuación (3.17), cuya simbología se encuentra también detallada en la Tabla 3.11.

$$soc_{t,s} = soc_{t-1,s} + \left(P_{t,s}^{carga} \cdot \eta_b - \frac{P_{t,s}^{descarga}}{\eta_b} \right) \cdot \Delta t_t \quad (3.17)$$

Tabla 3.11: Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.16) y (3.17).

Símbolo	Descripción
$soc_{t,s}$	Estado de carga del BESS en el escenario s, al final de la etapa t.
soc_{ini}	Estado de carga del BESS al inicio de cada semana
$P_{t,s}^{carga}$	Potencia retirada por la batería en el escenario s, etapa t.
$P_{t,s}^{descarga}$	Potencia inyectada por la batería en el escenario s, etapa t.
η_b	Rendimiento de carga y descarga del BESS. Medido en p.u.
Δt_t	Duración en horas del bloque que representa la etapa t.

Es importante destacar que en esta ecuación de inventario no se están considerando restricciones que impidan que la batería realice cargas y descargas simultáneas, debido a que resultados en etapas de prueba del modelo desarrollado han mostrado que dicha situación no ocurre.

3.3.2.6. Capacidad de almacenamiento en el sistema de baterías

El estado de carga del sistema de almacenamiento debe ser capaz de mantenerse dentro de ciertos márgenes para prolongar la vida útil de esta, tal y como se aprecia en la ecuación (3.18), cuya simbología está disponible en la Tabla 3.12.

$$soc_{min} \leq soc_{t,s} \leq soc_{max} \quad (3.18)$$

Tabla 3.12: Descripción de la simbología de la ecuación (3.18).

Símbolo	Descripción
$soc_{t,s}$	Estado de carga del BESS en el escenario s, al final de la etapa t.
soc_{min}	Cota mínima de almacenamiento de energía del BESS.
soc_{max}	Cota máxima de almacenamiento de energía del BESS.

De acuerdo a lo mencionado anteriormente, el BESS modelado puede realizar descargas de 500 MW durante 5 horas consecutivas, lo que es equivalente a afirmar que $soc_{max} = 2.500$ MWh. Desde luego, una descarga completa del BESS no es realista, ya que deben existir límites mínimos de estados de carga para prolongar la vida útil de estos sistemas. Se considerará en este trabajo un umbral mínimo de estado de carga del BESS del 20 % de capacidad, con lo que $soc_{min} = 500$ MWh.

3.3.2.7. Máximos técnicos

Debido al propio diseño de las máquinas eléctricas y la disponibilidad del recurso asociado, todas tienen asociada una capacidad máxima de generación, la cual según el tipo de tecnología, fijará cuanto puede generar cada central en cada instante de tiempo. Estas restricciones pueden ser apreciadas en la ecuación (3.19), cuya simbología se puede observar en la Tabla 3.13.

$$P_{g,t,s} \leq \begin{cases} fp_{prom}^{eol} \cdot P_t^{eol} & \text{si } g \in \textit{eólica} \\ fp_{prom}^{fv} \cdot P_t^{fv} & \text{si } g \in \textit{fotovoltaica} \\ Cap_{g,t} & \text{si } g \in \textit{otro caso} \end{cases} \quad (3.19)$$

Tabla 3.13: Descripción de la simbología de la ecuación (3.19).

Símbolo	Descripción
$P_{g,t,s}$	Potencia generada por el generador g en el escenario s, etapa t.
P_t^{eol}	Potencia disponible de la central eólica en la etapa t.
P_t^{fv}	Potencia disponible de la central fotovoltaica en la etapa t.
$Cap_{g,t}$	Capacidad instalada de la central g en la etapa t.
fp_{prom}^{eol}	Factor de planta eólico promedio.
fp_{prom}^{fv}	Factor de planta fotovoltaico promedio.

Es importante destacar que en el caso de las centrales eólica y fotovoltaica se han considerado variables de holgura (vertimientos) para alcanzar la igualdad en la restricción de la ecuación (3.19). Esto con el fin de que el modelo siga el perfil dado y en caso contrario, cuantificar la energía que no ha sido utilizada. Así entonces, las restricciones de capacidad máxima para la central eólica y fotovoltaica son las que se muestran, respectivamente, en las ecuaciones (3.20) y (3.21), cuya simbología puede ser consultada en la Tabla 3.14.

$$P_{eol,t,s} + ver_{t,s}^{eol} = fp_{prom}^{eol} \cdot P_t^{eol} \quad (3.20)$$

$$P_{fv,t,s} + ver_{t,s}^{fv} = fp_{prom}^{fv} \cdot P_t^{fv} \quad (3.21)$$

Tabla 3.14: Descripción de la simbología de las ecuaciones (3.20) y (3.21).

Símbolo	Descripción
$P_{eol,t,s}$	Potencia generada por la central eólica en el escenario s, etapa t.
$P_{fv,t,s}$	Potencia generada por la central fotovoltaica en el escenario s, etapa t.
$ver_{t,s}^{eol}$	Vertimiento de la central eólica en el escenario s, etapa t.
$ver_{t,s}^{fv}$	Vertimiento de la central fotovoltaica en el escenario s, etapa t.
P_t^{eol}	Potencia disponible de la central eólica en la etapa t.
P_t^{fv}	Potencia disponible de la central fotovoltaica en la etapa t.
fp_{prom}^{eol}	Factor de planta eólico promedio.
fp_{prom}^{fv}	Factor de planta fotovoltaico promedio.

3.3.3. Enfoque metodológico

Para las metodologías anteriormente descritas se ha tomado un enfoque cuantitativo, ya que el modelo desarrollado ha sido diseñado para capturar el mayor realismo posible del sistema eléctrico chileno mediante el uso de centrales eléctricas equivalentes, por lo que las conclusiones del presente trabajo pueden ser extrapolables al caso real durante los primeros años de simulación. No obstante, debido a que la escala del modelo aún es pequeña (modelo

uninodal), no serán captados los efectos de algunos aspectos particulares del sistema eléctrico, como lo es el modelamiento de las centrales hidroeléctricas en serie, las congestiones de las líneas o la gestión de los excesos de generación de las TGV para satisfacer demanda de otras barras.

Además de lo anterior, este modelo no considera la entrada de nuevas centrales (expansión de generación) lo que en principio se puede interpretar como una desventaja a la hora de lograr visualizar el valor adquirido de los sistemas de almacenamiento en el largo plazo. Sin embargo, esto mismo hace que los resultados del modelo puedan representar cotas superiores para aquello, permitiendo entonces obtener conclusiones realistas sobre las tendencias observadas en los casos de estudio planteados a continuación.

3.4. Contribución y casos de estudio

Este trabajo busca captar la importancia de las baterías y los embalses en el proceso de transición a una matriz energética más sostenible (descarbonización) y determinar cuánto sacrificio se hace en la calidad de las soluciones del problema de despacho (económicas principalmente) al modelar los días con diferente cantidad de bloques. Para lograr aquello, se han implementado los siguientes casos de estudio.

3.4.1. Modelo de bloques

En este estudio se resolvió un problema de despacho hidrotérmico en el que cada día del horizonte de planificación se ha dividido en bloques. Concretamente, mediante la división de cada día en 3, 8, 16 y 24 bloques, se buscó cuantificar la subestimación de la función objetivo del modelo horario (usado como referencia de comparación) al querer introducir reducciones de tiempo de cómputo mediante la modelación de menos bloques por día.

Tal y como se ha mencionado, el modelo de 24 bloques es el principal punto de comparación para los modelos de bloques, pero también lo es para el siguiente caso de estudio (comentado en breve). Particularmente, se buscó observar con dicho modelo la existencia de un movimiento de volumen de agua interanual, intermensual u horario y los momentos donde el sistema decide que es conveniente realizar un almacenamiento o una descarga de agua. Se buscó estudiar también cómo los movimientos horarios del agua se relacionan con los costos marginales del sistema y, más concretamente, con la disponibilidad de las TGV.

Respecto a la comparación entre los modelos de bloques, se buscó ver cómo cambia la representación de los costos marginales del sistema, y como esto va cambiando la forma del despacho. Adicionalmente, mediante la implementación de un sistema de baterías, se buscó observar cómo va cambiando el desempeño de este (en términos de porcentaje de ahorro) cuando la granularidad con la que se modelan los días es cada vez más gruesa (menor cantidad de bloques por día) y, también, cómo van cambiando los movimientos de energía brindados por este tipo de solución.

Todos los estudios anteriormente detallados fueron realizados bajo planes de descarbonización, los cuales permiten asignar el grado de estrés bajo el cual estará sometido el sistema eléctrico, lo que, a su vez, permite obtener resultados realistas respecto al desafío de descar-

bonización por el que está y seguirá atravesando el país. Dichos planes de descarbonización serán explicitados a continuación.

3.4.2. Planes de descarbonización

Debido a que el cronograma de cierre de las centrales de carbón no está totalmente definido, este trabajo asume su propio calendario, en el cual las unidades de carbón irán saliendo del sistema de acuerdo a su año de entrada en operación (desde la más antigua a la más nueva). Estos años pueden ser consultados en la Tabla 3.15⁵⁷ y corresponden a las unidades de carbón que aún estarán operativas al 31 de diciembre de 2021.

Tabla 3.15: Unidades de carbón operativas al 21 de diciembre de 2021.

Central	Unidad	Año de puesta en servicio	Capacidad (MW)
Ventanas II	No aplica	1977	193,459
Tocopilla	U14	1987	127,67
Tocopilla	U15	1990	124,06
Guacolda	U1	1995	142,31
Nueva Tocopilla	U1	1995	136
Guacolda	U2	1996	133,83
Mejillones	CTM1	1996	146,51
Nueva Tocopilla	U2	1997	141
Mejillones	CTM2	1998	156,606
Petropower	No aplica	1998	20,5
Guacolda	U3	2009	140,6
Guacolda	U4	2010	142,31
Nueva Ventanas	No aplica	2010	243,093
Andina	No aplica	2011	160,8
Angamos	No aplica	2011	501,55
Hornitos	No aplica	2011	161,34
Bocamina II	No aplica	2012	319,79
Santa María	No aplica	2012	344,52
Campiche	No aplica	2013	248,59
Guacolda	U5	2015	142,673
Cochrane	CCH1	2016	244,86
Cochrane	CCH2	2016	244,743
Infraestructura Energética Mejillones	No aplica	2019	347,95

Los planes de descarbonización propuestos son dos: descarbonización base y descarbonización acelerada, con los cuales se busca captar el efecto que tiene acelerar un plan de cierre de las centrales de carbón del país (como el que es discutido en la sección 2.1.3), tanto en aspectos económicos como en la solución misma del despacho. En el primero de estos planes (plan de descarbonización base), se impone que el año 2030 sea el último en el que participen las centrales de carbón en el despacho, mientras que en el plan de descarbonización acelerada se impone que esto suceda en el año 2025. El estudio de ambos planes se realizará bajo un modelo horario.

⁵⁷ Las centrales que tengan como unidad “No aplica”, son aquellas que representan una central equivalente o porque de plano constan de una unidad generadora única.

En ambos planes considerados, la salida de las unidades de carbón es realizada de forma anual (al inicio de cada año) y lo más equitativa posible en términos de capacidad, tal y como se ilustra en la Figura 3.7. Particularmente, se irán apagando las unidades de carbón manualmente, imponiendo que la capacidad de la unidad a apagar sea 0 en la restricción de la ecuación (3.19) durante la etapa que corresponda.

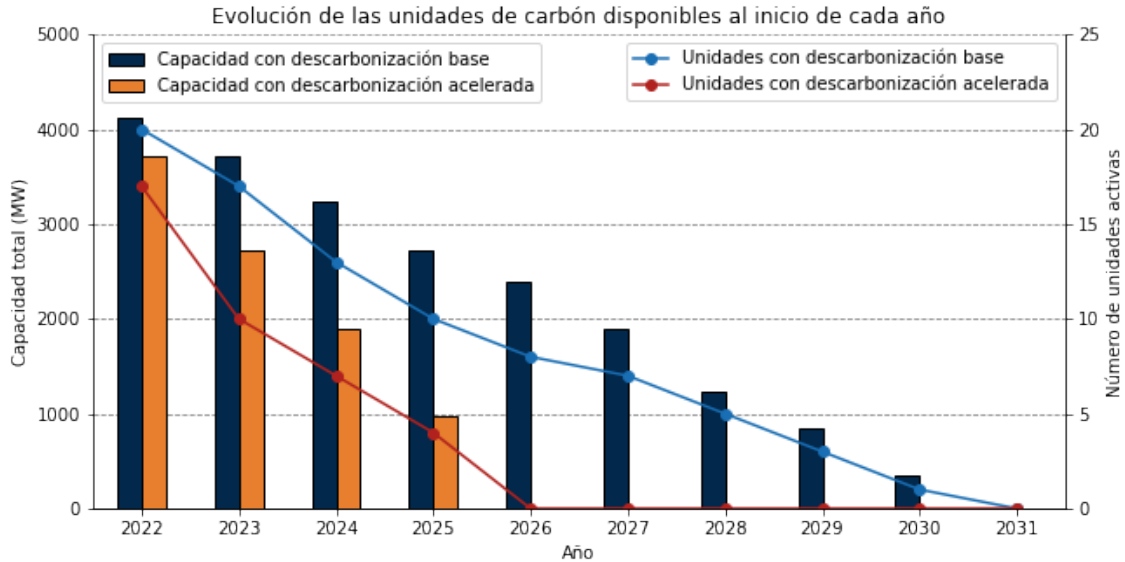


Figura 3.7: Salida de ls unidades de carbón en planes de descarbonización diseñados.

Además de comparar los planes de descarbonización entre sí, se desea estudiar la importancia que cobran los sistemas de almacenamiento cuando se tiene un sistema eléctrico con una demanda neta creciente producto de la descarbonización y el ingreso de las ERNC (al menos durante los primeros años). En particular, se busca observar que la inclusión de un sistema de baterías permite abaratar costos, y que, conforme este tenga una mayor capacidad de almacenamiento y de carga/descarga, se puede afrontar una descarbonización acelerada de mejor manera.

Respecto a lo último señalado, el efecto de la inclusión de un sistema de baterías es estudiado en ambos planes de descarbonización. No obstante, el efecto de la inclusión de un sistema de baterías de mayor almacenamiento (doble respecto al caso base) y mayor capacidad de carga/descarga (doble respecto al caso base) solo será estudiado en el caso de la descarbonización acelerada.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Caracterización del modelo implementado

Como ha sido anunciado en capítulos previos, el algoritmo de programación dinámica dual permite la resolución de problemas de despacho hidrotérmico, descomponiendo el problema original (aquel que no utiliza procesos iterativos para la construcción de la curva de costos futuros) en una serie de subproblemas, de modo que se evita la maldición de dimensionalidad⁵⁸. A continuación se discutirán los resultados que permiten justificar la implementación de este algoritmo en el modelo desarrollado.

4.1.1. Versión determinista del modelo

Con el fin de garantizar una correcta implementación del algoritmo DDP (versión no estocástica del SDDP) en el modelo (planteamiento de los subproblemas, manejo de los cortes de benders, soluciones iterativas, etc.), se procedió a resolver una versión modificada del problema de la sección 3.3, de modelo horario, escenario hidrológico único (correspondiente a la serie hidrológica comprendida entre los años 2010 y 2019) y con incorporación de un sistema de baterías. Los resultados obtenidos en la resolución de este problema, con y sin la implementación del algoritmo DDP, son los que se muestran en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1: Resultados computacionales para el problema determinista.

Método de resolución	Valor de la función objetivo (MUSD)	Tiempo de cómputo (min)
Sin algoritmo	7.215	22,2
Con DDP	7.215	25,3

De la Tabla 4.1 es posible observar que el valor de la función objetivo del problema es el mismo con ambos métodos de resolución, lo que garantiza una correcta implementación del algoritmo. Por otro lado, es posible observar que el tiempo de cómputo del algoritmo DDP no es reducido (respecto a la resolución bruta del problema), lo cual puede deberse a varios factores: presencia de un solo embalse, elevado número de variables por subproblema, implementación poco eficiente de resolución de problemas de optimización anidados en el software usado, etc.

⁵⁸ El problema de despacho se puede resolver en su forma original en la medida que el tamaño de este no crezca (en caso contrario los problemas de dimensionalidad aparecen).

4.1.2. Efectos de modelación intra-etapa del modelo

Anteriormente, se ha hecho mención de que el BESS implementado comenzará con un nivel de carga determinado durante el inicio de cada semana representativa del modelo, desacoplando así los meses que observa el sistema de baterías. Para evaluar el desempeño de este supuesto, se procedió a simular dos versiones del modelo: la ya comentada anteriormente y, otra, donde el sistema de almacenamiento fuese capaz de observar todo el horizonte de planificación (el nivel de carga al inicio de cada semana lo define el modelo). Los resultados de estas simulaciones, en la versión determinística del modelo, son los que se muestran en la Tabla 4.2.

Tabla 4.2: Comparativa del desempeño del modelo para el modelamiento intra-etapa.

