

**ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**  
**Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación**

**Despacho económico robusto con MPC ante incertidumbre  
de precios y generación renovable**

**PROYECTO INTEGRADOR**

Previo la obtención del Título de:  
Magister en Automatización y Control Industrial

Presentado por:

**Homero Rodrigo Ojeda Guevara**  
**Patricio Raúl González Palomeque**

GUAYAQUIL – ECUADOR

Año: 2026

## **DEDICATORIA**

Dedicamos el presente proyecto, en primer lugar, a nuestros padres, por su esfuerzo constante, por la confianza depositada en nosotros y por el respaldo que nos sostuvo en cada etapa de este camino. A nuestros hermanos y familiares, por su compañía, paciencia y por recordarnos siempre el valor de la perseverancia y del trabajo honesto.

A nuestros amigos, por el cariño y solidaridad en los momentos de mayor exigencia, a nuestros estudiantes, cuya curiosidad y compromiso nos motivaron a investigar con sentido y a seguir aprendiendo con responsabilidad, buscando que este trabajo contribuya, aunque sea en parte, a una formación técnica más sólida y a una visión más humana de la ingeniería. Finalmente, dedicamos este trabajo a la memoria de nuestro amigo y compañero de maestría, Erik Lema, que estas páginas sean también un reconocimiento respetuoso a su paso por nuestra vida académica y humana.

## **AGRADECIMIENTOS**

El desarrollo de este proyecto de graduación se sostuvo sobre una base colectiva de conocimiento construida durante décadas por la comunidad científica y profesional. La literatura asociada al despacho económico, al control predictivo y a la operación de sistemas eléctricos es amplia y diversa; revisarla, interpretarla y articularla en un marco coherente implicó un esfuerzo sostenido y, aun así, necesariamente incompleto. En ese sentido, expresamos nuestro reconocimiento a los investigadores e ingenieros que, mediante sus aportes teóricos, metodológicos y aplicados, han ampliado el estado del arte y han hecho posible que trabajos como el presente puedan plantearse y ejecutarse con rigor.

Asimismo, manifestamos nuestro agradecimiento a la Escuela Superior Politécnica del Litoral y a la Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación, por el entorno académico que fomentó la formación avanzada y por los recursos institucionales que facilitaron el desarrollo del proyecto.

De manera particular, agradecemos a nuestra tutora, Mgtr. Patricia Pasmay, por su acompañamiento constante y por orientar la definición de elementos clave del tema. Extendemos nuestro agradecimiento a nuestro evaluador, PhD. Miguel Torres, por su exigencia académica y por las valiosas discusiones derivadas de los cursos de optimización compartidos en algún momento, las cuales aportaron perspectiva y profundidad a la comprensión del problema abordado.

## DECLARACIÓN EXPRESA

Nosotros, Homero Rodrigo Ojeda Guevara y Patricio Raúl González Palomeque, acordamos y reconocemos que la titularidad de los derechos patrimoniales de autor del presente proyecto de graduación corresponderá al autor o autores. Sin perjuicio de lo anterior, la Escuela Superior Politécnica del Litoral recibe en este acto una licencia gratuita, de plazo indefinido, para el uso no comercial y comercial de la obra, con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales, se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores. El o los estudiantes deberán procurar, en cualquier caso de cesión de sus derechos patrimoniales, incluir una cláusula en la cesión que proteja la vigencia de la licencia aquí concedida a la ESPOL.

La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, secreto empresarial, derechos patrimoniales de autor sobre software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de mi/nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos en que la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación de la ESPOL comunique a los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 30 de enero de 2026.

---

Homero Rodrigo Ojeda Guevara

---

Patricio Raúl González Palomeque

# EVALUADORES

---

Patricia Isabel Pasmay Bohórquez  
**PROFESOR TUTOR**

---

Miguel Alberto Torres Rodriguez  
**PROFESOR EVALUADOR**

## RESUMEN

Se desarrolló un esquema de despacho económico óptimo en tiempo real basado en control predictivo por modelo con horizonte recedente y una formulación robusta por escenarios para representar la incertidumbre del precio de la energía y de la generación renovable. El modelo integró restricciones operativas típicas del problema de despacho, incluyendo balance de potencia, límites de generación, rampas, requerimientos de reserva, dinámica de un sistema hidroeléctrico tipo reservorio y la operación de un sistema de almacenamiento electroquímico. En cada instante de decisión se construyó un horizonte de predicción, se generó un conjunto de escenarios alrededor de los pronósticos disponibles y se resolvió un problema de optimización con restricciones, aplicando únicamente la primera acción del plan y actualizando los estados con la dinámica real. El desempeño se evaluó mediante simulación y se comparó frente a un enfoque determinista equivalente. Los resultados mostraron factibilidad operativa y cumplimiento de restricciones terminales para los estados de almacenamiento, con ausencia de energía no servida en el horizonte analizado. La comparación evidenció diferencias económicas marginales en el caso base, lo que fue consistente con el tamaño reducido del sistema y con niveles de incertidumbre moderados; sin embargo, la formulación robusta proporcionó una estructura metodológica para controlar el riesgo operativo y mantener decisiones estables ante variaciones más severas de precio y renovables en sistemas de mayor escala.

**Palabras clave:** control predictivo por modelo, despacho económico, optimización robusta, generación renovable, almacenamiento de energía.

## ABSTRACT

A real-time optimal economic dispatch scheme was developed based on receding-horizon model predictive control and a scenario-based robust formulation to represent uncertainty in electricity prices and renewable generation. The model incorporated standard operational constraints of the dispatch problem, including power balance, generation limits, ramp-rate constraints, reserve requirements, the dynamics of a reservoir-type hydropower unit, and the operation of an electrochemical energy storage system. At each decision instant, a prediction horizon was built, a set of scenarios was generated around the available forecasts, and a constrained optimization problem was solved; only the first control action was implemented and the system states were updated using the real dynamics. Performance was assessed through simulation and benchmarked against an equivalent deterministic MPC approach. Results showed operational feasibility and compliance with terminal constraints for the storage states, with no unserved energy over the analyzed horizon. The comparison yielded marginal cost differences in the base case, consistent with a small system size and moderate uncertainty levels; however, the robust formulation provided a systematic framework to manage operational risk and preserve stable decisions under more severe price and renewable variability in larger-scale systems.