Modelo	Valor de la función objetivo (MUSD)	Tiempo de cómputo (min)
BESS mirando todo el horizonte	7.193	27,1
BESS con meses desacoplados	7.215	25,3

Lo que llama la atención de la Tabla 4.2 es que es posible disminuir en un 6,7 % los tiempos de cómputo del problema al considerar que el sistema de baterías observa meses desacoplados, encareciéndose, a su vez, un 0,3 % la función objetivo. Desde luego, este leve encarecimiento de la función objetivo tiene que ver con que el sistema de baterías no actúa sobre escalas de tiempo tan grandes (solo se puede hacer movimiento de energía para etapas intradiarias y a escalas mensuales), por lo que dicho ahorro se debe, simplemente, al traspaso de energía entre el último día de una semana representativa dada y el primer día de la siguiente. De este modo, la simplificación considerada permite acelerar la resolución del problema de despacho (casi sin perturbar la función objetivo), aspecto que cobra mucha relevancia en la versión estocástica del modelo.

4.1.3. Versión estocástica del modelo

Una vez verificada la correcta implementación del algoritmo DDP y realizada su extensión a su versión estocástica (SDDP), se resolvió el problema de la sección 3.3 aumentando el número de escenarios considerados (aumento de dimensión del problema) y considerando la inclusión del sistema de baterías en cada caso. Los resultados obtenidos para el problema original (sin proceso iterativo) y el problema resuelto con SDDP, se muestran en la Tabla 4.3 que sigue a continuación.

Tabla 4.3: Resultados computacionales para el problema estocástico.

Número de escenarios	Tiempo de cómputo (min)	
	Sin algoritmo	Con algoritmo SDDP
3	480,3	78,6
5	No aplica	130,7
10	No aplica	265,4
15	No aplica	383,2
20	No aplica	499,5

Los resultados de la Tabla 4.3 muestran una explosión computacional del problema de despacho hidrotérmico estocástico que es resuelto sin el algoritmo SDDP, lo cual se debe fundamentalmente a la incorporación de los acoples temporales en las restricciones de inventario de la central de embalse y del sistema de baterías. Adicionalmente, se observa que a partir de los 3 escenarios hidrológicos la resolución del problema estocástico sin el algoritmo SDDP se vuelve impracticable, lo cual justifica la adopción del SDDP para el desarrollo del presente trabajo.

Adicionalmente, de estos resultados se puede apreciar que si bien el algoritmo SDDP permite disminuir los tiempos de cómputo (respecto al caso donde no se aplica el algoritmo), estos seguirán creciendo (linealmente) en la medida que la complejidad del modelo aumente, razón por la cual una prueba de estrés de este estilo resulta útil para escoger una cota para la complejidad del modelo. Es por el motivo anterior que el presente trabajo (mediante la aplicación de simplificaciones pertinentes⁵⁹) busca estudiar el desempeño de los modelos de bloques, lo cual permitirá explorar los aspectos limitantes o explotables del modelo que podrían ser considerados en trabajos posteriores a este.

4.2. Modelo de bloques

En este caso de estudio se discutirán las soluciones obtenidas para el problema de despacho hidrotérmico con un plan de descarbonización base para los distintos modelos de bloques. Particularmente, este estudio busca comparar cómo cambiará la solución del problema de despacho según la granularidad con la cual es modelada la demanda diaria (modelos de 3, 8, 16 y 24 bloques).

A continuación, en la Figura 4.1 se puede apreciar una instantánea de la demanda en la semana representativa de enero del año 2022 para los distintos modelos de bloques considerados, la cual puede ser obtenida resolviendo el problema de discretización de la sección 3.2.9.

⁵⁹ Modelo de despacho es uninodal y contiene semanas representativas.

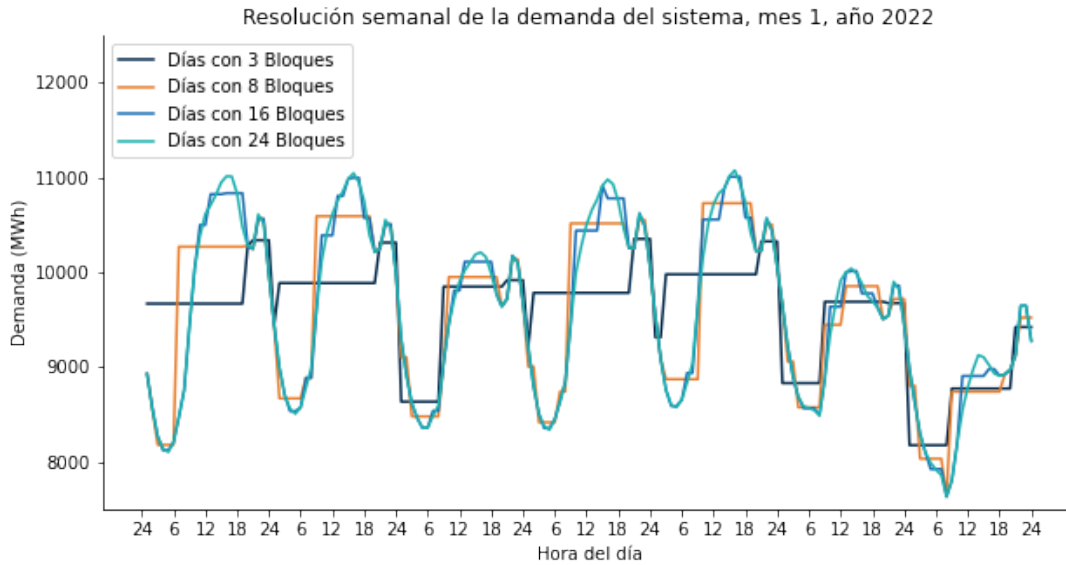


Figura 4.1: Representación de la demanda del sistema en los distintos modelos de bloques considerados.

4.2.1. Resultados económicos

A continuación se mostrará la subestimación económica incurrida con la modelación por bloques y como estos afectan el comportamiento del sistema de baterías.

4.2.1.1. Valor de la función objetivo

Cuando se modelan los días en bloques se pierde información sobre los costos marginales del sistema, debido a que los valles y puntas de demanda corresponden a un valor promedio que no necesariamente debe coincidir con los valles y puntas de la demanda horaria (modelo de 24 bloques), tal y como se puede observar en la Figura 4.1. Esto se debe tener como precedente para los resultados presentados en la Tabla 4.4, la cual muestra el valor de la función objetivo del problema para los distintos modelos de bloques utilizados, junto con el porcentaje de ahorro cuando se incluye un sistema de almacenamiento por baterías, siendo la fila resaltada el punto de comparación.

Tabla 4.4: Valor esperado de la función objetivo según modelo de bloques considerado.

Cantidad de bloques por día	Valor función objetivo sin BESS (MUSD)	Valor función objetivo con BESS (MUSD)	Ahorro con BESS (%)
3	6.824	6.703	1,77
8	7.215	7.033	2,52
16	7.558	7.322	3,12
24	7.672	7.421	3,27

Lo primero que llama la atención de la Tabla 4.4 es que el valor de la función objetivo decrece en la medida que los días son modelados con una cantidad de bloques menor. Esto está en concordancia con lo anteriormente expuesto: los costos de generación de energía están siendo subestimados porque en los modelos de bloques se está perdiendo información relevante de los momentos valle y punta de la demanda. Dicho de otro modo, la función objetivo es menor en los modelos de bloques porque durante los momentos de demandas punta se están despachando tecnologías más baratas de lo que correspondería en el caso horario.

Es por este mismo motivo que tampoco es de extrañar que disminuyan los ahorros con el BESS cuando se disminuye la cantidad de bloques simulados, ya que la energía que debe suministrar el BESS en las puntas de demanda será menor que en el caso horario. Para apreciar mejor la subestimación de costos en la que incurren los modelos de bloques, en la Figura 4.2 se ilustra la razón entre las funciones objetivo de los modelos de bloques con la del modelo horario.

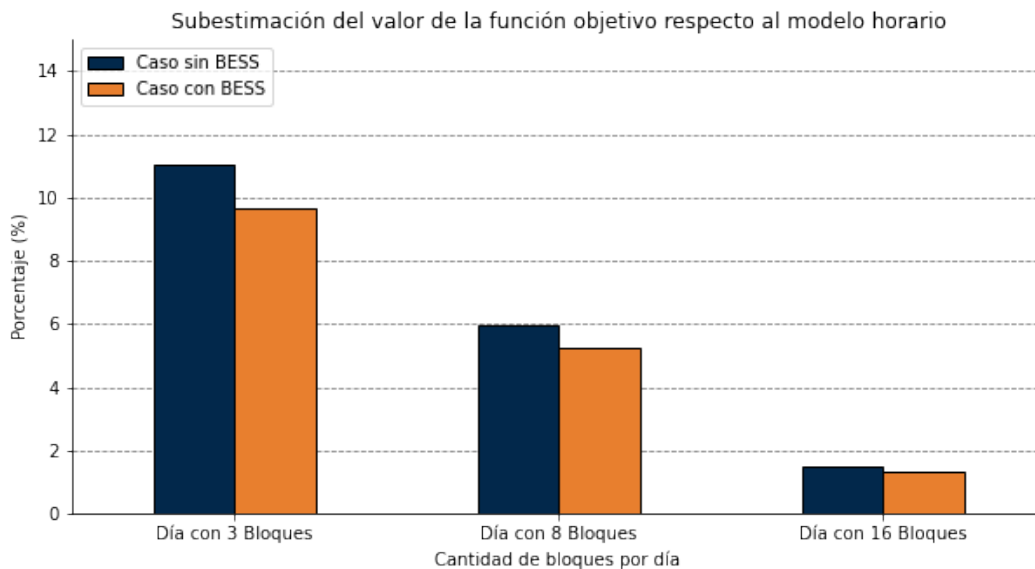


Figura 4.2: Porcentajes de subestimación de costos de los modelos de bloque respecto al modelo horario.

Se puede interpretar de la Figura 4.2 que, si se desea trabajar con una complejidad del 13% (correspondiente a un modelo de 3 bloques diarios) del modelo horario, entonces se cometerá un error económico cercano al 10%, mientras que si se quiere trabajar con una complejidad del 67% (correspondiente a un modelo de 16 bloques diarios) del modelo horario, entonces se cometerá un error económico de aproximadamente un 1%.

Es importante tener en cuenta los porcentajes anteriores a la hora de simular un sistema eléctrico, ya que los tiempos de cómputo del algoritmo SDDP crecen linealmente con la cantidad de intervalos de decisión considerados en el despacho. Así entonces, se genera un trade-off entre la reducción de la complejidad computacional deseada versus la calidad de la solución obtenida, el cual puede ser observado en la Tabla 4.5.

Tabla 4.5: Trade-off de los modelos de bloques (con BESS).

Cantidad de bloques por día	Complejidad del modelo (%)	Tiempo de cómputo (min)	Subestimación de costos (%)
3	12,5	81,3	9,67
8	33,33	176,5	5,23
16	66,67	342,7	1,33
24	100	499,6	0

4.2.1.1. Costos marginales

Para ver el detalle de la subestimación de costos con los modelos de bloques presentada anteriormente, se puede estudiar primeramente la distribución anual de los costos marginales con inclusión del sistema de almacenamiento. En particular, se puede observar en la Figura 4.3 que el promedio anual de los costos marginales esperados⁶⁰ no varía significativamente según el modelo de bloques que está siendo utilizado.

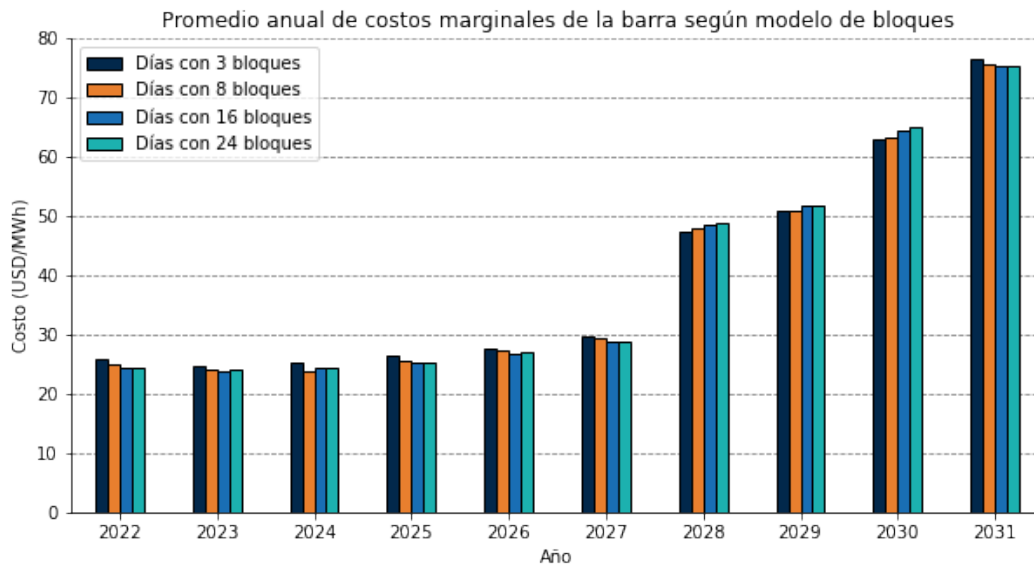
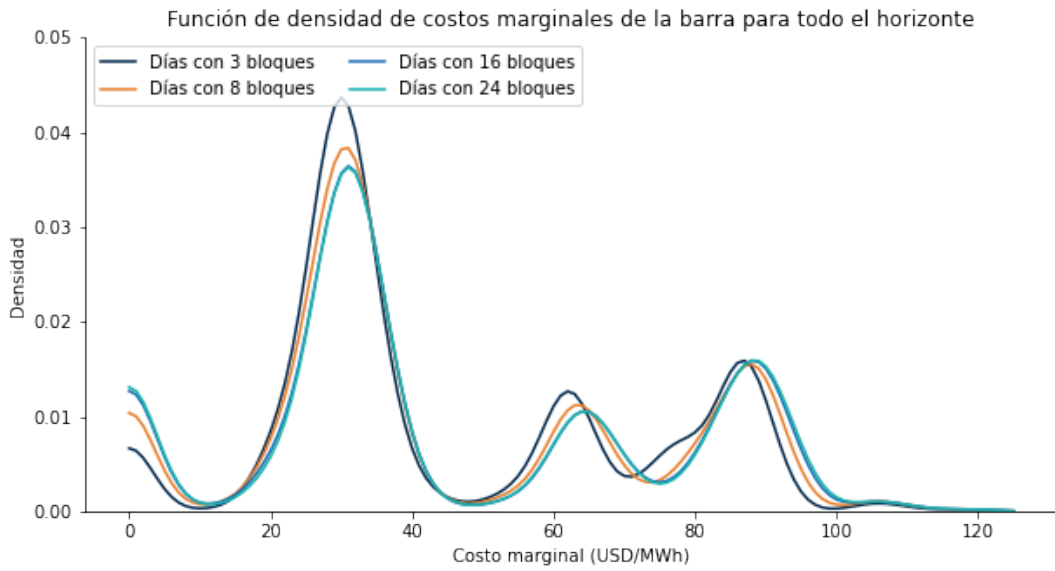


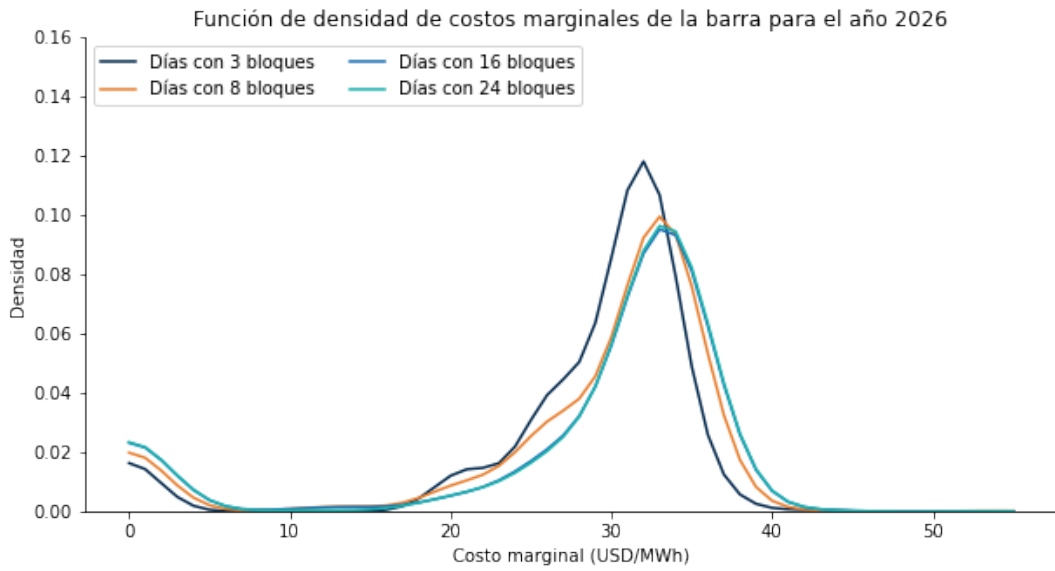
Figura 4.3: Evolución del costo marginal esperado anual para los distintos modelos de bloques (con BESS).

Esto motiva a estudiar más concretamente las densidades de distribución de estos costos marginales esperados (considerando el sistema de almacenamiento), las cuales permitirán dilucidar los valores específicos que está viendo cada modelo de bloques. La distribución de los costos marginales esperados para los modelos de bloques durante todo el horizonte de planificación y para algunos años específicos puede ser vista en la Figura 4.11.

⁶⁰ Costos marginales para la solución promedio/esperada del despacho.

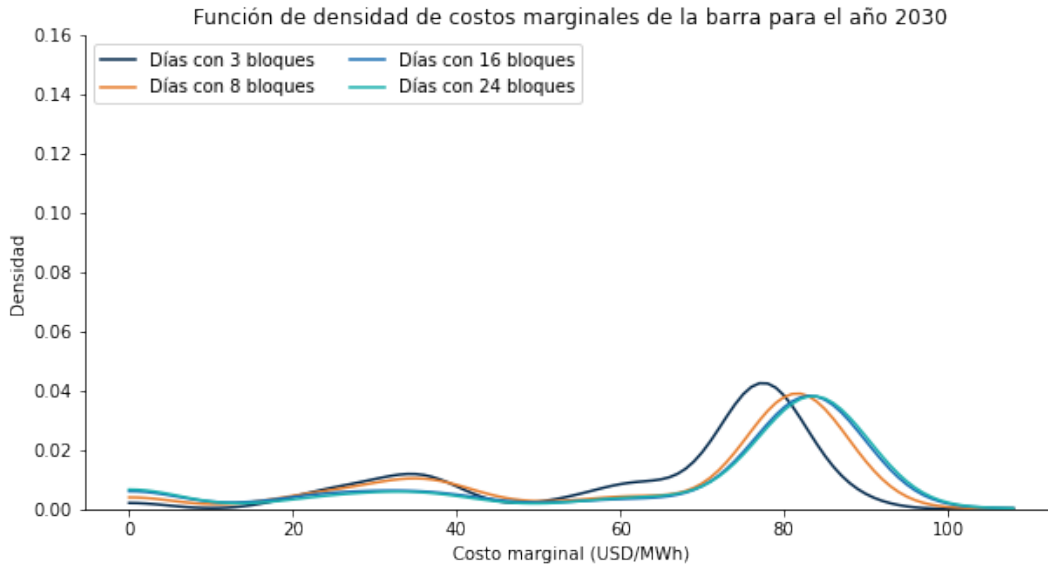


(a) Distribución para el horizonte completo.



(b) Distribución para el año 2026.

Figura 4.4: Distribución de costos marginales esperados para los modelos de bloques.



(c) Distribución para el año 2030.

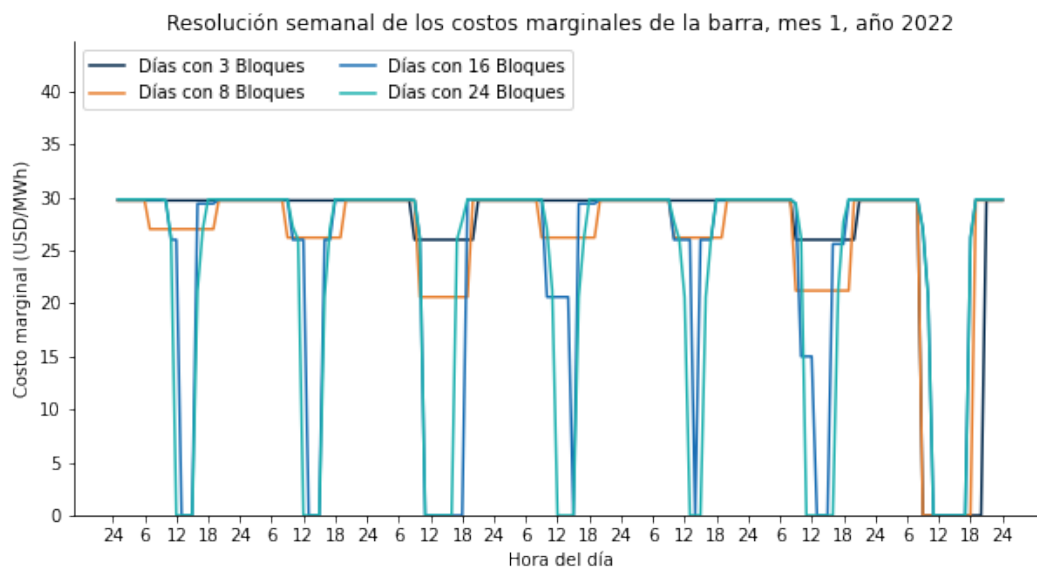
Figura 4.4: Distribución de costos marginales esperados para los modelos de bloques.

En la captura del horizonte completo se pueden apreciar distintas zonas donde los costos marginales esperados se van concentrando, algunas de las cuales son producto de la descarbonización presente en el sistema (estudiada más adelante). En dicha figura, se aprecia que la zona de concentración de 30 USD/MWh es mejor captada por los días modelados con una cantidad baja de bloques, mientras que para las zonas de 60 y 90 USD/MWh se aprecia que los días con una mayor cantidad de bloques modelados presentan un corrimiento hacia la derecha (zonas más caras), respecto a los días con menos bloques. Lo anterior se debe a que los días con más bloques pueden representar de mejor manera la demanda (y por consiguiente la demanda neta), lo que implica que los costos marginales vistos por estos modelos serán más altos.

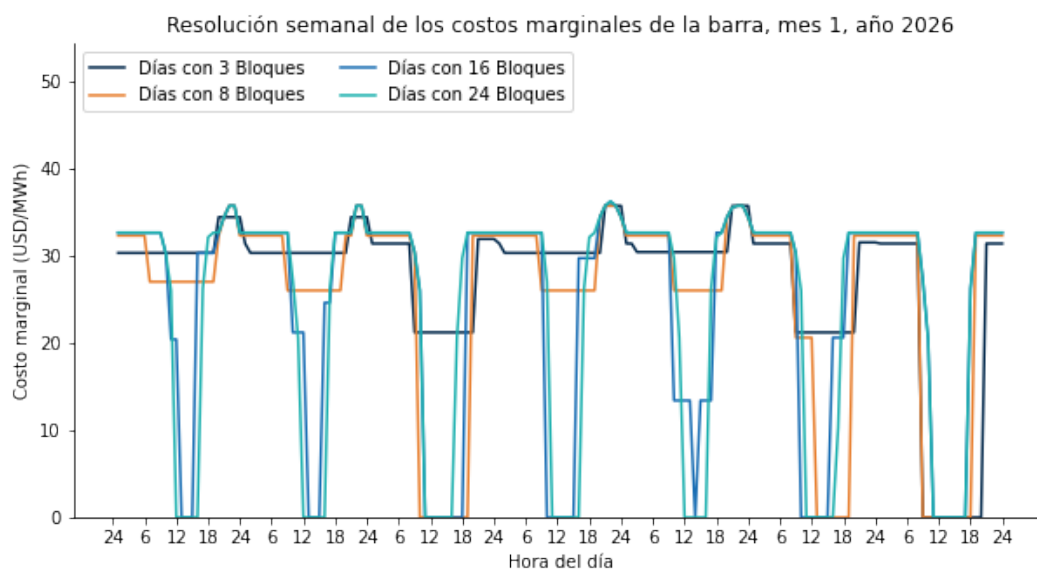
Con el fin de garantizar que el análisis anterior no está perturbado por el plan de descarbonización utilizado, en la Figura 4.11 se incluyen las distribuciones para algunos años específicos. Esto con el fin de eliminar el efecto de los desplazamientos hacia la derecha de las concentraciones de los costos marginales que ocurren año a año debido a la salida de unidades de carbón. Así, al observar las zonas de mayor concentración de costos marginales en los años 2026 y 2030, es posible observar que en todos los casos el modelo de 3 bloques capta costos más bajos (presenta corrimiento hacia la izquierda), mientras que los modelos de 16 y 24 bloques captan los costos más altos (presentan corrimiento hacia la derecha), siendo el modelo de 8 bloques un punto intermedio de ambos comportamientos, tal y como el razonamiento anterior aseguraba.

Se ha dejado pendiente en el análisis anterior la razón de porqué (tanto en la distribución completa como en la de algunos años particulares) los costos marginales esperados nulos se encuentran más concentrados en los modelos con menor cantidad de bloques. Esto se debe a que hace falta presentar la evolución de los costos marginales esperados en una escala temporal mucho menor, como la que es mostrada en la Figura 4.5. En ella se puede observar

que hay momentos del día (mediodía) en el que los costos marginales esperados son nulos, sobre todo en los modelos de mayor cantidad de bloques (16 y 24 para ser exactos).

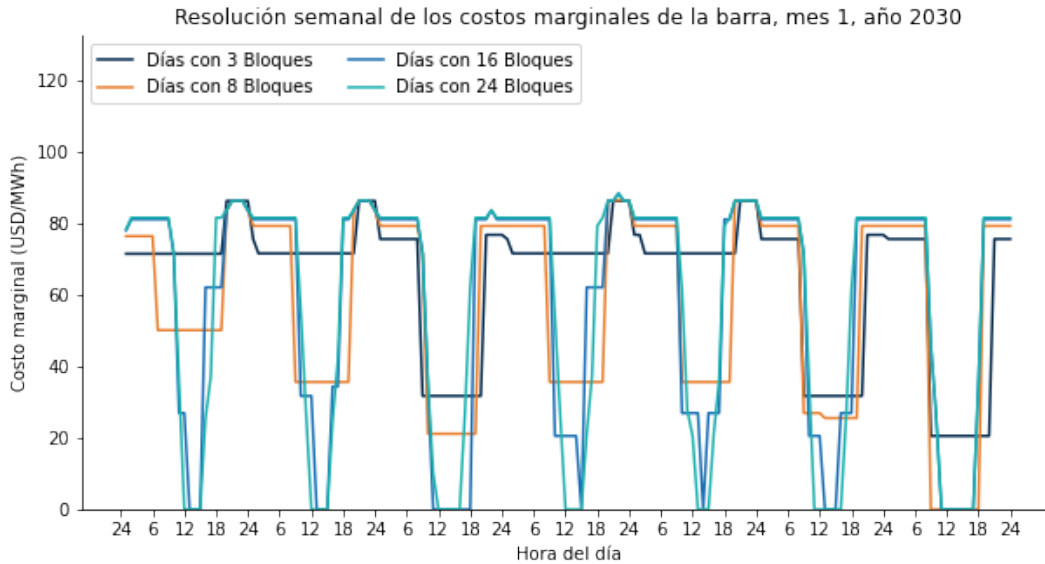


(a) Semana representativa de enero del año 2022.



(b) Semana representativa de enero del año 2026.

Figura 4.5: Resolución semanal de los costos marginales esperados para los modelos de bloques, enero de distintos años.



(c) Semana representativa de enero del año 2030.

Figura 4.5: Resolución semanal de los costos marginales esperados para los modelos de bloques, enero de distintos años.

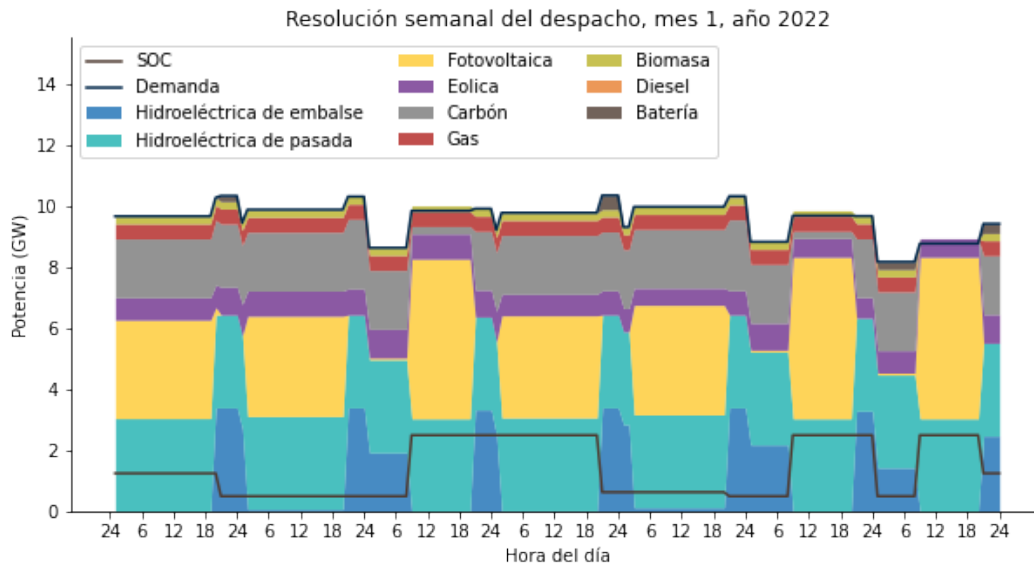
Tal y como será visualizado en la sección que sigue a continuación, esta nulidad de los costos marginales en las horas de mediodía (que explican entonces las concentraciones en el valor de 0 en las distribuciones anuales), se debe a que justo en ese momento del día la demanda del sistema es abastecida completamente con recursos renovables (momento coincide con la generación solar máxima), cosa que también permite explicar porqué los modelos de mayor cantidad de bloques tienen una mayor concentración de costos marginales esperados nulos, pues estos pueden representar de mejor manera la demanda real del sistema y, por ende, captar mejor la demanda neta, sobre todo en los momentos que esta es nula.

4.2.2. Solución del despacho y comportamiento del BESS

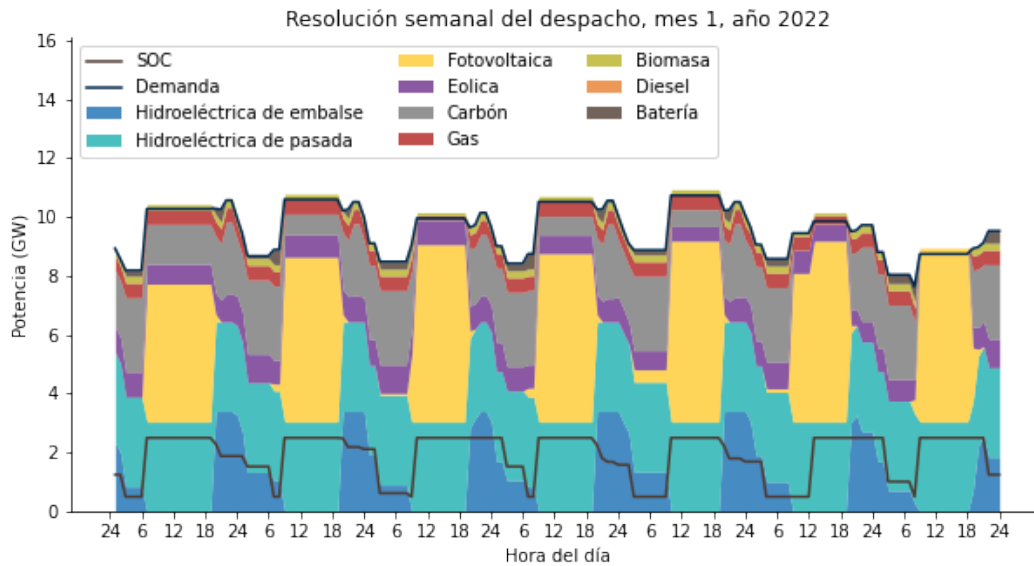
Anteriormente, se ha hecho mención que los sistemas de almacenamiento por baterías pueden mover energía dentro de rango de horas, razón por la cual el presente análisis se restringirá a una visualización semanal del despacho, puesto que una escala mensual o anual impediría observar los movimientos de energía del BESS, anteriormente mencionados.

En la Figura 4.6, es posible apreciar una resolución semanal del despacho esperado⁶¹ para la semana representativa del mes de enero del año 2022, en donde se puede ver que la representación de la demanda (y por ende, de los costos marginales del sistema) mejora en la medida que el número de bloques considerados por día crece.

⁶¹ Haciendo referencia a la solución promedio/esperada del despacho.

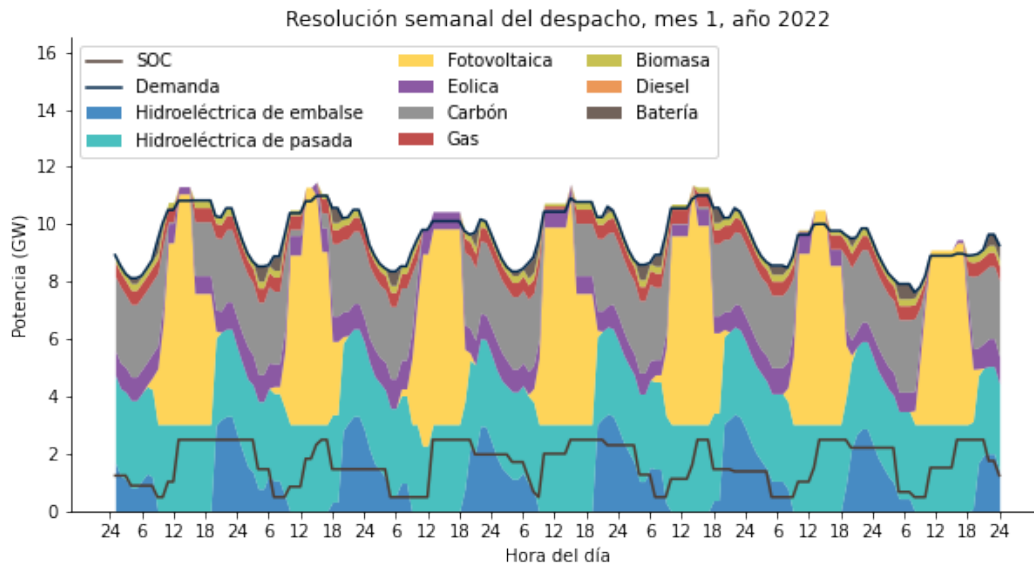


(a) Modelo de 3 bloques diarios.