**Keywords:** model predictive control, economic dispatch, robust optimization, renewable generation, energy storage.

# ÍNDICE GENERAL

<b>RESUMEN</b>	<b>I</b>
<b>ABSTRACT</b>	<b>II</b>
<b>ABREVIATURAS</b>	<b>VIII</b>
<b>SIMBOLOGÍA</b>	<b>IX</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Descripción del problema . . . . .	1
1.2. Justificación del problema . . . . .	2
1.3. Objetivos . . . . .	3
1.3.1. Objetivo general . . . . .	3
1.3.2. Objetivos específicos . . . . .	3
1.4. Marco teórico . . . . .	3
1.4.1. Despacho económico . . . . .	3
1.4.2. Despacho económico dinámico . . . . .	4
1.4.3. Despacho económico con alta penetración de energías renovables	5
1.4.4. Control predictivo basado en modelos . . . . .	6
1.4.5. Control predictivo robusto . . . . .	7
<b>2. Metodología</b>	<b>9</b>
2.1. Enfoque metodológico . . . . .	9
2.1.1. Tipo de estudio y alcance . . . . .	10
2.1.2. Diseño experimental . . . . .	11
2.1.3. Herramientas y entorno computacional . . . . .	11
2.2. Sistema de estudio y supuestos . . . . .	12
2.2.1. Estructura del sistema y unidades . . . . .	12

2.2.2.	Modelado de la demanda . . . . .	14
2.2.3.	Restricciones operativas . . . . .	15
2.2.4.	Función objetivo . . . . .	17
2.2.5.	Variables de decisión y parámetros . . . . .	19
2.2.6.	Restricciones del problema (interpretación y forma matemática) . . . . .	22
2.3.	Pronósticos y realizaciones . . . . .	26
2.3.1.	Series de precio: pronóstico y realización . . . . .	26
2.3.2.	Serie renovable: pronóstico y realización . . . . .	28
2.3.3.	Modelo de error y supuestos estadísticos . . . . .	29
2.4.	Representación de la incertidumbre . . . . .	32
2.4.1.	Enfoque por escenarios . . . . .	32
2.4.2.	Enfoque por conjuntos de incertidumbre . . . . .	32
2.4.3.	Parámetros de incertidumbre . . . . .	33
2.4.4.	Generación y control de calidad de escenarios . . . . .	33
2.5.	Formulación MPC en horizonte recedente . . . . .	34
2.5.1.	Horizonte de predicción y periodo de actualización . . . . .	34
2.5.2.	MPC determinista (baseline) . . . . .	35
2.5.3.	MPC robusto basado en escenarios . . . . .	37
2.6.	Implementación numérica del algoritmo . . . . .	39
2.6.1.	Técnica de solución . . . . .	39
2.6.2.	Solvers y configuración . . . . .	40
2.7.	Métricas y criterios de evaluación . . . . .	41
2.7.1.	Métricas económicas . . . . .	41
2.7.2.	Métricas de riesgo . . . . .	42
2.7.3.	Cumplimiento de restricciones . . . . .	43
2.7.4.	Esfuerzo operativo . . . . .	44
<b>3.</b>	<b>Resultados y análisis</b>	<b>46</b>
3.1.	Datos de entrada y configuración del experimento . . . . .	46
3.1.1.	Perfil de demanda y horizonte de simulación . . . . .	46

3.1.2. Señales exógenas y supuestos de operación . . . . .	46
3.2. Resultados operativos del despacho MPC . . . . .	47
3.2.1. Intercambio con la red y uso de flexibilidad . . . . .	47
3.2.2. Evolución de estados y factibilidad operativa . . . . .	47
3.3. Resultados económicos y comparación robusto vs determinista . . . . .	49
3.3.1. Costo predicho y comportamiento del objetivo . . . . .	49
3.3.2. Tablas de resultados y métricas agregadas . . . . .	50
3.4. Discusión final: pertinencia del enfoque robusto y escalabilidad a casos reales	53
3.4.1. Beneficios esperados al escalar a un sistema real . . . . .	54
3.4.2. Implicaciones para un despliegue real y trabajo futuro . . . . .	55
<b>4. Conclusiones y recomendaciones</b>	<b>56</b>
<b>A. APÉNDICE A</b>	<b>62</b>
A.1. Esquema MPC robusto por escenarios . . . . .	62
A.2. Parámetros de entrada del sistema . . . . .	63
A.2.1. Unidades térmicas . . . . .	64
A.2.2. Recurso hidroeléctrico con reservorio simple . . . . .	64
A.2.3. Sistema de almacenamiento electroquímico . . . . .	64
A.2.4. Intercambio con la red y precios de exportación . . . . .	65
A.3. Parámetros de incertidumbre y penalizaciones . . . . .	65
A.4. Condiciones iniciales . . . . .	66
A.5. Resultados de mercado, despacho e intercambio con red . . . . .	66

## ÍNDICE DE FIGURAS

2.1. Esquema metodológico seguido en la investigación . . . . .	10
3.1. Perfil horario de demanda $D_t$ utilizado en la simulación. . . . .	46
3.2. Intercambio neto con la red $P_t^{grid}$ para el esquema robusto. . . . .	47
3.3. Energía almacenada del BESS $E_{b,t}$ posterior a la actualización de estado. .	48
3.4. Evolución del almacenamiento hidroeléctrico $S_{h,t}$ posterior a la actualización de estado. . . . .	48
3.5. Energía no servida acumulada. . . . .	49
3.6. Costo esperado predicho $J_k^{exp}$ por paso MPC en el esquema robusto por escenarios. . . . .	49

## ÍNDICE DE CUADROS

2.1. Variables de decisión del modelo de despacho con MPC robusto por escenarios. . . . .	20
2.2. Parámetros del modelo de despacho con MPC robusto por escenarios. . .	21
2.3. Condiciones iniciales empleadas en cada iteración $k$ del esquema MPC. .	22
3.1. Variables operativas por hora para el esquema robusto (Parte 1 de 2). Unidades: potencias en MW; $E_b$ en MWh; $S_h$ en MWh-eq. . . . .	50
3.1. Variables operativas por hora para el esquema robusto (Parte 2 de 2). Unidades: potencias en MW; $E_b$ en MWh; $S_h$ en MWh-eq. . . . .	51
3.2. Métricas económicas y operativas por hora para el esquema robusto. . . .	52
3.3. Resumen agregado del caso robusto. . . . .	52
3.4. Métricas comparativas entre robusto (ROB) y determinista (DET). . . . .	53
A.1. Parámetros de las unidades térmicas. . . . .	64
A.2. Parámetros del subsistema hidroeléctrico. . . . .	64
A.3. Parámetros del BESS. . . . .	65
A.4. Parámetros del intercambio con la red. . . . .	65
A.5. Parámetros de incertidumbre y penalizaciones del modelo. . . . .	65
A.6. Condiciones iniciales del caso de estudio. . . . .	66
A.7. Mercado, despacho e intercambio con la red por hora . . . . .	66

## ABREVIATURAS

ESPOL	Escuela Superior Politécnica del Litoral
MPC	Control Predictivo Basado en Modelo
MILP	Programación Lineal Entera Mixta
BESS	Sistema de Almacenamiento de Energía en Baterías
SoC	Estado de Carga de la Batería
EENS	Energía Esperada No Servida
LOLP	Probabilidad de Pérdida de Carga
VOLL	Valor de la Energía No Servida
CVaR	Valor en Riesgo Condicional
ROB	Esquema robusto por escenarios
DET	Esquema determinista
RU	Rampa de subida
RD	Rampa de bajada
FV	Fotovoltaica
YALMIP	Toolbox de modelado para optimización en MATLAB