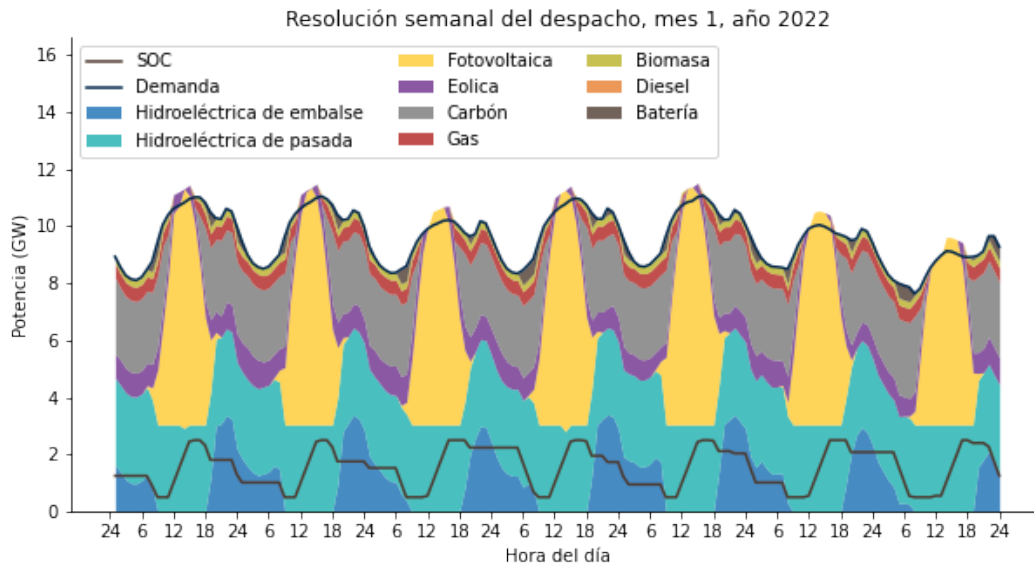


(b) Modelo de 8 bloques diarios.

Figura 4.6: Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (con BESS), enero del año 2022.



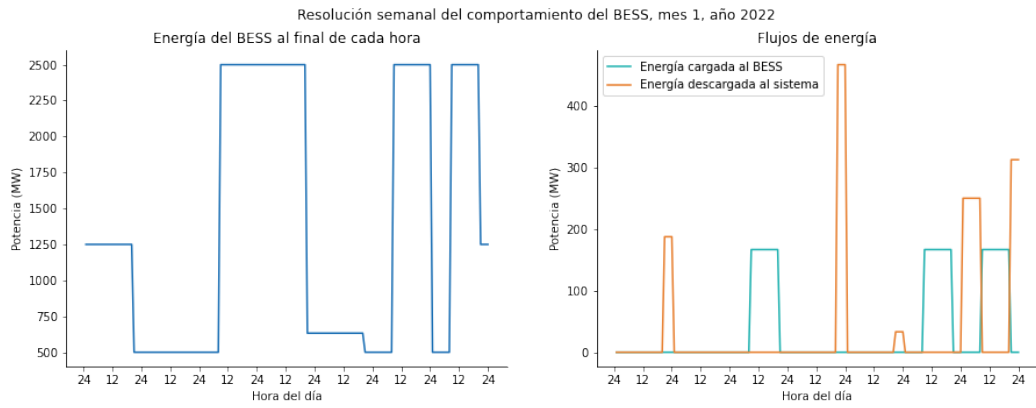
(c) Modelo de 16 bloques diarios.



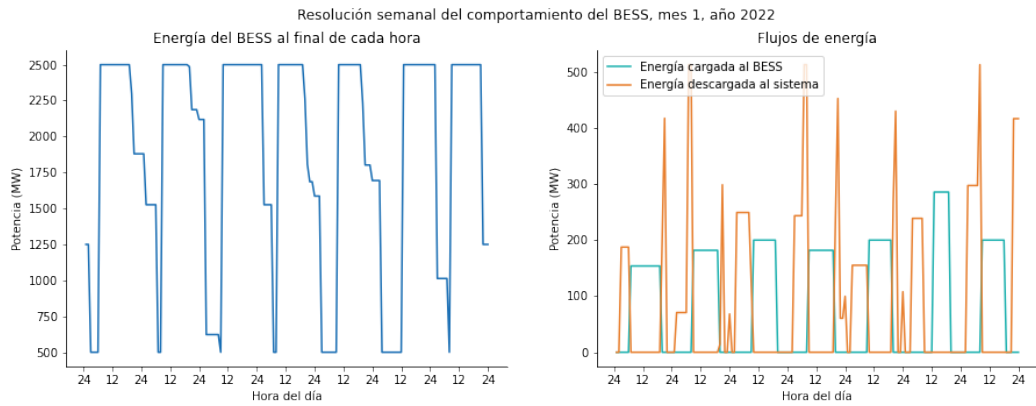
(d) Modelo de 24 bloques diarios.

Figura 4.6: Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (con BESS), enero del año 2022.

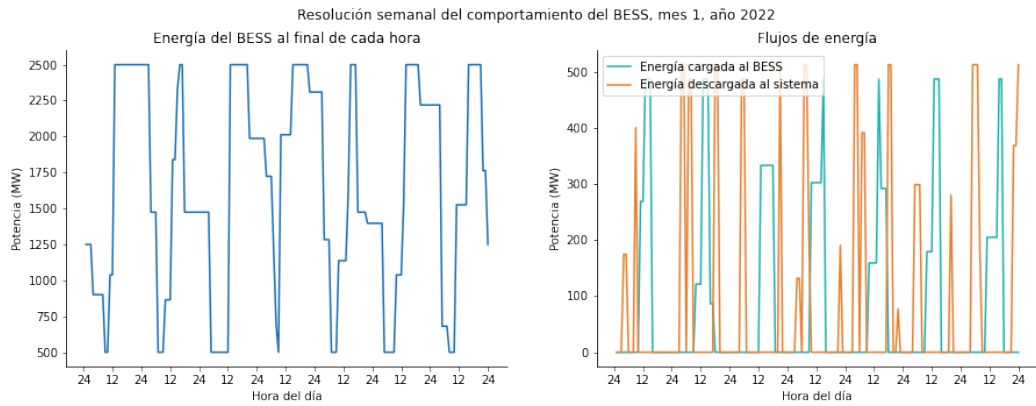
Lo que puede llamar la atención en el comportamiento del despacho esperado de los distintos modelos de bloques, es que aún con una cantidad de bloques reducida, el embalse y el BESS pueden dar la flexibilidad del sistema para apoyar la generación ERNC, descargando energía en las horas de noche y almacenándola durante el día. En particular, se tiene que en los modelos de pocos bloques, las descargas del BESS son de alta densidad energética, pero de poca densidad de potencia, tal y como se ilustra en la Figura 4.7.



(a) Modelo de 3 bloques diarios.

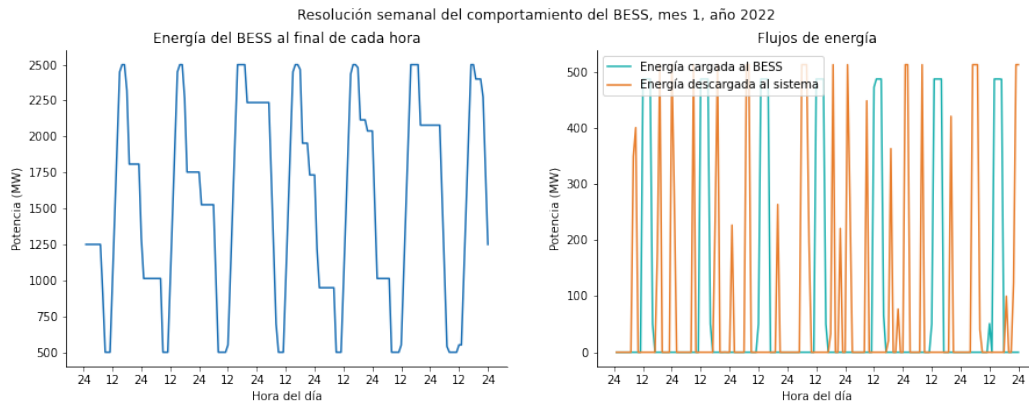


(b) Modelo de 8 bloques diarios.



(c) Modelo de 16 bloques diarios.

Figura 4.7: Resolución semanal del comportamiento esperado del BESS para los modelos de bloques, enero del año 2022.

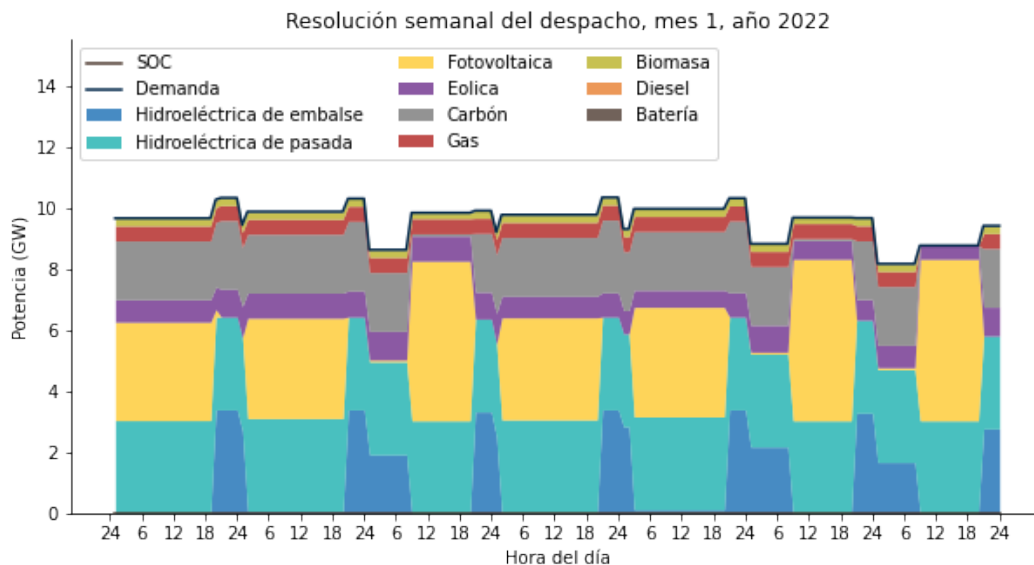


(d) Modelo de 24 bloques diarios.

Figura 4.7: Resolución semanal del comportamiento esperado del BESS para los modelos de bloques, enero del año 2022.

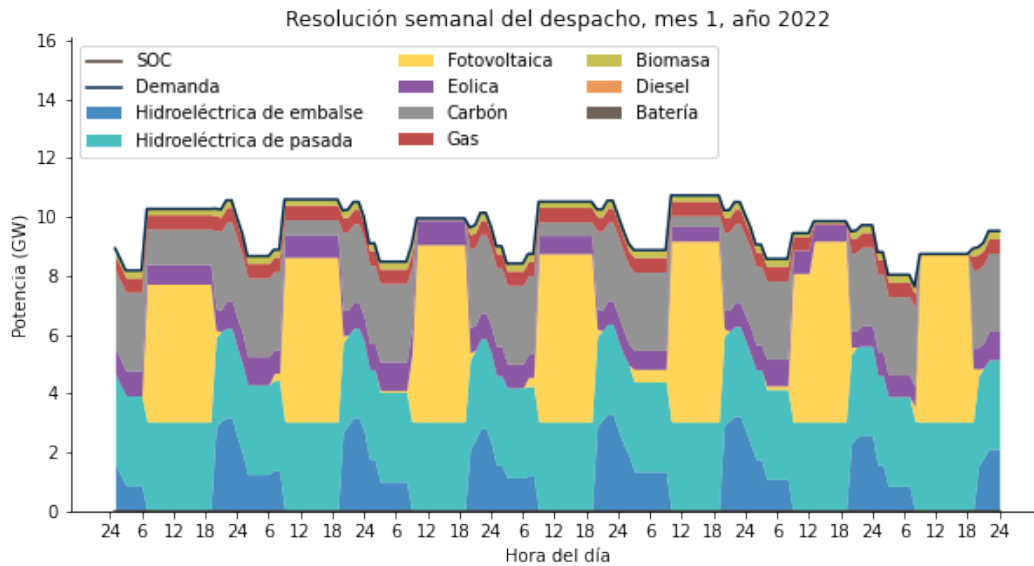
Lo anterior es sumamente importante, porque dependiendo de las ventanas de tiempo que se quieran considerar en un problema de despacho hidrotérmico, puede resultar conveniente modelar otros tipos de almacenamiento. A modo de ejemplo, si se consideran bloques de un día de duración (o más), no sería viable simular un BESS (por la baja densidad de potencia que este entregaría y porque su tiempo de actuación es solo horario).

Otro aspecto importante que no ha sido comentado (debido a la escala temporal del análisis anterior), es el efecto del BESS en la minimización de los costos de operación del sistema. Para ello, se presenta en la Figura 4.8 el despacho esperado para la semana representativa de enero del año 2022 cuando no se incluye el BESS.

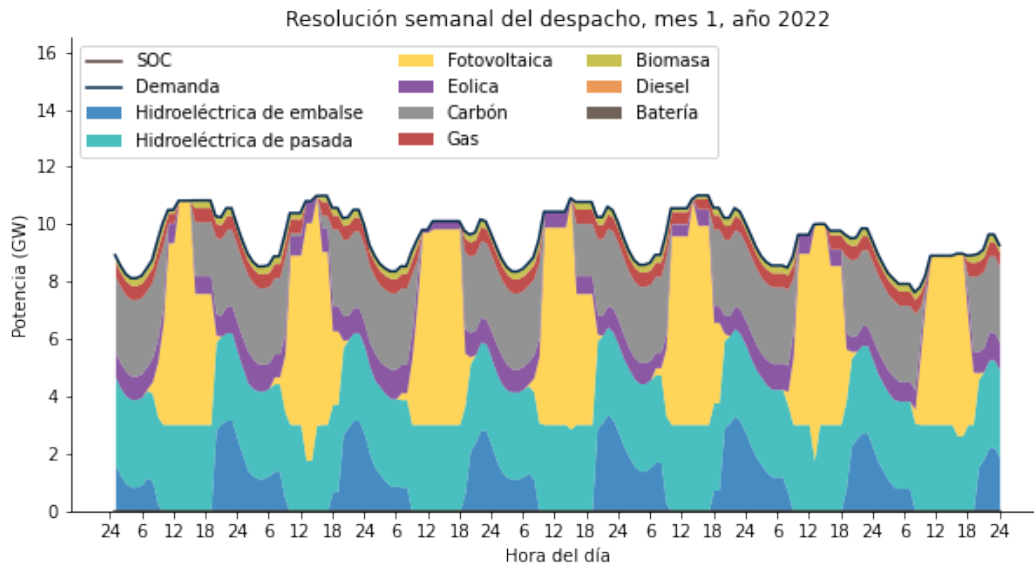


(a) Modelo de 3 bloques diarios.

Figura 4.8: Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (sin BESS), enero del año 2022.

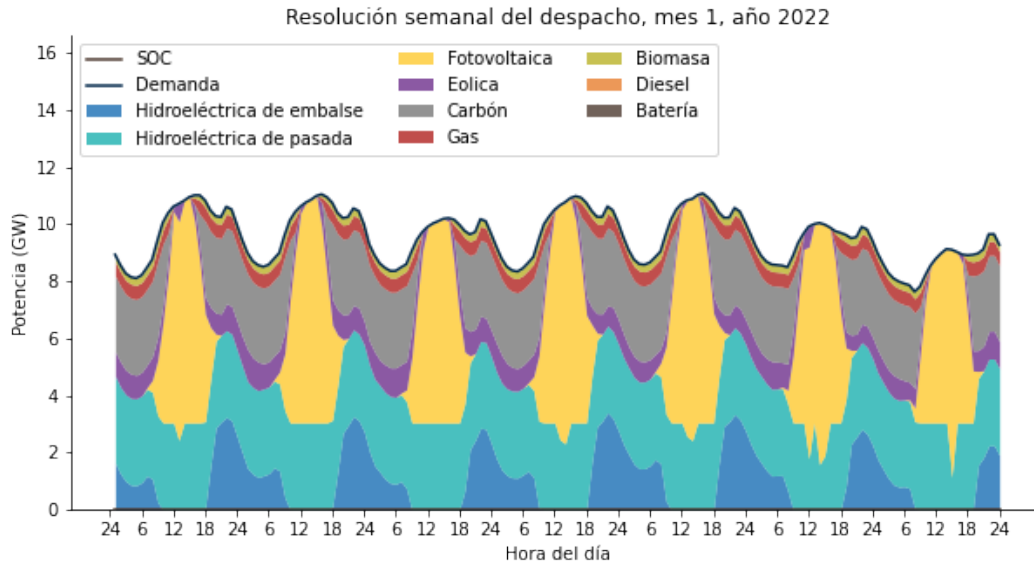


(b) Modelo de 8 bloques diarios.



(c) Modelo de 16 bloques diarios.

Figura 4.8: Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (sin BESS), enero del año 2022.



(d) Modelo de 24 bloques diarios.

Figura 4.8: Resolución semanal del despacho esperado para los modelos de bloques (sin BESS), enero del año 2022.

Haciendo el contraste entre las figuras 4.6 y 4.8, es posible observar que el BESS permite mover energía en momentos de demanda valle (carga) a momentos de demanda punta (descarga) en todos los modelos de bloques, permitiendo la carga de energía con generación que es más barata y la descarga de energía cuando la generación del sistema se torna más cara, que es lo que, finalmente, explicaría el abaratamiento del costo de operación del sistema visto en la Tabla 4.4.