## SIMBOLOGÍA

$T$		Horizonte total de simulación
$\Delta t$		Paso de tiempo del modelo
$N$		Longitud del horizonte de predicción en MPC
$S$		Número de escenarios considerados
$t$		Índice temporal (intervalo u hora)
$k$		Índice de paso MPC (instante de decisión)
$D_t$		Demanda eléctrica en el intervalo $t$ [MW]
$P_{g,t}^{th}$		Potencia de la unidad térmica $g$ en $t$ [MW]
$P_{g,\text{mín}}^{th}, P_{g,\text{máx}}^{th}$		Límites mínimo y máximo de potencia térmica [MW]
$RU_g, RD_g$		Límites de rampa de subida y bajada de la unidad térmica [MW/intervalo]
$P_t^h$		Potencia hidroeléctrica generada en $t$ [MW]
$P_{\text{máx}}^h$		Potencia hidroeléctrica máxima [MW]
$S_{h,t}$		Estado de almacenamiento hidroeléctrico en $t$ [MWh-eq]
$S_{h,\text{mín}}, S_{h,\text{máx}}$		Límites del almacenamiento hidroeléctrico [MWh-eq]
$S_{h,\text{ref}}$		Referencia terminal del almacenamiento hidroeléctrico [MWh-eq]
$q_t$		Afluente al reservorio en $t$ [MWh-eq/intervalo]
$\alpha_h$		Coefficiente de conversión hidroeléctrico del balance [-]
$P_t^{ch}$		Potencia de carga del BESS en $t$ [MW]
$P_t^{dis}$		Potencia de descarga del BESS en $t$ [MW]
$P_{\text{máx}}^{ch}, P_{\text{máx}}^{dis}$		Límites de carga y descarga del BESS [MW]
$E_{b,t}$		Energía almacenada en el BESS en $t$ [MWh]
$E_{\text{mín}}, E_{\text{máx}}$		Límites de energía del BESS [MWh]
$E_{b,\text{ref}}$		Referencia terminal del BESS [MWh]
$\eta_{ch}, \eta_{dis}$		Eficiencias de carga y descarga del BESS [-]
$P_t^{pv}$		Potencia fotovoltaica utilizada en $t$ [MW]
$P_t^w$		Potencia eólica utilizada en $t$ [MW]
$Curt_t$		Energía renovable recortada en $t$ [MWh]

$P_t^{imp}$	Potencia importada desde la red en $t$ [MW]
$P_t^{exp}$	Potencia exportada hacia la red en $t$ [MW]
$P_t^{grid}$	Intercambio neto con la red en $t$ [MW]
$P_{m\acute{a}x}^{imp}, P_{m\acute{a}x}^{exp}$	Límites de importación y exportación [MW]

$P_t^{shed}$	Potencia no servida (shedding) en $t$ [MW]
$EENS$	Energía esperada no servida en el horizonte [MWh]
$LOLP$	Probabilidad de pérdida de carga en horas [h]

$\pi_t$	Precio de energía en $t$ [USD/MWh]
$\hat{\pi}_t$	Pronóstico de precio en $t$ [USD/MWh]
$VOLL$	Valor de la energía no servida [USD/MWh]

$J_t^{real}$	Costo realizado en $t$ [USD]
$J_k^{exp}$	Costo esperado predicho del horizonte en el paso $k$ [USD]
$J_k^{worst}$	Costo peor caso del horizonte en el paso $k$ [USD]
$J_k^{p95}$	Percentil 95 del costo del horizonte en el paso $k$ [USD]

# CAPÍTULO 1

## INTRODUCCIÓN

### 1.1 Descripción del problema

Debido al desarrollo tecnológico, la producción industrial y la electrificación de más regiones del planeta, así como también el aumento de la población, la demanda de energía eléctrica crece todos los años [1]. Los sistemas de potencia, en un enfoque tradicional, operaban su generación mediante unidades de generación de combustibles fósiles y, dependiendo de la región, también con una fuerte penetración del recurso hídrico. No obstante, desde la publicación del artículo de Gilbert Plass en 1956, que relacionó el  $\text{CO}_2$  proveniente de combustibles fósiles con el calentamiento global [2], la preocupación por el impacto de este tipo de recursos ha ido progresivamente en aumento, ya que las emisiones de  $\text{CO}_2$  tienen un papel preponderante como causa del calentamiento global [3].

Esto conllevó al desarrollo de tecnologías que permiten generar energía eléctrica aprovechando el recurso solar y el viento, con el fin de promover una transición. La transición hacia una matriz energética más limpia es, fundamentalmente, una respuesta a la crisis climática derivada de la histórica dependencia de los combustibles fósiles. En aquellos sistemas donde la electricidad proviene mayoritariamente de centrales térmicas, que queman carbón, gas o petróleo, existe una necesidad crítica de mitigar sus efectos ambientales.

Para contrarrestar este impacto, la propuesta central es la integración de energías renovables, específicamente la eólica y la fotovoltaica. Estas fuentes se presentan como alternativas sostenibles porque aprovechan recursos naturales inagotables que no generan emisiones durante su operación. El proceso no consiste simplemente en añadir estas plantas al sistema, sino en lograr que reemplacen progresivamente la generación térmica. Al desplazar a las fuentes contaminantes, se reduce de manera directa la huella de carbono del sector eléctrico [4].

Sin embargo, el despliegue de estas tecnologías se enfrenta a limitaciones técnicas que impiden que sean, por sí solas, una solución definitiva. El principal obstáculo radica en la naturaleza variable de los recursos naturales. A diferencia de las plantas térmicas convencionales, las fuentes eólica y fotovoltaica no son sistemas totalmente despachables. Su producción depende estrictamente de condiciones meteorológicas y temporales, lo

que genera una desconexión entre los ciclos de generación y los ciclos de consumo de la población [5].

Para superar esta barrera y maximizar los beneficios de la energía limpia a gran escala, se vuelve necesaria la incorporación de sistemas de almacenamiento de energía [6]. El desafío de coordinar plantas térmicas con sistemas renovables y de almacenamiento reside en el acoplamiento temporal de las variables de decisión, donde cada acción presente condiciona la viabilidad operativa futura. A diferencia de un sistema puramente térmico, el uso de un sistema de almacenamiento de energía hoy reduce su disponibilidad para mañana, obligando a resolver modelos de optimización dinámica de gran escala.

Es decir, la naturaleza intermitente introduce desviaciones frecuentes entre la generación prevista y la real, mientras que los precios del mercado pueden variar abruptamente por efectos regulatorios, operativos o de oferta y demanda [7]. Los esquemas tradicionales de despacho económico suelen basarse en pronósticos deterministas y supuestos de disponibilidad completa de recursos, lo que limita su capacidad para reaccionar adecuadamente ante estas incertidumbres. Como consecuencia, pueden presentarse incrementos en los costos operativos, violaciones de restricciones técnicas y una menor confiabilidad en la operación del sistema. Esto evidenció la necesidad de abordar el problema del despacho económico considerando explícitamente la incertidumbre tanto en los precios de la energía como en la generación renovable. En este contexto, el presente trabajo de titulación se centró en abordar el problema del despacho económico en sistemas eléctricos sujetos a la incertidumbre inherente de los precios de la energía y de la generación renovable.

## **1.2 Justificación del problema**

La creciente penetración de fuentes de energía renovable de distintos orígenes introdujo nuevos desafíos en la operación de los sistemas eléctricos, principalmente asociados a la inestabilidad del sistema derivada de la naturaleza estocástica de estos recursos [8]. La incorporación simultánea de fuentes como la eólica, la solar y la hidráulica incrementó el nivel de incertidumbre, ya que cada una presentó patrones de variabilidad y dependencia climática distintos, lo que complicó la predicción precisa de la generación disponible.

Por otra parte, la planificación del despacho económico–ambiental exigió herramientas de optimización, ya que los sistemas reales pudieron incluir un número elevado de unidades de generación y restricciones operativas, lo que volvió impracticable evaluar alternativas de forma exhaustiva [9]. Además, al buscar simultáneamente minimizar costos de operación y emisiones, el problema suele presentar características no lineales y no convexas, lo que generó múltiples soluciones factibles y dificultó la identificación de una respues-

ta operativamente conveniente. Por ello, se justificó estudiar formalmente este problema con un enfoque que permitió tratar la incertidumbre y la complejidad del despacho de manera estructurada, consistente y acorde con las condiciones actuales de operación de los sistemas eléctricos [10].

## **1.3 Objetivos**

### **1.3.1 Objetivo general**

Desarrollar un esquema de despacho económico óptimo en tiempo real que incorporó MPC robusto ante la incertidumbre de precios de energía y generación renovable, mediante una formulación basada en escenarios y robustez, así como una actualización periódica con pronósticos, garantizando la reducción del costo esperado y del riesgo operativo.

### **1.3.2 Objetivos específicos**

1. Modelar el problema de despacho económico en horizonte recedente, integrando restricciones operativas del sistema tales como balance, límites, rampas y reservas, representando la incertidumbre de precios y de generación renovable mediante escenarios.
2. Implementar un algoritmo de MPC robusto con actualización de pronósticos, definiendo métricas de desempeño económico y de riesgo.
3. Comparar el desempeño del enfoque robusto frente a un MPC determinista en diferentes niveles de volatilidad de precios y variabilidad de renovables, para identificar condiciones bajo las cuales la robustez aportó mejoras significativas en costo, riesgo y cumplimiento de restricciones.

## **1.4 Marco teórico**

### **1.4.1 Despacho económico**

El problema del despacho económico se originó cuando surgió la interrogante de cómo proveer adecuadamente la demanda con un número específico de unidades generadoras disponibles. Los métodos iniciales utilizados por los ingenieros eléctricos fueron algoritmos simplificados, tales como carga base y asignación de punto óptimo de operación.

Una aproximación más rigurosa se llevó a cabo en el estudio desarrollado en [11], donde se planteó el problema como uno de naturaleza no lineal.

La misión fundamental del despacho económico consistió en determinar cuánta potencia debió generar cada unidad, de tal manera que la demanda total se cubriera al menor costo posible, respetando siempre las restricciones técnicas del sistema [12].

Las formulaciones y restricciones variaron entre los estudios desarrollados. No obstante, fue frecuente optimizar la generación, y de ahí se observó que algunos trabajos incorporaron explícitamente la red mediante topologías utilizadas en modelos de flujo de potencia [13]. En general, la minimización del costo de generación y la reducción del impacto ambiental, por ejemplo mediante la disminución de emisiones, fueron objetivos centrales en este tipo de problemas. Para un panorama histórico y la relevancia del despacho económico, se recomendó consultar la revisión de la literatura realizada en [14].

#### **1.4.2 Despacho económico dinámico**

El despacho económico dinámico surgió como una extensión natural del despacho económico clásico, al reconocer que la operación real de los sistemas eléctricos se desarrolló de manera continua en el tiempo y bajo condiciones de demanda variables [15]. A diferencia de las formulaciones estáticas, el despacho económico dinámico permitió capturar la interdependencia temporal entre decisiones sucesivas de generación, lo que permitió representar adecuadamente el comportamiento físico y operativo de las unidades generadoras en horizontes de análisis.

Un elemento central en la formulación del despacho económico dinámico fue la incorporación de restricciones dinámicas, en particular aquellas asociadas a las tasas máximas de incremento y decrecimiento de potencia de las unidades generadoras. Estas restricciones, conocidas como límites de rampa, reflejaron limitaciones mecánicas y térmicas de los generadores y condicionaron la viabilidad de las trayectorias de potencia a lo largo del tiempo [16]. Su inclusión transformó el problema en uno de mayor complejidad computacional, pero al mismo tiempo permitió una aproximación más veraz a la operación real.

En paralelo, la creciente presión regulatoria y social por mitigar el impacto ambiental de la generación eléctrica motivó la integración explícita de criterios de emisiones en el despacho económico dinámico. Esta integración dio lugar a formulaciones multiobjetivo o de compromiso, en las cuales el costo de generación y las emisiones contaminantes se equilibraron de manera simultánea [17]. Como resultado, el despacho económico dinámico con emisiones se convirtió en una herramienta clave para analizar estrategias de operación consistentes con objetivos de sostenibilidad ambiental sin comprometer la seguridad del suministro.

Desde el punto de vista metodológico, la resolución del despacho económico dinámico impulsó el desarrollo y la aplicación de técnicas avanzadas de optimización, tanto deterministas como metaheurísticas [18]. En particular, los enfoques basados en descomposición, optimización estocástica y algoritmos inspirados en la naturaleza demostraron ser adecuados para abordar la no convexidad, la no suavidad y la alta dimensionalidad características de este problema. Estas técnicas permitieron manejar de forma eficiente restricciones complejas y funciones objetivo múltiples, superando limitaciones de los métodos clásicos de optimización estática [19].

### **1.4.3 Despacho económico con alta penetración de energías renovables**

La integración de recursos energéticos renovables en la operación de sistemas eléctricos se entendió como un cambio de paradigma. El problema dejó de ser únicamente asignar producción entre unidades controlables, y pasó a gestionar un portafolio heterogéneo de recursos con distintos grados de controlabilidad, incertidumbre y restricciones de red [20]. En este marco, el despacho económico tradicional resultó insuficiente si se mantuvo una hipótesis implícita de oferta perfectamente programable, pues la presencia de generación variable introdujo acoplamientos temporales y estocásticos que alteraron la naturaleza del problema de optimización y la interpretación de la seguridad operativa.

El despacho en presencia de renovables debió formularse como un problema bajo incertidumbre, donde la potencia renovable se representó como una variable exógena aleatoria o como un conjunto de escenarios, y la operación del sistema se describió mediante restricciones de balance, límites de operación de unidades, reservas y, cuando correspondió, restricciones de red formuladas mediante flujos de potencia u OPF AC/DC. Esto exigió distinguir entre decisiones de primer nivel, asociadas a una programación base, y decisiones correctivas, asociadas al redispatch, así como explicitar mecanismos de aseguramiento de factibilidad, tales como reservas giratorias, servicios complementarios, márgenes de seguridad y, en casos extremos, recorte de renovables o respuesta de la demanda. En términos matemáticos, el objetivo no se limitó a minimizar un costo esperado, sino que también se orientó a limitar el riesgo de violaciones operativas.