4.3. Planes de descarbonización

En este caso de estudio se discutirán las soluciones obtenidas para el problema de despacho hidrotérmico ante distintos planes de descarbonización, los cuales supondrán una salida total del carbón al año 2026 (plan de descarbonización acelerado) y al 2031 (plan de descarbonización base), respectivamente. Particularmente, se busca comparar la evolución de los costos marginales en ambos casos y seguir desglosando el análisis del comportamiento del agua en un modelo de 24 bloques (modelo horario).

4.3.1. Resultados económicos

A continuación se mostrarán los resultados económicos de los planes de descarbonización, comparándolos entre sí, y evidenciando el rol del BESS durante este proceso.

4.3.1.1. Valor de la función objetivo

En la Tabla 4.6 es posible ver los efectos económicos de la inclusión de un sistema de baterías para ambos planes de descarbonización diseñados, ante distintos grados de estrés

hidrológicos⁶². En dicha tabla es posible observar que el porcentaje de ahorro del BESS crece en la medida que las hidrologías seleccionadas son más secas, mientras que disminuye en el caso contrario. Esto se puede deber a que en las hidrologías secas el movimiento del agua de los embalses es más restrictivo, por lo que el BESS actuará moviendo más energía dentro del día para lograr compensar parte de dicho efecto.

Tabla 4.6: Porcentajes de ahorro con la inclusión de un BESS según estrés hidrológico.

Escenarios considerados	Ahorro en descarbonización base (%)	Descarbonización acelerada (%)
10 % más secos	3,46	3,90
Esperado	3,27	3,63
10 % más húmedos	3,15	3,52

También puede resultar de interés un desglose más detallado del porcentaje⁶³ de ahorro esperado del BESS respecto a cada plan de descarbonización, los cuales se muestran en la Tabla 4.6. En ella se logra dilucidar, tanto en porcentaje como en términos absolutos, una de las prestaciones más destacadas de los sistemas de almacenamiento: la disminución de los costos de operación del sistema. Como ya ha sido comentado en el caso de estudio anterior, este abaratamiento de costos se debe a que el BESS mueve energía barata a los momentos de mayor requerimiento de potencia del sistema (cuando la energía es más cara), logrando disminuir así los costos de operación en los momentos que el sistema estime pertinentes.

Tabla 4.7: Comparativa del valor esperado de la función objetivo para los dos planes de descarbonización.

Configuración	Descarbonización base		Descarbonización acelerada	
	Función objetivo (MUSD)	Ahorro del BESS (%)	Función objetivo (MUSD)	Ahorro del BESS (%)
Sin BESS	7.672	0,00	9.122	0,00
Con BESS	7.421	3,27	8.791	3,63
Con BESS de capacidad doble	-	-	8.499	6,83

Además de lo anterior, es posible apreciar en la Tabla 4.7 que la inclusión del sistema de baterías produce ahorros más significativos en (términos de porcentaje) en el plan de descarbonización acelerado que en el base. Más aún, al incrementar la capacidad de almacenamiento del BESS, el ahorro se vuelve más significativo, lo cual podría volver a los sistemas de almacenamiento de gran capacidad muy atractivos desde el punto de vista del operador del sistema, incentivando posibles inversiones en esta tecnología.

⁶² Costos calculados a partir del conjunto de 20 escenarios modelados.

⁶³ Porcentaje de ahorro medido respecto al plan de descarbonización respectivo sin almacenamiento y no entre los planes de descarbonización.

Otro aspecto interesante de comentar, es que en todos los casos la descarbonización acelerada resulta más cara que la descarbonización base. Concretamente, los porcentajes de encarecimiento del plan de descarbonización acelerada respecto a la descarbonización base, pueden ser consultados en la Figura 4.9.

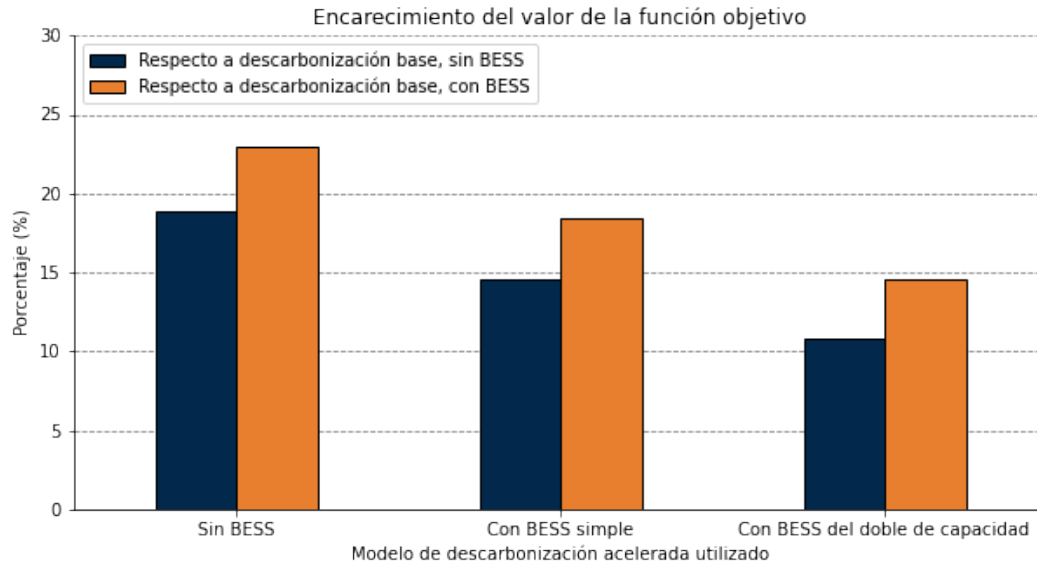


Figura 4.9: Porcentajes de encarecimiento del plan de descarbonización acelerado respecto al base.

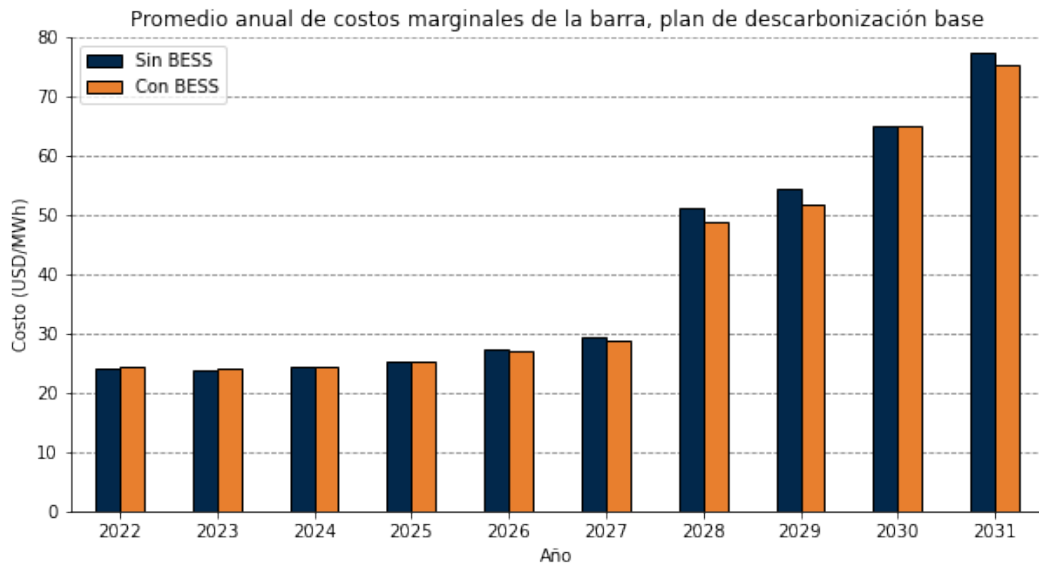
En dicha figura se aprecia que, por más que se realice una inclusión de sistemas de baterías de alta capacidad, el plan de descarbonización acelerado será al menos un 10% más caro que el plan de descarbonización base (con BESS o sin BESS). Esto tiene sentido si se considera que durante el plan de descarbonización acelerado no habrá carbón actuando como generación base al 2026, mientras en el plan de descarbonización normal si lo habrá. Así entonces, el efecto y capacidad de la batería resultarían insuficientes para cubrir toda la salida de carbón a esa fecha (más de 4.500 MW), obligando a despachar tecnologías más caras en el corto plazo en el caso de la descarbonización acelerada, lo que encarece a su vez los costos de operación del sistema.

Es importante destacar que este incremento de costos marginales también se debe a que el modelo no está considerando la entrada de generación adicional en el sistema (no se está modelando un problema de expansión de generación). Sin embargo, aún teniendo esto en cuenta, se puede observar que en el corto plazo (que si considera la entrada de generación) existe una tendencia al encarecimiento de los costos marginales, lo cual puede volver rentable el ingreso de generación ERNC adicional al sistema.

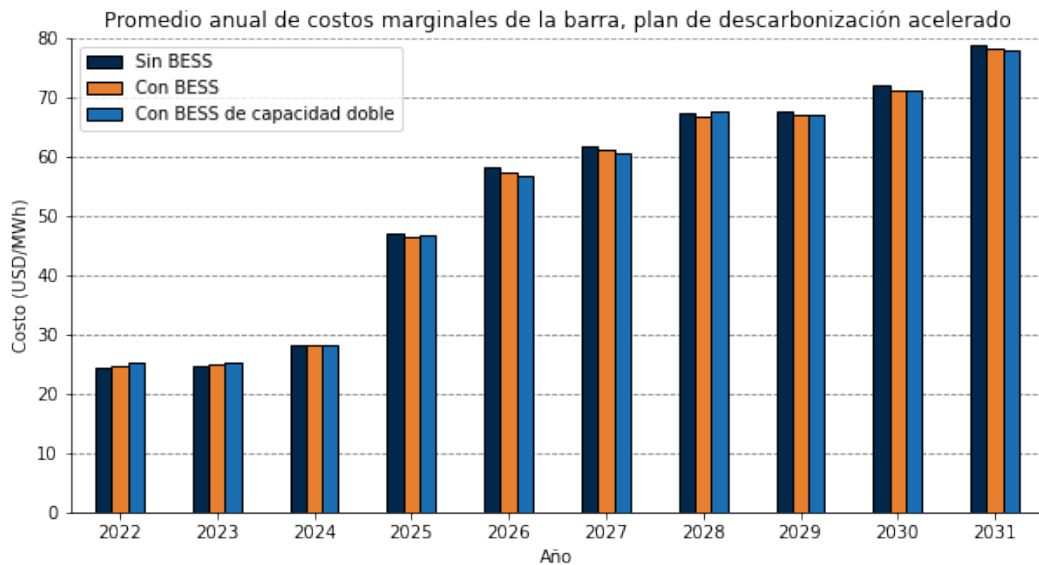
4.3.1.2. Costos marginales

Para entender de forma más detallada los resultados anteriormente expuestos, se procede a estudiar la distribución de costos marginales con la inclusión de sistemas de baterías. Para ello, se grafica el promedio anual de los costos marginales esperados para cada plan de descarbonización considerado (ver Figura 4.10). En dicha figura se puede observar que en

ambos planes de descarbonización la inclusión de baterías provoca una ligera disminución del costo marginal promedio de los años en los que la descarbonización se hace notoria, mientras que en el primer par de años, tiende a ser lo contrario. Dicho comportamiento puede deberse a la preparación del sistema (en ahorro de agua) para abastecer los años venideros sin carbón.



(a) Descarbonización base.



(b) Descarbonización acelerada.

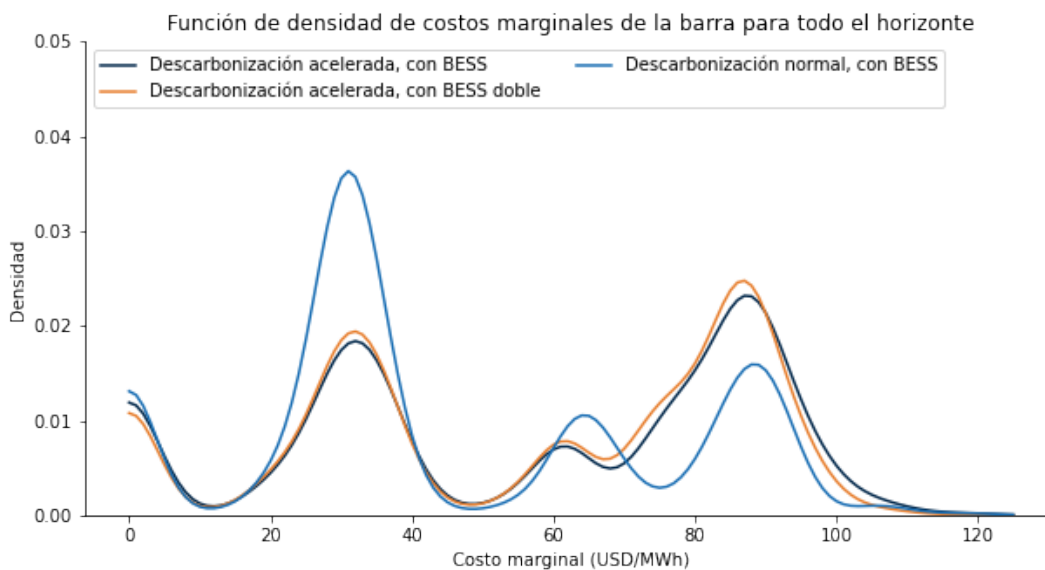
Figura 4.10: Evolución del costo marginal esperado anual para los planes de descarbonización.

Se aprecia también en la Figura 4.10 el efecto ya comentado: el plan de descarbonización acelerado es más caro porque las plantas de carbón marcan su salida mucho antes de que lo haga el plan de descarbonización base. En consecuencia, en el plan de descarbonización acelerado se estarán despachando tecnologías mucho más caras (incremento importante del

costo marginal a partir de 2025) mucho antes de que el de descarbonización base lo haga (incremento importante del costo marginal a partir de 2028).

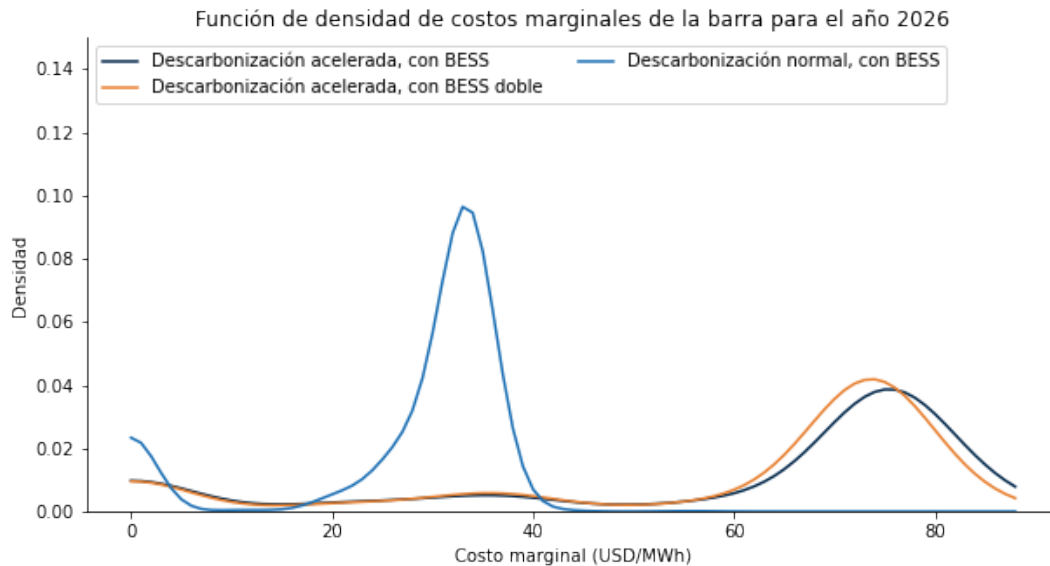
Dado este comportamiento de los costos marginales, el aumento de los costos marginales en la descarbonización base puede fomentar la entrada de generación renovable al sistema a partir de 2028 (precios de las últimas licitaciones muestran que los costos de desarrollo de proyectos eólicos y solares son inferiores a los valores de los costos marginales obtenidos a partir de ese año), mientras que en el caso de la descarbonización acelerada este incentivo podría ser aún más acelerado.

Para seguir dando comparativas entre los planes de descarbonización, en la Figura 4.11 se ilustra la distribución de los costos marginales durante todo el horizonte de despacho, cuando los sistemas de almacenamiento están incluidos en el sistema. En particular, es evidente que en la descarbonización normal hay una mayor concentración de costos marginales bajos (30 USD/MWh) y una menor concentración de costos marginales altos (90 USD/MWh), todo lo contrario al plan de descarbonización acelerado, lo cual se debe a la rapidez con la que los costos marginales se van desplazando hacia zonas más caras, tal y como se evidencia al comparar los años 2026 y 2030.