Los desarrollos internacionales en eólica y solar ilustraron que el factor decisivo no fue únicamente el potencial energético, sino la arquitectura institucional y técnica que habilitó su operación segura [21]. Se destacaron esquemas de supervisión centralizada, protocolos de comunicación con operadores de red y estrategias de control que coordinaron el comportamiento de múltiples parques con la operación del sistema [22]. En este contexto, la agregación espacial de renovables y la diversificación tecnológica actuaron como mecanismos de reducción de variabilidad efectiva, al disminuir correlaciones y suavizar rampas netas. Sin embargo, su beneficio se materializó plenamente cuando se incorpo-

ró en la modelación el acoplamiento entre red, generación y reserva [23], así como las limitaciones de transmisión, que pudieron convertir un excedente renovable local en una restricción sistémica.

En cuanto a metodologías, la literatura exploró enfoques que abarcaron desde formulaciones deterministas con márgenes y reservas [24], hasta marcos probabilistas y robustos con representación explícita de incertidumbre y no linealidades del sistema [25]. Las metaheurísticas, los métodos híbridos y las técnicas difusas se emplearon con frecuencia para abordar no convexidades, funciones de costo no suaves y restricciones de operación complejas [26], [27]. Sin embargo, desde un enfoque doctoral, resultó indispensable discutir su reproducibilidad, garantías de optimalidad o acotación de brechas, escalabilidad y sensibilidad a parámetros. En sistemas modernos, además, la coherencia entre el modelo de pronóstico, meteorológico y de conversión a potencia, y el modelo de decisión, asociado al despacho y a la seguridad, se consideró un punto crítico. Una representación probabilística pobre o desalineada pudo producir decisiones aparentemente óptimas, pero operativamente frágiles [28].

#### **1.4.4 Control predictivo basado en modelos**

El control predictivo basado en modelos pudo interpretarse como la materialización operativa de la teoría moderna de control óptimo bajo restricciones. En lugar de diseñar una ley de control cerrada en forma analítica, se definió un problema de decisión que se reevaluó periódicamente usando un modelo interno del sistema [29]. Esta visión desplazó el énfasis desde sintonizar un controlador hacia especificar un problema de optimización, cuyos componentes dinámicos, función de costo, restricciones y esquema de realimentación determinaron de manera explícita el comportamiento del lazo cerrado [30].

En sistemas reales, el rasgo distintivo no fue únicamente anticipar el futuro, sino el tratamiento sistemático de restricciones como elementos estructurales del problema. Esto obligó a formular con precisión el conjunto de estados y entradas admisibles [31], a distinguir entre restricciones físicas y preferencias operativas, y a cuantificar las implicaciones de viabilidad a lo largo del horizonte. La consecuencia teórica inmediata fue que el lazo cerrado inducido por MPC se comportó como un sistema híbrido o no lineal incluso para plantas lineales, porque la política de control resultó de un solucionador que seleccionó regiones activas de restricciones. Por ello, el análisis no pudo basarse únicamente en intuiciones de control lineal, sino en propiedades de la optimización paramétrica y en la geometría de los conjuntos invariantes.

La estabilidad y el desempeño del lazo cerrado se abordaron típicamente mediante un argumento de Lyapunov construido a partir del problema de optimización [32]. Se buscó que el costo óptimo actuara como una función de energía decreciente bajo la aplicación reite-

rada de la política. En formulaciones rigurosas, esto requirió garantizar simultáneamente la recursividad de factibilidad, el decrecimiento de una función candidata vinculada a un costo terminal o a restricciones terminales, y un enlace entre dicha función y una norma del estado para concluir estabilidad [33]. El punto clave fue que la garantía no emergió de manera automática del horizonte deslizante, sino que dependió críticamente de elecciones de diseño, tales como penalizaciones terminales y conjuntos terminales invariantes.

El papel del modelo predictivo requirió una lectura más profunda que la idea de que mientras más exacto, mejor. En MPC, el modelo formó parte del operador de decisión, por lo que los errores de modelado se propagaron mediante dos mecanismos: el de predicción, asociado a trayectorias internas, y el de factibilidad, asociado a la activación de restricciones. Incluso con modelos nominales correctos, perturbaciones externas y saturaciones pudieron inducir pérdida de factibilidad, degradación severa del desempeño o comportamientos no deseados, como el chattering de restricciones activas [34], [35]. Por ello, la robustez no se entendió como una propiedad emergente del horizonte recedente, sino como un objetivo de diseño explícito que requirió incorporar incertidumbre y perturbaciones dentro del planteamiento o, al menos, acotar sus efectos mediante márgenes, conjuntos invariantes y mecanismos de recuperación de factibilidad.

En este escenario, las formulaciones robustas modernas buscaron equilibrar tres tensiones: optimalidad nominal, garantías de seguridad y estabilidad bajo incertidumbre, y complejidad computacional en tiempo real. Una línea particularmente sólida separó el problema en una componente nominal y una componente de error, e impuso que el estado real permaneciera dentro de un tubo alrededor de la trayectoria nominal mediante una ley de realimentación auxiliar y el ajuste sistemático de restricciones [36]. Este enfoque permitió formalizar garantías con perturbaciones acotadas sin inflar excesivamente el número de variables del optimizador, y además facilitó extensiones a arquitecturas distribuidas o de gran escala al explotar estructura de descomposición, separabilidad y acoplamientos limitados.

#### **1.4.5 Control predictivo robusto**

El control predictivo robusto pudo entenderse como la respuesta formal al hecho de que todo modelo utilizado en MPC fue, por definición, una aproximación incompleta del sistema real. El problema central no consistió únicamente en diseñar una ley de control óptima para un modelo nominal, sino también en garantizar propiedades de estabilidad, factibilidad y desempeño para un conjunto explícito de plantas y perturbaciones. En este sentido, el MPC robusto se situó en la intersección entre el control óptimo con restricciones y la teoría de control robusto, al incorporar de manera sistemática incertidumbre estructurada, perturbaciones acotadas y variaciones paramétricas dentro del proceso de decisión

en tiempo real [37].

Una primera distinción fundamental en MPC robusto se estableció entre enfoques de análisis y enfoques de síntesis robusta. En los primeros, se diseñó un controlador MPC nominal y posteriormente se estudió su comportamiento frente a incertidumbre. En los segundos, la robustez se impuso como una propiedad desde la formulación del problema de optimización. La experiencia acumulada en la literatura mostró que el análisis a posteriori resultó limitado, y una revisión de esta cuestión se recogió en [38], especialmente en presencia de restricciones activas, ya que la dinámica en lazo cerrado inducida por MPC fue no lineal y dependiente de regiones. Por ello, las formulaciones modernas privilegiaron esquemas de síntesis que aseguraron estabilidad robusta y cumplimiento de restricciones por construcción, incluso a costa de introducir cierto grado de conservadurismo.

Desde el punto de vista matemático, el MPC robusto pudo formularse como un problema de optimización bajo incertidumbre, típicamente de tipo min–max, en el cual el controlador eligió la secuencia de decisiones que minimizó el peor desempeño posible ante todas las realizaciones admisibles de la incertidumbre. Este planteamiento fue conceptualmente sólido, pero condujo a problemas de alta complejidad computacional y, en muchos casos, a soluciones excesivamente conservadoras. Por esta razón, gran parte de la investigación se orientó a encontrar reformulaciones equivalentes o aproximadas, tales como incertidumbre politópica, perturbaciones aditivas acotadas o familias finitas de modelos, que permitieron obtener garantías formales sin que el problema resultara intratable para su implementación en línea.

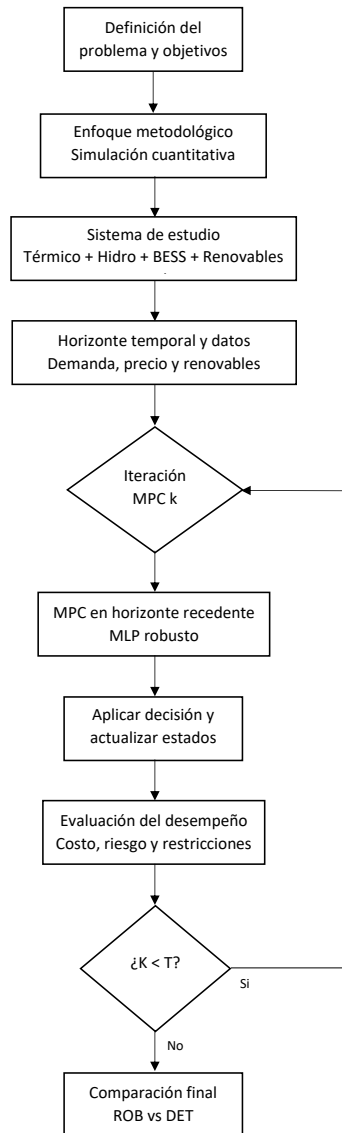
Un avance relevante en este contexto fue la idea de separar la dinámica nominal de la dinámica del error, lo que dio lugar a esquemas como *tube MPC*. En estos enfoques, el problema de optimización se resolvió para un sistema nominal, mientras que una ley de realimentación auxiliar se encargó de mantener la trayectoria real dentro de un conjunto invariante alrededor de la trayectoria prevista. Este concepto permitió traducir la incertidumbre en un ajuste sistemático de las restricciones, garantizando factibilidad y estabilidad robusta sin necesidad de optimizar directamente sobre políticas de control generales. Desde una perspectiva teórica, el núcleo del diseño residió en la caracterización de conjuntos invariantes robustos y en la demostración de recursividad de factibilidad y estabilidad del origen para todo el conjunto de perturbaciones considerado [39].

# CAPÍTULO 2

## METODOLOGÍA

### 2.1 Enfoque metodológico

En esta sección se estableció el enfoque metodológico de la investigación, concebida como un estudio cuantitativo sustentado en un diseño de experimentos computacionales orientado a caracterizar y comparar el desempeño de una estrategia de despacho y operación formulada en horizonte recedente bajo MPC y bajo incertidumbre asociada al precio y a la generación renovable. El método se estructuró para garantizar control de condiciones, comparabilidad entre enfoques y reproducibilidad, mediante la definición explícita de un caso base de referencia y variantes metodológicas, un mecanismo consistente de representación de la incertidumbre y un protocolo de simulación que permitió evaluar el comportamiento de la solución en términos de cumplimiento de restricciones operativas, costo esperado y robustez ante desviaciones entre pronóstico y realización. En particular, se delimitó el tipo de estudio y su alcance en la Sección 2.1.1, se describió el diseño experimental por simulación y la lógica de comparación entre formulaciones y supuestos en la Sección 2.1.2, y se documentaron las herramientas, el entorno computacional y las prácticas de trazabilidad que aseguraron consistencia y repetibilidad en la implementación en la Sección 2.1.3. El esquema general del procedimiento metodológico seguido se presenta en la Figura 2.1, donde se resume la secuencia de etapas desde la definición del problema hasta la comparación final de resultados entre los enfoques robusto y determinista. Dicho esquema permite visualizar la lógica iterativa del control predictivo en horizonte recedente y la evaluación sistemática del desempeño operativo.



**Figura 2.1.** Esquema metodológico seguido en la investigación

### 2.1.1 Tipo de estudio y alcance

La presente investigación se enmarcó en un enfoque cuantitativo y adoptó un diseño de estudio por simulación sustentado en experimentos computacionales, debido a que la evaluación del desempeño del esquema de despacho y operación propuesto se realizó mediante la ejecución repetida de modelos matemáticos bajo condiciones controladas. En este contexto, la simulación permitió analizar de forma sistemática el comportamiento del método en un entorno reproducible, sin intervención física sobre infraestructura real, y con trazabilidad de supuestos, parámetros y condiciones iniciales.

El alcance del estudio fue aplicado y comparativo, y se orientó a determinar en qué medida una estrategia basada en horizonte recedente y control predictivo por modelo mejoró la toma de decisiones operativas frente a esquemas de referencia, cuando existieron fuentes de incertidumbre asociadas al precio y a la generación renovable. La comparación se estructuró a partir de un protocolo que definió casos de prueba y variaciones controladas, tales como niveles de incertidumbre y calidad de pronóstico, de modo que las diferencias observadas pudieran atribuirse al enfoque de optimización y no a cambios no controlados en el sistema de estudio.

### **2.1.2 Diseño experimental**

El diseño experimental por simulación se planteó para evaluar, de manera controlada y reproducible, el desempeño del esquema de despacho y operación propuesto bajo incertidumbre en el precio y en la generación renovable. La simulación se utilizó como marco de experimentación computacional, en el cual se definieron condiciones iniciales, parámetros del sistema y reglas de operación consistentes, con el fin de aislar el efecto del método de optimización y evitar que variaciones no controladas influyeran en la comparación entre enfoques.

El diseño se estructuró a partir de un conjunto de casos de estudio que representaron distintos regímenes de operación y niveles de incertidumbre. Para cada caso, se especificaron perfiles temporales de entrada, incluyendo demanda, precio y disponibilidad renovable, junto con sus respectivas realizaciones y desviaciones respecto del pronóstico. Con base en estas entradas, se ejecutaron simulaciones repetidas siguiendo un protocolo uniforme, que permitió contrastar el desempeño de la estrategia basada en horizonte recedente frente a formulaciones de referencia bajo las mismas condiciones externas.

### **2.1.3 Herramientas y entorno computacional**

La implementación del esquema de despacho y operación basado en horizonte recedente se realizó en MATLAB R2023, debido a su integración nativa con rutinas de optimización, manejo matricial y visualización, así como a su compatibilidad con flujos de trabajo reproducibles. El núcleo del desarrollo se estructuró en un script principal que coordinó la inicialización del sistema, la generación de datos, la ejecución iterativa del controlador en horizonte recedente y el registro de resultados a lo largo del horizonte de simulación.

La formulación del problema de optimización se implementó mediante YALMIP[40], utilizado como modelador algebraico para definir variables de decisión, restricciones operativas y funciones objetivo de manera declarativa. Esta elección permitió mantener trazabilidad entre la formulación conceptual del despacho y su traducción computacional, además de

facilitar la modificación de supuestos operativos y la incorporación de nuevas restricciones sin reescritura completa del modelo. La resolución del modelo se efectuó mediante `intlinprog`, solucionador MILP provisto por Optimization Toolbox, seleccionado por su disponibilidad y por su capacidad para manejar variables binarias asociadas a decisiones lógicas de operación, como la exclusión mutua de carga y descarga en el sistema de almacenamiento.