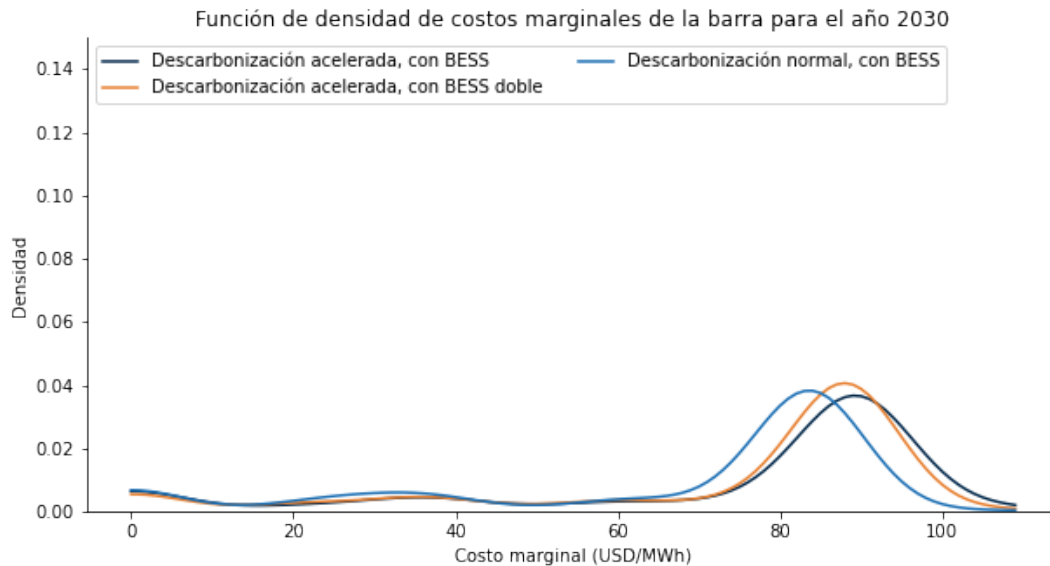


(a) Distribución para el horizonte completo.

Figura 4.11: Distribución de costos marginales esperados para los planes de descarbonización.



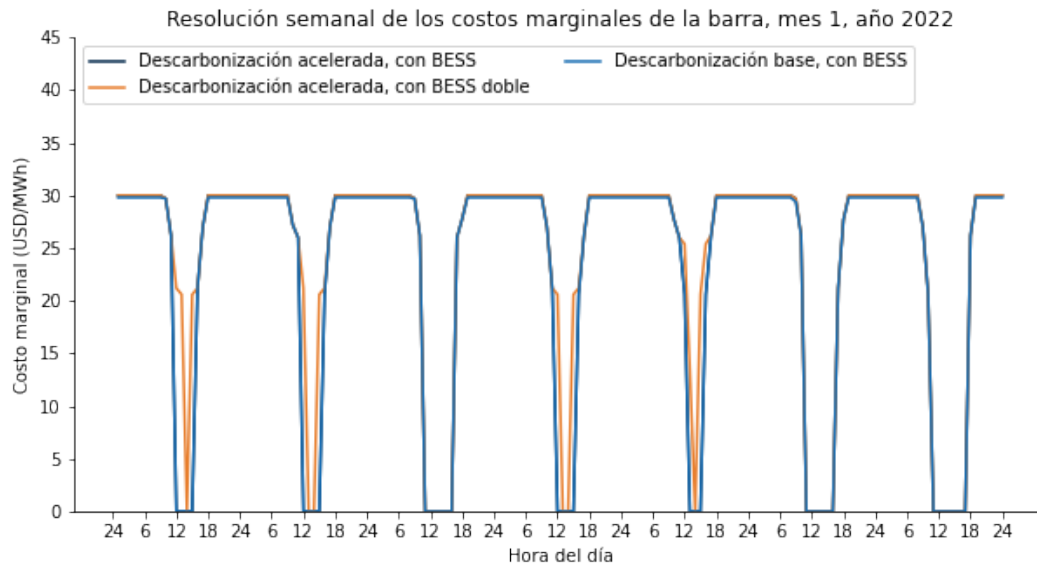
(b) Distribución para el año 2026.



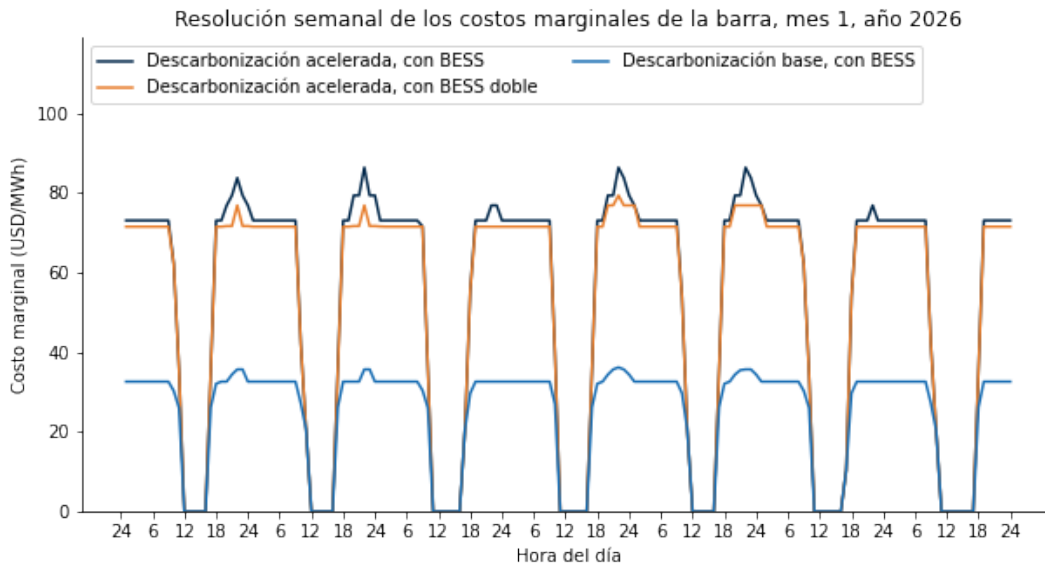
(c) Distribución para el año 2030.

Figura 4.11: Distribución de costos marginales esperados para los planes de descarbonización.

Por último, y para dar más peso a los argumentos que seguirán a continuación, se presentará en la Figura 4.12 la evolución de la resolución semanal de los costos marginales esperados de la barra cuando se considera la inclusión de un BESS en ambos planes de descarbonización. Con lo cual se busca mostrar que es en las horas de día cuando los costos marginales son mínimos (algunas veces de valor nulo) y que en las horas de noche son máximos, lo cual respaldará el comportamiento observado en el embalse y el BESS.

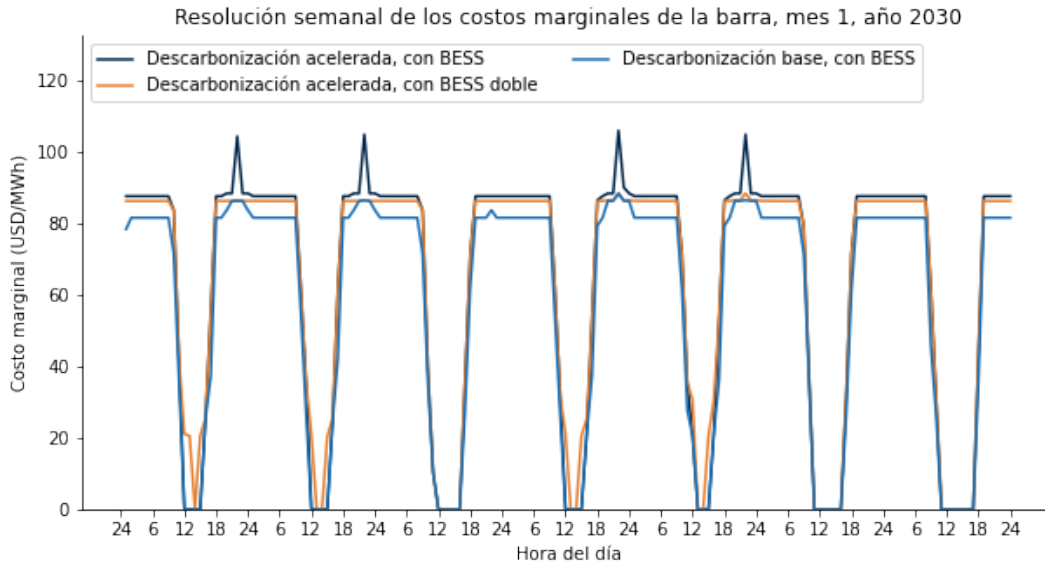


(a) Semana representativa de enero del año 2022.



(b) Semana representativa de enero del año 2026.

Figura 4.12: Resolución semanal de los costos marginales esperados para los planes de descarbonización.

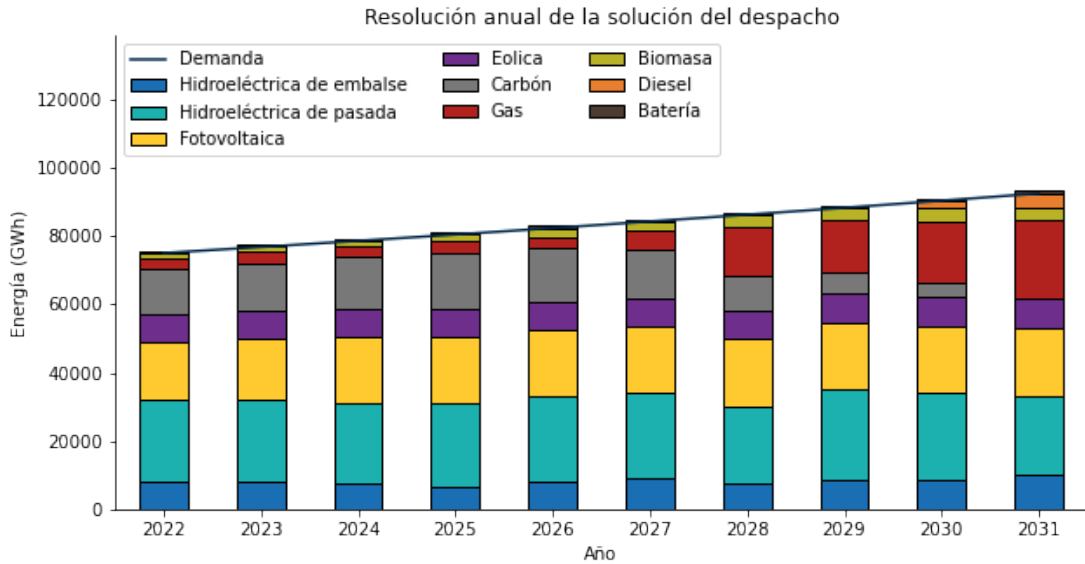


(c) Semana representativa de enero del año 2030.

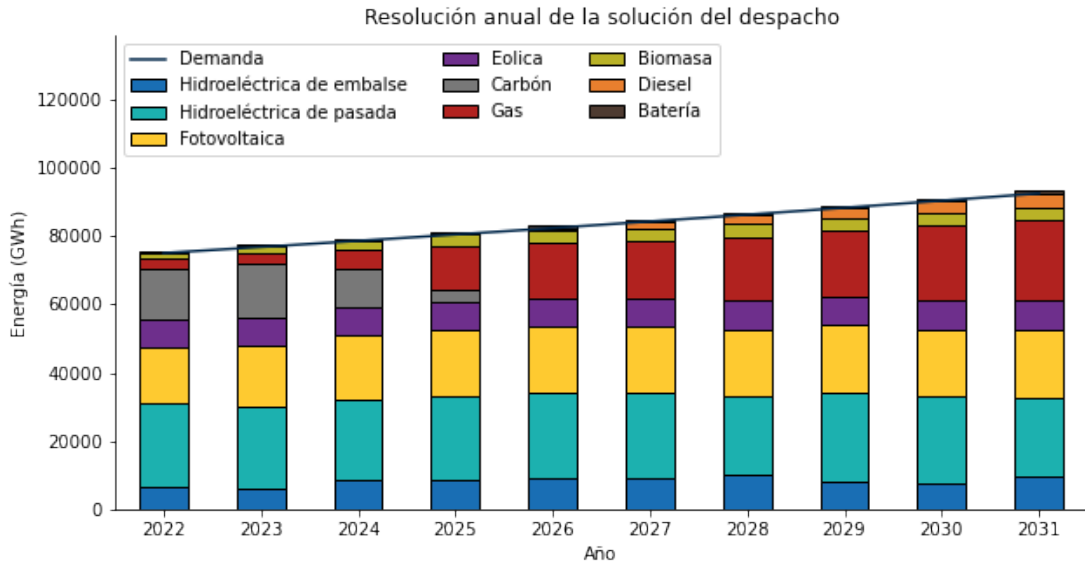
Figura 4.12: Resolución semanal de los costos marginales esperados para los planes de descarbonización.

4.3.2. Solución del despacho y comportamiento del BESS

Se ha mostrado que los costos marginales del sistema se incrementan en la medida que pasan los años porque se comenzarán a usar tecnologías mucho más caras cuando el sistema se vaya quedando sin plantas de carbón. Si se observa la resolución anual esperada del despacho para los planes de descarbonización de la Figura 4.13, esto se hace mucho más evidente, ya que en la medida que el sistema se queda sin carbón con el paso de los años, se comienzan a despachar cada vez en mayor cantidad las centrales de gas y diésel, las cuales presentan un costo variable promedio mucho más elevado que el carbón, tal y como fue visto la Tabla 2.3 del marco teórico.



(a) Descarbonización base.

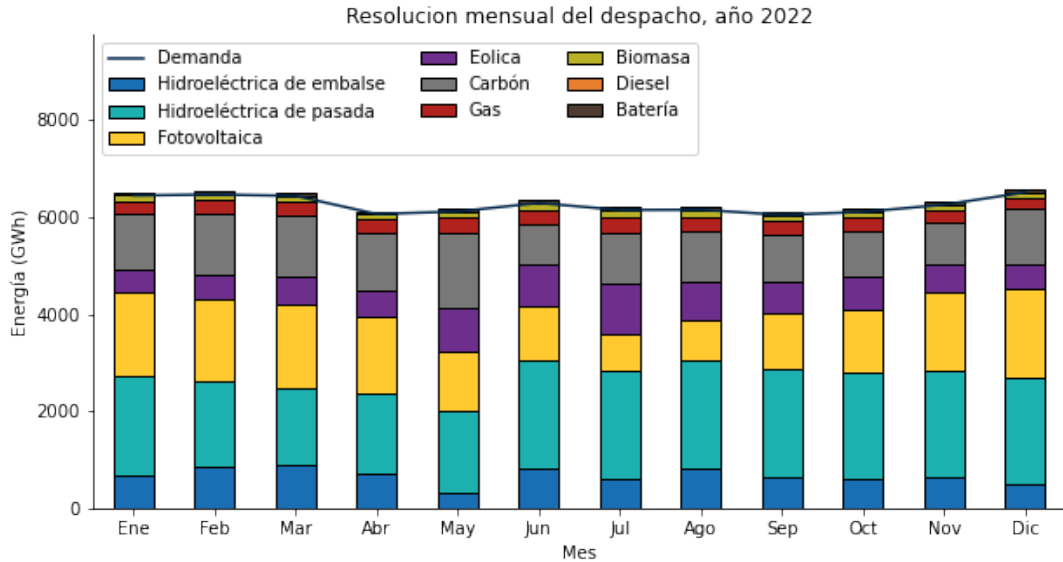


(b) Descarbonización acelerada.

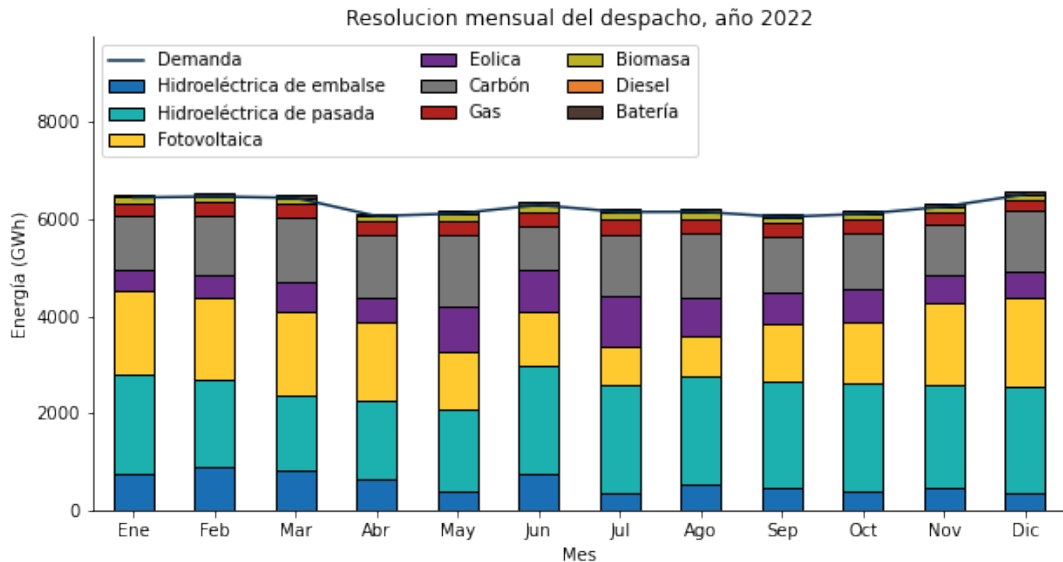
Figura 4.13: Resolución anual del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización.

Resulta interesante observar de estas figuras que los efectos de la inclusión de un sistema de baterías en esta escala temporal no pueden apreciarse, pues como se ha señalado en otras oportunidades, los sistemas de baterías solo pueden mover energía durante momentos del día y no de forma anual. Por otro lado, es posible apreciar en esta escala un aumento de la potencia despachada esperada por el embalse en los años centrales, justo cuando los efectos de las descarbonizaciones se hacen presentes. Más detalles del uso del agua serán discutidos en la sección 4.3.3.