La configuración del solucionador se ajustó para una ejecución por pasos del horizonte recedente, empleando tolerancias de optimalidad relativas y límites de tiempo por iteración con el fin de representar restricciones de cómputo propias de una implementación en línea. En el mismo sentido, se definió un esquema de control que actualizó decisiones en cada intervalo, con un mecanismo de no anticipatividad en el primer paso, lo cual permitió que la acción aplicada fuera común a los escenarios y reflejara la naturaleza causal del control predictivo.

La incertidumbre asociada al precio de la energía y a la generación renovable se representó mediante un conjunto finito de escenarios, generados a partir de pronósticos con perturbaciones aleatorias controladas. Para asegurar repetibilidad, se fijaron semillas de generación aleatoria en los módulos de datos y escenarios, lo cual permitió replicar experimentos bajo idénticas condiciones. La dinámica operativa del sistema se reprodujo mediante una actualización explícita de estados al cierre de cada intervalo, incorporando de forma consistente la evolución de los estados energéticos de los recursos con almacenamiento y el acoplamiento temporal de las decisiones.

El registro de salidas se organizó mediante estructuras de resultados y rutinas de post-proceso que almacenaron perfiles de potencia de las unidades, intercambio con la red, variables de almacenamiento y costos realizados. La inspección del comportamiento se apoyó en visualizaciones temporales generadas en MATLAB, que facilitaron la verificación de tendencias, la detección de violaciones operativas y la comparación entre configuraciones de incertidumbre y estrategias de control bajo un protocolo uniforme.

## **2.2 Sistema de estudio y supuestos**

### **2.2.1 Estructura del sistema y unidades**

El sistema de estudio se representó mediante un modelo agregado de barra única, orientado a capturar la interacción operativa entre recursos despachables, generación renovable no despachable, almacenamiento y el intercambio con un sistema externo. Este enfoque permitió concentrar el análisis en la toma de decisiones del despacho en horizonte recedente, bajo incertidumbre en precio y disponibilidad renovable, sin introducir complejidades adicionales asociadas a una red multi-nodo.

La estructura consideró un conjunto de unidades térmicas despachables, responsables de cubrir la fracción controlable de la demanda. Estas unidades se modelaron con límites mínimos y máximos de potencia y con restricciones de rampa, de modo que los cambios entre intervalos consecutivos reflejaron limitaciones de seguimiento de carga. La operación térmica se evaluó con costos marginales constantes por unidad, lo que facilitó una comparación consistente entre formulaciones bajo el mismo marco de costos y restricciones.

El recurso hidroeléctrico se representó mediante un esquema de embalse simplificado, en el cual la generación hidroeléctrica estuvo acoplada a un estado de almacenamiento energético equivalente. La dinámica del embalse se actualizó en cada intervalo a partir de un caudal de entrada prescrito y del despacho hidro aplicado, y se impusieron límites operativos sobre el nivel almacenado. Además, se definió una condición terminal de referencia para evitar que el modelo desplazara el costo hacia el final del horizonte mediante una utilización excesiva del almacenamiento hidráulico.

El sistema incorporó un sistema de almacenamiento en baterías como recurso flexible de corto plazo. La batería se operó mediante decisiones de carga y descarga, con límites de potencia y con un estado de energía acotado. Para reflejar la operación física, se impuso exclusión mutua entre carga y descarga en un mismo intervalo mediante una variable binaria, y se consideraron eficiencias de carga y descarga. Al igual que en el caso hidráulico, se estableció una condición terminal de energía de referencia para promover decisiones coherentes a lo largo del horizonte.

La generación renovable incluyó componentes fotovoltaicos y eólicos, modelados como recursos no despachables cuya disponibilidad estuvo determinada por pronósticos y realizaciones. Su uso se limitó superiormente por la disponibilidad del recurso en cada intervalo, permitiendo de manera explícita el recorte de renovables cuando existieron restricciones operativas o cuando resultó económicamente conveniente. Este tratamiento evitó suposiciones de inyección obligatoria y permitió cuantificar el impacto operativo del curtailment mediante una penalización definida en el modelo.

La conexión con una red externa se representó mediante una interconexión equivalente con capacidad limitada de importación y exportación. El intercambio se modeló mediante variables separadas para importación y exportación, con el fin de imponer límites asimétricos y de diferenciar el tratamiento económico de cada dirección. La importación se valoró con el precio horario de mercado, mientras que la exportación se valoró como un ingreso proporcional a dicho precio, lo que permitió evitar arbitraje perfecto y reflejar condiciones simplificadas de liquidación.

Para garantizar la seguridad operativa frente a incertidumbre y errores de pronóstico, se incorporó un requerimiento de reserva proporcional a la demanda, satisfecho a partir de

márgenes disponibles en térmicas, hidro y batería. Adicionalmente, se permitió el deslastre de carga como mecanismo de última instancia, penalizado severamente mediante un costo por energía no servida, con el fin de priorizar soluciones factibles y reflejar criterios de confiabilidad.

La operación se ejecutó bajo un esquema de horizonte recedente, donde en cada intervalo se resolvió un problema de optimización sobre un horizonte finito y se aplicó únicamente la primera decisión. Para reflejar información disponible en tiempo real, el primer paso del horizonte se fijó con las realizaciones observadas de precio y renovables, mientras que el resto del horizonte se construyó a partir de pronósticos. La comparación metodológica se realizó entre un caso determinista, basado en un único pronóstico, y un caso por escenarios, donde la incertidumbre se representó mediante múltiples trayectorias consistentes, evaluando el desempeño bajo las mismas realizaciones y el mismo conjunto de restricciones operativas.

## 2.2.2 Modelado de la demanda

La demanda se modeló como una serie temporal discreta definida sobre un horizonte de  $T = 24$  intervalos con paso temporal  $\Delta t = 1$  hora. Para cada intervalo  $t \in \{1, \dots, T\}$ , la demanda agregada se representó por la variable exógena  $D_t$ , que ingresó al modelo como parámetro en el balance de potencia y fue tratada como conocida dentro de cada subhorizonte de predicción.

En la implementación, la serie  $D_t$  se generó combinando un componente determinista de patrón diario y un término estocástico de variación intradiaria, de forma consistente con el generador de datos utilizado en el código. En particular, se definió

$$D_t = D_0 + A_D \sin\left(\frac{2\pi(t - \tau_D)}{24}\right) + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

donde  $D_0$  representó el nivel medio de demanda,  $A_D$  representó la amplitud del ciclo diario,  $\tau_D$  representó un desfase horario y  $\varepsilon_t$  fue una perturbación aleatoria de media nula que capturó fluctuaciones de corto plazo. Para evitar valores no físicos, la demanda se saturó inferiormente imponiendo

$$D_t \leftarrow \max\{D_t, D_{\min}\}, \quad (2.2)$$

con  $D_{\min}$  como umbral mínimo de demanda.