Si se desea estudiar el comportamiento esperado del despacho una escala temporal mensual como la de la Figura 4.14, tampoco será posible apreciar los efectos de la inclusión del sistema de baterías, justamente por el mismo motivo anterior. Por otro lado, en esta escala temporal si es posible apreciar variaciones mensuales de demanda y de los perfiles eólico y solar, por lo que el embalse debe tener un papel clave. No obstante, este gráfico no es el adecuado para representar dicho papel (ahorro o gasto de agua), aunque quedará como precedente para entender el comportamiento intermensual del embalse que será presentado en la sección 4.3.3.



(a) Descarbonización base.

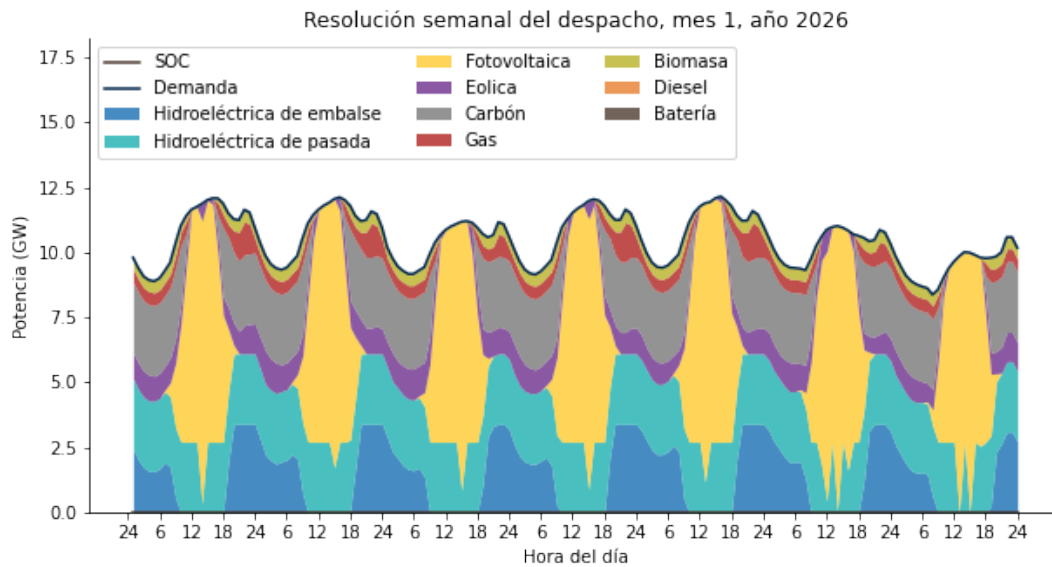


(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.14: Resolución mensual del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización, año 2022.

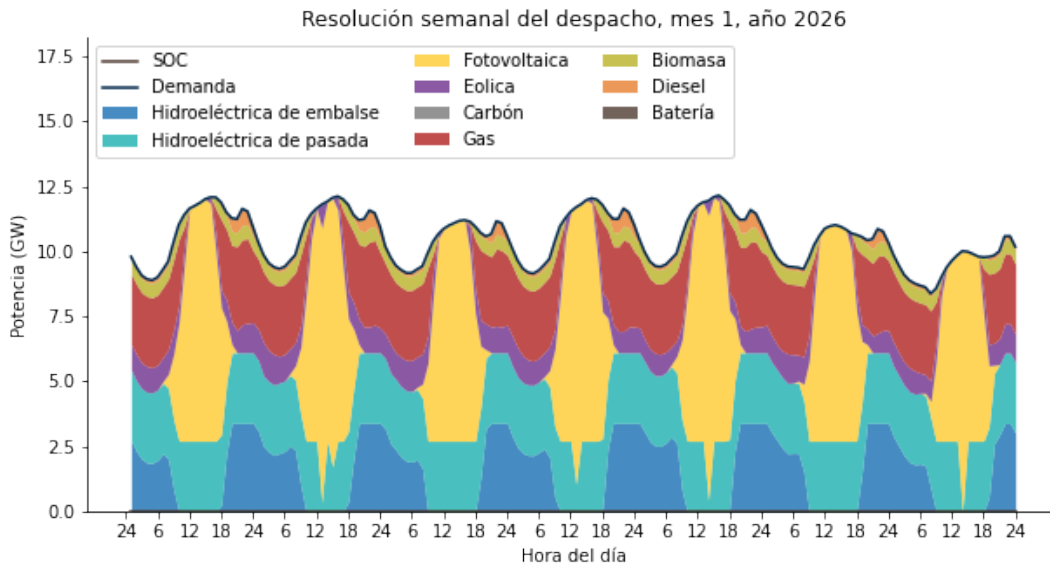
Para observar los efectos del BESS en el despacho del sistema, hace falta mirar el despacho horario durante una semana representativa completa. Se puede observar en la comparación de las figuras 4.15 y 4.16 que, para ambos planes de descarbonización, la inclusión del sistema de almacenamiento permite realizar movimientos de energía barata hacia los momentos de máximo requerimiento de demanda. La razón de la elección de dicho año en ambas figuras ha sido realizada con el fin de ilustrar lo distintas que son las soluciones de despacho ante dos planes de descarbonización.

Concretamente, cuando la demanda alcanza su valor valle (durante las horas de sol) el sistema de almacenamiento se carga (razón por la cual la generación sobrepasa la demanda), mientras que en los momentos de demanda punta (durante las horas de noche, el sistema de almacenamiento se descarga.



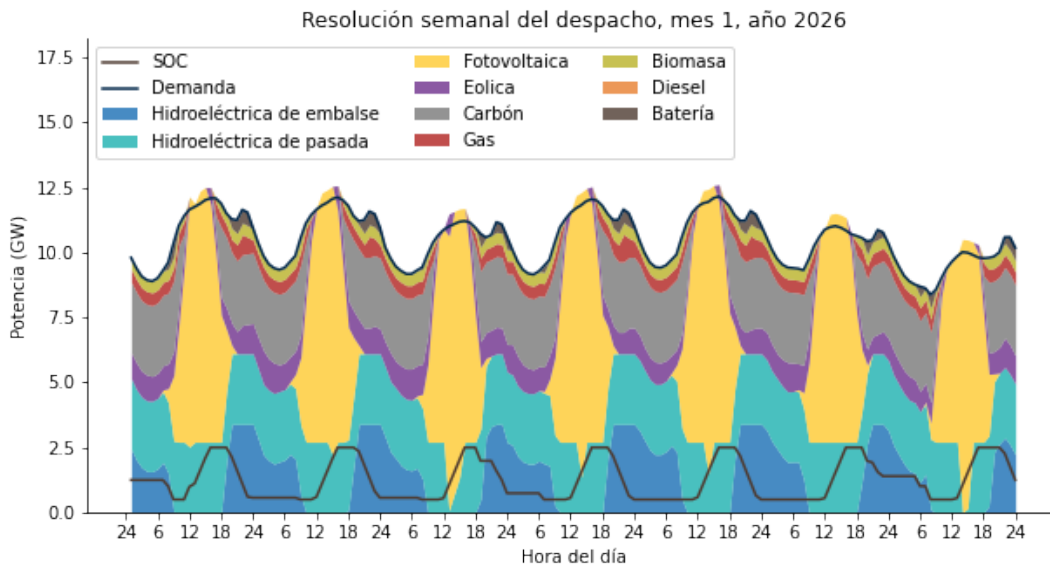
(a) Descarbonización base.

Figura 4.15: Resolución semanal del despacho esperado (sin BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2026.



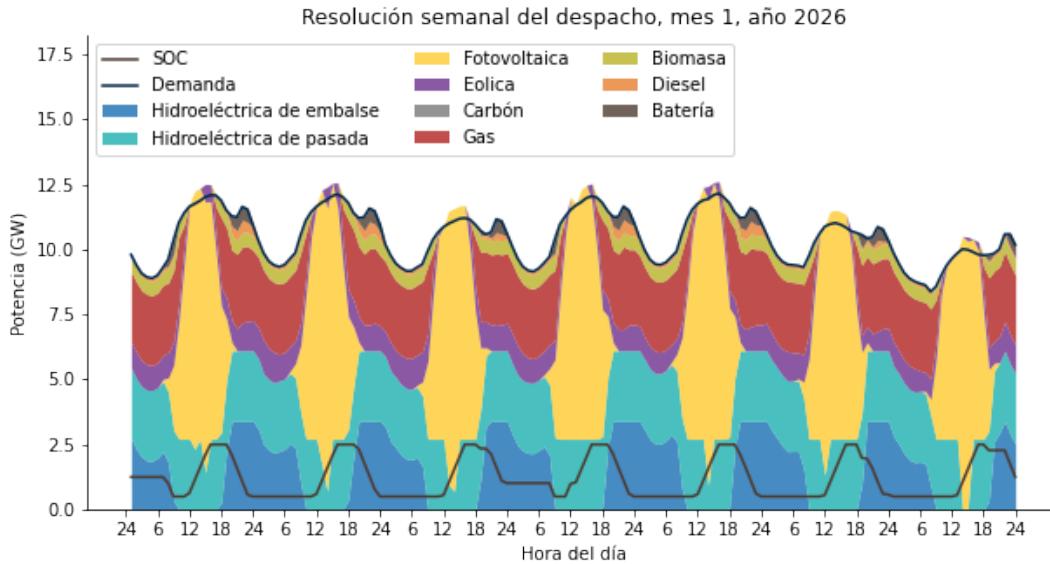
(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.15: Resolución semanal del despacho esperado (sin BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2026.



(a) Descarbonización base.

Figura 4.16: Resolución semanal del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.



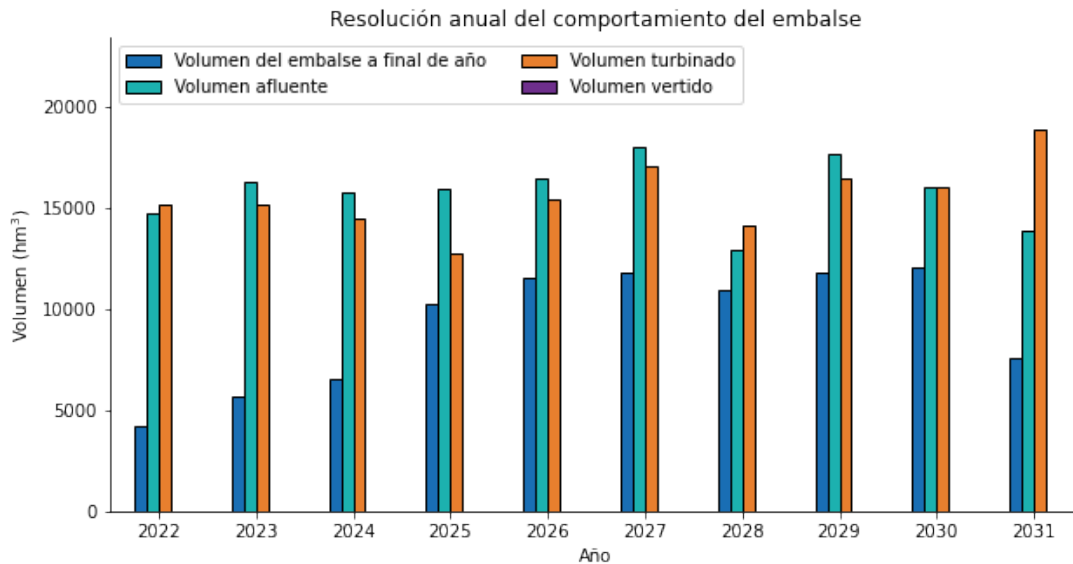
(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.16: Resolución semanal del despacho esperado (con BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.

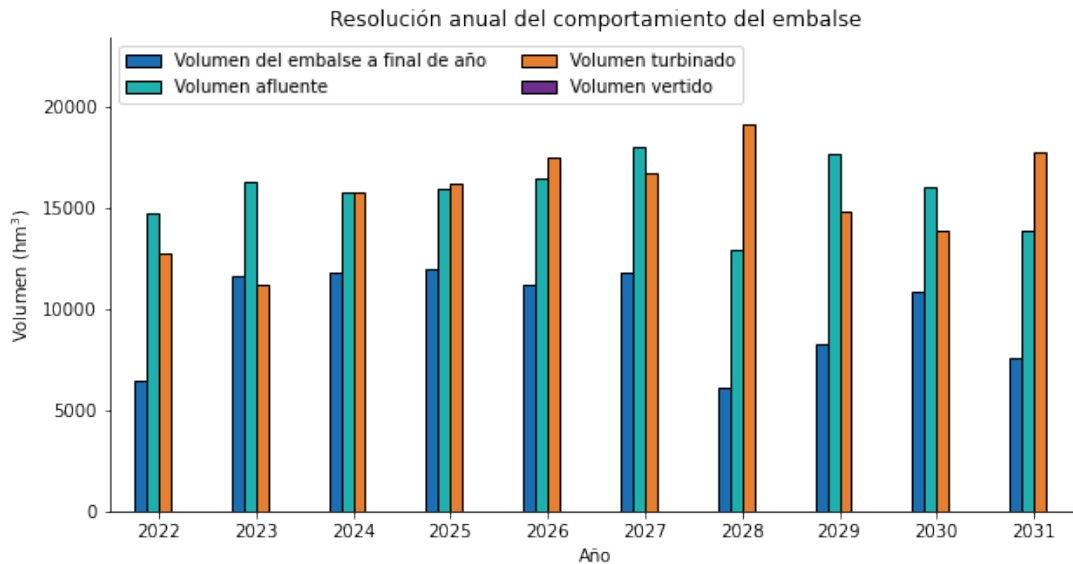
Respecto al mercado comportamiento del agua embalsada, tanto con la incorporación del sistema del batería, como sin estas, realiza las descargas de agua por la noche, mientras que en las horas de día tiene una participación nula. Esto se debe a que actúa de forma similar a una batería, se carga cuando hay más generación renovable disponible y se descarga cuando no. Esto, en conjunto con la visualización mensual y anual del despacho, permite aseverar que, efectivamente, los embalses realizan movimientos de energía entre los años, entre los meses, entre las semanas, y también dentro de los mismos días que la componen. Situación que por cierto queda perfectamente recogida en un modelo horario.

4.3.3. Comportamiento del embalse y flexibilidad

Tal y como ha sido mencionado previamente, los embalses pueden dar flexibilidad al sistema de forma anual, mensual y diaria. Tomando como antecedentes la forma de las soluciones del despacho anteriormente presentadas, en sus respectivas escalas temporales, la variación anual esperada del embalse es la que se muestra en la Figura 4.17.



(a) Descarbonización base.



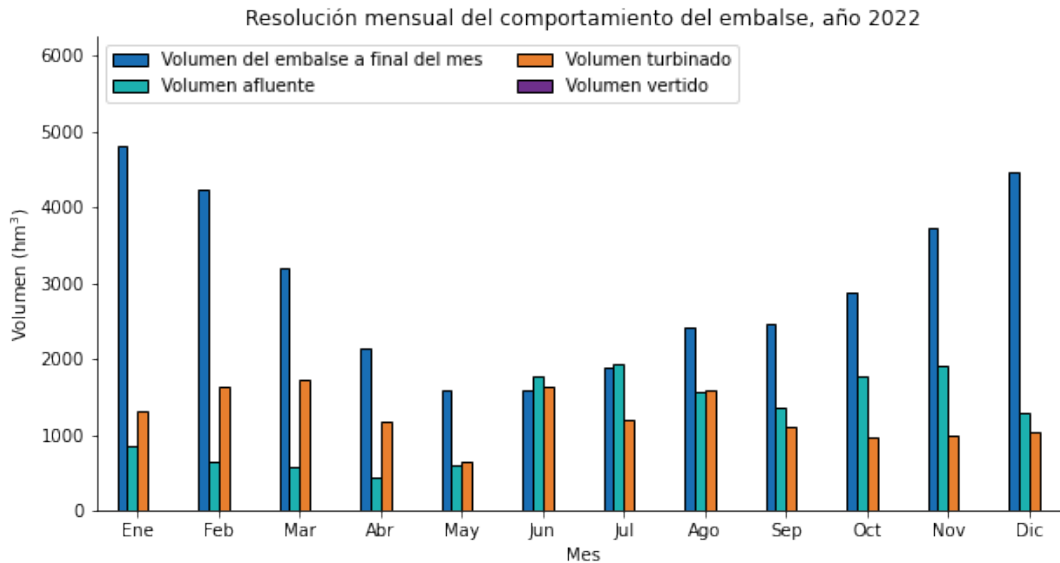
(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.17: Resolución anual del comportamiento esperado del embalse (con BESS) para los planes de descarbonización.

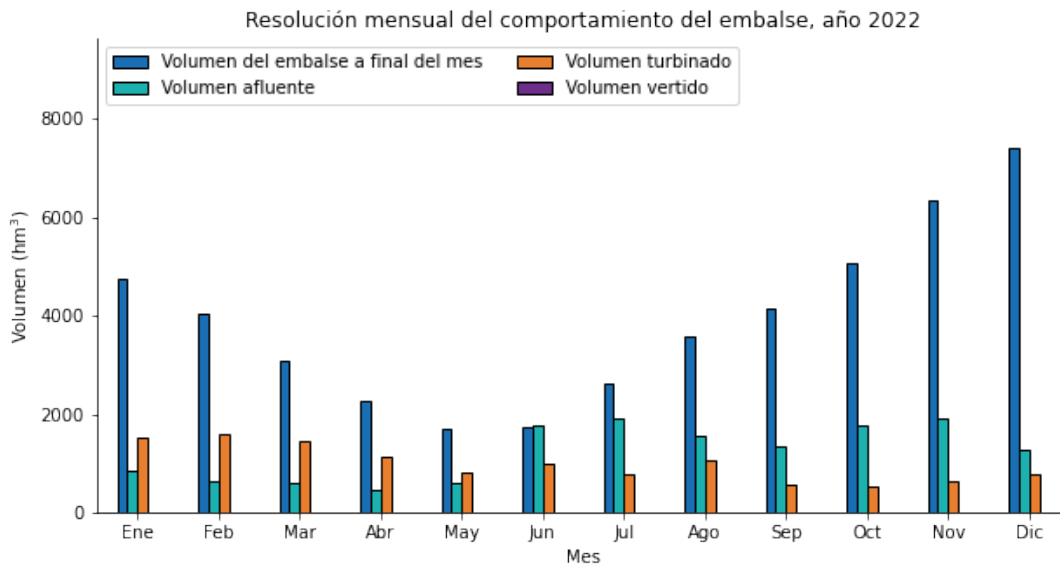
En estas figuras se puede apreciar que, efectivamente, el embalse se anticipa a la carencia de capacidad instalada producto de la descarbonización (en cualquiera de los dos planes), almacenando agua durante los primeros años y, luego, descargándola cuando hace falta.

Por otro lado, si se hace un zoom a uno de estos años en particular (como el que puede ser apreciado en la Figura 4.18), también es posible apreciar el movimiento intermensual del volumen esperado del agua. Concretamente, se puede observar una acumulación de agua durante las estaciones de invierno y primavera para, posteriormente, ser usada durante las estaciones de verano y otoño. Se observa, además, que la descarbonización acelerada obliga

al embalse a mantener mayores niveles de agua almacenada para poder seguir satisfaciendo la demanda en el futuro (se sugiere tener cuidado con la escala de los gráficos).



(a) Descarbonización base.



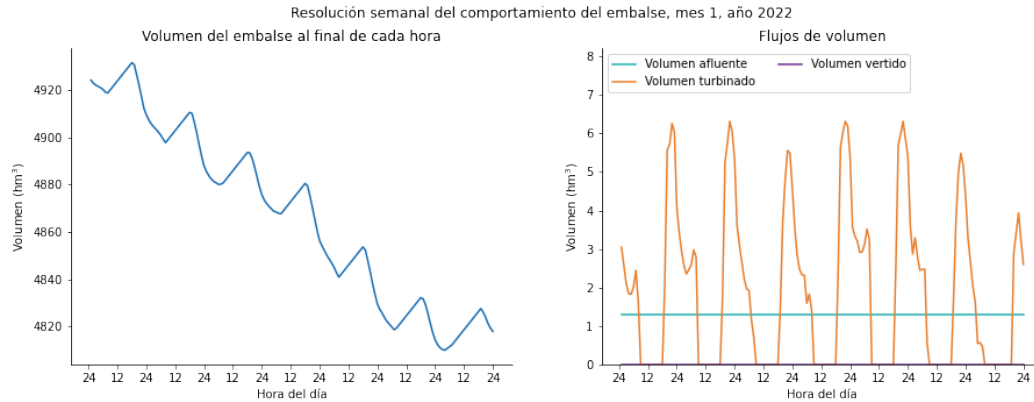
(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.18: Resolución mensual del comportamiento esperado del embalse (con BESS) para los planes de descarbonización, año 2022.

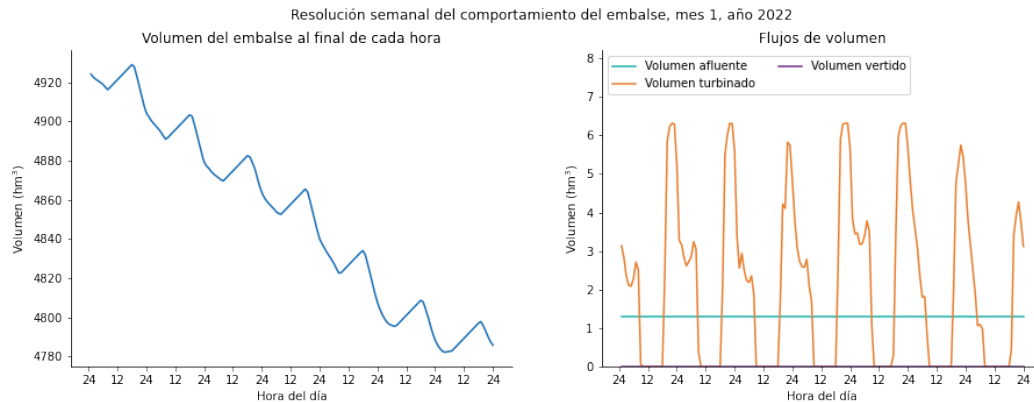
Sin perjuicio de lo anteriormente comentado, en la medida que se va reduciendo la escala temporal con la que se mira el comportamiento del volumen almacenado esperado, la tendencia de dicha curva (independientemente de los altibajos intermedios observados), no necesariamente pueden indicar un ahorro o gasto de agua para esta ventana temporal. Más concretamente, puede ocurrir que el almacenamiento de agua visto en los últimos meses de la

Figura 4.18, se deba simplemente a que al año siguiente se requiera una mayor participación del embalse.

Al mirar una ventana temporal más pequeña, como lo es la semana representativa ilustrada en la Figura 4.19, se pueden observar dos movimientos simultáneos de agua (en ambos planes de descarbonización). Las variaciones horarias corresponden a aquellas necesarias para satisfacer la demanda en las horas de noche, mientras que la tendencia a la baja de las curvas representa, simplemente, la tendencia mensual observada anteriormente en escalas temporales más grandes.



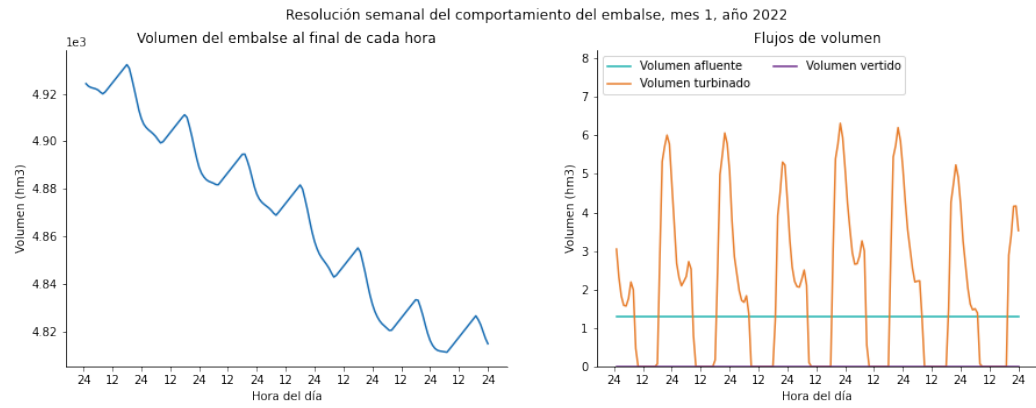
(a) Descarbonización base.



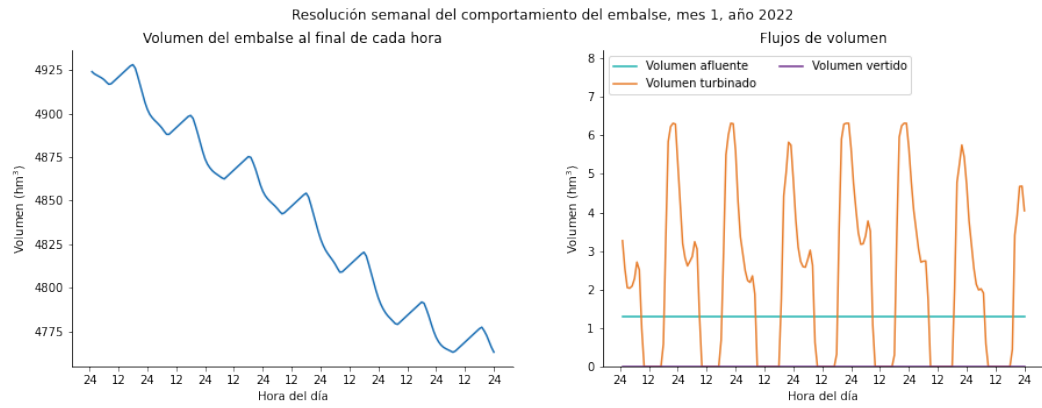
(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.19: Resolución semanal del comportamiento esperado del embalse (con BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.

Para comprender si efectivamente el BESS puede condicionar el comportamiento del embalse, se puede observar la Figura 4.20, la cual corresponde a la solución semanal del comportamiento esperado del embalse, pero sin el BESS. Al realizar el contraste entre las figuras 4.19 y 4.20 se podría argumentar que la respuesta es negativa, ya que la forma de las curvas de carga/descarga de volumen del embalse y del volumen almacenado de este mismo, son bastante similares en ambos casos. Esto puede deberse a que estos sistemas realmente no compiten entre sí por realizar almacenamientos de energía, sino que actúan de forma independiente.



(a) Descarbonización base.



(b) Descarbonización acelerada.

Figura 4.20: Resolución semanal del comportamiento esperado del embalse (sin BESS) para los planes de descarbonización, enero del año 2022.

Capítulo 5

Conclusiones

El ejercicio de despacho hidroeléctrico es un problema altamente complejo, pues se debe lidiar con la incertidumbre asociada al recurso hidráulico y al de las tecnologías de generación variable, cuya entrada será cada vez mayor (incrementando la incertidumbre). En particular, una de las principales dificultades radica en la cantidad de escenarios escogidos para modelar la incertidumbre ya comentada. Tal y como fue visto en las ejecuciones del algoritmo SDDP, incluso para un número bajo de escenarios, los tiempos de cómputo siguen siendo elevados (porque el número de variables y restricciones también lo son), razón por la cual no es posible resolver este tipo de problemas sin la aplicación de algoritmos estratégicos (como SDDP) o alguna simplificación importante que reduzca el número de variables o restricciones del problema.

De los problemas resueltos durante este trabajo es posible evidenciar que, aún sin la incorporación de centrales térmicas o de cualquier otro tipo a la matriz energética chilena, es posible abastecer completamente en el corto plazo a la demanda eléctrica en los momentos donde la generación renovable es baja (meses de invierno) o nula (horas de noche). Más aún, los embalses del país tienen la capacidad instalada suficiente para dar la flexibilidad al sistema por sí mismos, aunque también la adopción de sistemas de almacenamiento puede contribuir en la reducción de los costos de operación del sistema y favorecer la integración de las tecnologías de generación variable.

En la misma línea de lo anterior, el modelo horario desarrollado muestra que los embalses pueden realizar movimientos de energía entre años, meses y dentro del día. Siendo estos capaces de anticiparse, por ejemplo, a la carencia de capacidad instalada producto de un plan de descarbonización, almacenando agua en el corto plazo y descargándola cuando haga falta. Por otro lado, los movimientos de agua intradiarios observados, permiten observar la gran relevancia que tienen y tendrán los embalses en la adopción de las ERNC, principalmente durante las horas de noche, donde el agua es usada intensivamente para compensar la nula generación solar.

También se pudo dilucidar de los resultados del presente trabajo, que un plan de descarbonización total en un intervalo de tiempo corto (un par de años) puede suponer un estrés para el sistema, en el sentido de que será más dificultoso para el sistema embalsar agua en los años venideros si se considera la gran sequía por la que está pasando el país. Además de esto, los costos marginales del sistema responden rápidamente a la salida de carbón, tendiendo

al alza. Esta alza es por cierto una cota superior del incremento real de costos marginales que experimentaría el sistema producto de la descarbonización, producto de que no se está considerando la entrada de generación a lo largo del tiempo, sobre todo la renovable, la cual vería fuertes incentivos para ingresar al sistema a partir del 2028 o antes (según que tan rápido sea implementada la descarbonización en el país).

Se pudo observar también que la simplificación por bloques permite relajar linealmente el costo computacional del modelo con bajas pérdidas de optimalidad en la función objetivo. En general, el peor modelamiento realizado, que consideraba tres bloques diarios, mostró un error inferior al 11 % en la captación de costos, tanto en el caso de inclusión como ausencia del sistema de baterías. Motivo por el cual existe un gran potencial en el modelo de bloques para incluir restricciones extras al modelo, ya sea más barras, pérdidas en líneas de transmisión, reservas, etc.

5.1. Trabajo futuro

En este trabajo se utilizaron estrategias de programación y modelación que permitieron disminuir la complejidad del problema a resolver, tales como la implementación del algoritmo SDDP y la consideración de un modelo uninodal con incorporación de semanas representativas y días divididos por bloques. Se espera que trabajos futuros a este puedan incorporar dichas simplificaciones y estrategias de modelación para resolver un problema de despacho mucho más realista (como lo es el caso del despacho multinodal) de modo que no se incurra en grandes costos computacionales.

Bibliografía

- [1] Comisión Nacional de Energía, diciembre de 2021. Reporte mensual sector energético. [En línea]. Disponible en: https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2021/12/RMensual_v202112.pdf
- [2] Gamboa A., 2019. Tarificación costo-reflectiva para la inversión y operación óptima de la generación
- [3] Ministerio de Energía de Chile. Sobre el Ministerio. [En línea]. Disponible en: <https://energia.gob.cl/sobre-el-ministerio>
- [4] Comisión Nacional de Energía. Quiénes somos. [En línea]. Disponible en: <https://www.cne.cl/quienes-somos/>
- [5] Coordinador Eléctrico Nacional. Objetivos y funciones. [En línea]. Disponible en: <https://www.coordinador.cl/nosotros/objetivos-y-funciones/>
- [6] Superintendencia de Electricidad y Combustibles. Misión institucional. [En línea]. Disponible en <https://www.super.gob.cl/instituciones/AU004>
- [7] Comisión Nacional de Energía, diciembre de 2020. Generación bruta del SEN. [En línea]. Disponible en: <https://www.cne.cl/normativas/electrica/consulta-publica/electricidad/>
- [8] Comisión Nacional de Energía, agosto de 2021. Informe de fijación de precios de nudo de corto plazo. [En línea]. Disponible en: <https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2021/08/ITD-PNCP-Ago21.pdf>
- [9] Comisión Nacional de Energía, septiembre de 2021. Resolución Exenta 384: Declara y actualiza instalaciones de generación y transmisión en construcción. [En línea]. Disponible en: <https://www.cne.cl/wp-content/uploads/2021/09/Resolucion-Exenta-No-384-Proyectos-en-Construccion.pdf>
- [10] Rastler D., 2010. Electricity energy storage technology options: a white paper primer on applications, costs, and benefits.
- [11] Yang Y., Li H., Aichhorn A., Zheng J., Greenleaf M., 2013. Sizing strategy of distributed battery storage system with high penetration of photovoltaic for voltage regulation and peak load shaving
- [12] Manz D., Piwko R., Miller N., 2012. Look Before You Leap: The Role of Energy Storage in the Grid.
- [13] Chen H., et al., 2008. Progress in electrical energy storage system: a critical review.
- [14] World Energy Resources, 2016. E-storage: Shifting from cost to value Wind and solar applications.

- [15] Dasa C., Bassa O., Kothapallia G., Mahmoudb T., Habibia D., 2018. Overview of energy storage systems in distribution networks: placement, sizing, operation, and power quality.
- [16] AECOM, 2015. Energy Storage Study: A storage market review and recommendations for funding and knowledge sharing priorities.
- [17] International Renewable Energy Agency, 2017. Electricity storage and renewables: costs and markets to 2030.
- [18] A.T. Kearney Energy Transition Institute, 2018. FactBook: Electricity Storage Gaining Momentum.
- [19] Mac-Clure B., 2014. Dimensionamiento y localización óptima de sistemas de almacenamiento de energía en redes de distribución.
- [20] Belman R., 1957. Dynamic programming. (pp. 3 - 25).
- [21] Amaya J., 2018. Optimización para estudiantes de ingeniería.
- [22] Benders J.F., 1961. Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems.
- [23] Pereira M.V.F., Pinto L.M.V.G., 1991. Multi-stage stochastic optimization applied to energy planning.
- [24] Pereira M. V. F., 2001. Optimal stochastic operations scheduling of large hydroelectric systems.
- [25] Philpott A.B., Guan Z., 2008. On the convergence of stochastic dual dynamic programming and related methods.
- [26] Shapiro A., 2011. Analysis of stochastic dual dynamic programming method.
- [27] Zou J., Ahmed S., Sun A., 2019. Multistage Stochastic Unit Commitment Using Stochastic Dual Dynamic Integer Programming.
- [28] Cerisola S., Latorre J., Ramos A., 2012. Stochastic dual dynamic programming applied to nonconvex hydrothermal models.
- [29] Lorca A., Favereau M., Olivares D., 2020. Challenges in the Management of Hydroelectric Generation in Power System Operations.
- [30] Maceira M.E.P., et al., 2018. Twenty Years of Application of Stochastic Dual Dynamic Programming in Official and Agent Studies in Brazil – Main Features and Improvements on the NEWAVE Model.
- [31] Røtting T.A., Gjelsvik A., 1992. Stochastic dual dynamic programming for seasonal scheduling in the norwegian power system.
- [32] Kaneda T., Scieur D., Cambier L., Henneaux P., 2018. Optimal management of storage for offsetting solar power uncertainty using multistage stochastic programming.
- [33] Aaslid P., Belsnes M., Fosso O., 2019. Optimal microgrid operation considering battery degradation using stochastic dual dynamic programming.
- [34] Yañez J., 2020. Planificación de la expansión de generación considerando sistemas de almacenamiento en escenarios con incertidumbre hidrológica.