En cada iteración del horizonte recedente  $k$ , el optimizador utilizó el subvector de deman-

da pronosticada correspondiente al subhorizonte

$$\widehat{D}_k = [D_k, D_{k+1}, \dots, D_{\min(k+N-1, T)}]^\top, \quad (2.3)$$

el cual se mantuvo idéntico para las formulaciones comparadas, de modo que las diferencias de desempeño se atribuyeron al tratamiento de la incertidumbre en precios y en generación renovable.

Para preservar factibilidad del problema ante restricciones operativas, se incluyó una variable de carga no servida  $P_t^{\text{shed}}$  acotada por la propia demanda en cada intervalo,

$$0 \leq P_t^{\text{shed}} \leq D_t, \quad (2.4)$$

lo que permitió cuantificar confiabilidad mediante métricas de energía no servida sin alterar la definición exógena del perfil de demanda.

### 2.2.3 Restricciones operativas

El modelo operativo se formuló en tiempo discreto sobre un horizonte de predicción de longitud  $N$  dentro de un esquema de horizonte recedente. En cada iteración  $k$ , se consideró un conjunto de instantes  $t = 1, \dots, N_h$ , con  $N_h = \min(N, T - k + 1)$ , y se impusieron restricciones que capturaron balance de potencia, límites de operación, rampas de unidades despachables y requerimientos de reserva. Estas restricciones se aplicaron de manera consistente tanto al caso determinista como al caso por escenarios, de modo que la comparación se concentró en el tratamiento de la incertidumbre y no en diferencias estructurales del modelo.

**Balance de potencia.** El sistema se representó como una barra agregada, por lo que en cada intervalo se impuso el equilibrio entre la demanda y la suma de aportes de generación y flexibilidad, incluyendo el intercambio con el sistema externo y un término de carga no servida. Para cada escenario  $s$  y cada instante del horizonte se utilizó un balance del tipo

$$\sum_{g=1}^G P_{g,t,s}^{\text{th}} + P_{t,s}^{\text{h}} + P_{t,s}^{\text{pv}} + P_{t,s}^{\text{w}} + P_{t,s}^{\text{dis}} - P_{t,s}^{\text{ch}} + P_{t,s}^{\text{tie}} + P_{t,s}^{\text{shed}} = D_t, \quad (2.5)$$

donde  $P_{t,s}^{\text{tie}}$  correspondió al intercambio neto con el exterior, positivo al importar y negativo al exportar. La variable  $P_{t,s}^{\text{shed}}$  permitió asegurar factibilidad del balance en condiciones adversas y se interpretó como carga no servida.

**Límites de operación.** Las unidades térmicas se acotaron por límites mínimos y máximos,

$$P_{g,\min}^{\text{th}} \leq P_{g,t,s}^{\text{th}} \leq P_{g,\max}^{\text{th}}, \quad \forall g, t, s, \quad (2.6)$$

y la unidad hidroeléctrica se limitó por su potencia máxima,

$$0 \leq P_{t,s}^{\text{h}} \leq P_{\max}^{\text{h}}, \quad \forall t, s. \quad (2.7)$$

La operación del sistema de almacenamiento en baterías se restringió por potencias máximas de carga y descarga,

$$0 \leq P_{t,s}^{\text{ch}} \leq P_{\max}^{\text{ch}}, \quad 0 \leq P_{t,s}^{\text{dis}} \leq P_{\max}^{\text{dis}}, \quad \forall t, s, \quad (2.8)$$

y se impuso exclusión mutua mediante una variable binaria  $y_{t,s}$ ,

$$P_{t,s}^{\text{ch}} \leq y_{t,s} P_{\max}^{\text{ch}}, \quad P_{t,s}^{\text{dis}} \leq (1 - y_{t,s}) P_{\max}^{\text{dis}}, \quad \forall t, s. \quad (2.9)$$

El intercambio con el sistema externo se modeló mediante variables separadas de importación y exportación, con límites independientes,

$$0 \leq P_{t,s}^{\text{imp}} \leq P_{\max}^{\text{imp}}, \quad 0 \leq P_{t,s}^{\text{exp}} \leq P_{\max}^{\text{exp}}, \quad \forall t, s, \quad (2.10)$$

y se definió el intercambio neto como

$$P_{t,s}^{\text{tie}} = P_{t,s}^{\text{imp}} - P_{t,s}^{\text{exp}}, \quad \forall t, s. \quad (2.11)$$

La generación renovable se trató como no despachable y su uso se acotó por la disponibilidad del recurso en cada escenario,

$$0 \leq P_{t,s}^{\text{pv}} \leq \bar{P}_{t,s}^{\text{pv}}, \quad 0 \leq P_{t,s}^{\text{w}} \leq \bar{P}_{t,s}^{\text{w}}, \quad \forall t, s, \quad (2.12)$$

permitiendo curtailment como

$$C_{t,s}^{\text{pv}} = \bar{P}_{t,s}^{\text{pv}} - P_{t,s}^{\text{pv}}, \quad C_{t,s}^{\text{w}} = \bar{P}_{t,s}^{\text{w}} - P_{t,s}^{\text{w}}, \quad \forall t, s. \quad (2.13)$$

Finalmente, la carga no servida se acotó por la demanda

$$0 \leq P_{t,s}^{\text{shed}} \leq D_t, \quad \forall t, s. \quad (2.14)$$

**Restricciones de rampa.** Las unidades térmicas incorporaron límites de rampa de subida y bajada. Para el primer instante del horizonte se utilizó la potencia aplicada en el

intervalo previo,  $P_{g,\text{prev}}^{\text{th}}$ , y para el resto del horizonte se empleó la potencia del intervalo anterior,

$$P_{g,t,s}^{\text{th}} - P_{g,t-1,s}^{\text{th}} \leq RU_g, \quad P_{g,t-1,s}^{\text{th}} - P_{g,t,s}^{\text{th}} \leq RD_g, \quad \forall g, t \geq 2, s, \quad (2.15)$$

con las condiciones análogas para  $t = 1$  sustituyendo  $P_{g,t-1,s}^{\text{th}}$  por  $P_{g,\text{prev}}^{\text{th}}$ .

**Requerimiento de reserva.** La seguridad operativa se representó mediante un requerimiento de reserva proporcional a la demanda,

$$R_t^{\text{req}} = \rho D_t, \quad \forall t, \quad (2.16)$$

donde  $\rho$  fue la fracción de reserva definida en el estudio. La reserva se suministró a partir de márgenes disponibles en térmicas, hidro y batería,

$$\sum_{g=1}^G R_{g,t,s}^{\text{th}} + R_{t,s}^{\text{h}} + R_{t,s}^{\text{b}} \geq R_t^{\text{req}}, \quad \forall t, s, \quad (2.17)$$

con acotaciones consistentes con la capacidad remanente de cada recurso,

$$0 \leq R_{g,t,s}^{\text{th}} \leq P_{g,\text{máx}}^{\text{th}} - P_{g,t,s}^{\text{th}}, \quad (2.18)$$

$$0 \leq R_{t,s}^{\text{h}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{h}} - P_{t,s}^{\text{h}}, \quad (2.19)$$

$$0 \leq R_{t,s}^{\text{b}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{dis}} - P_{t,s}^{\text{dis}}. \quad (2.20)$$

Adicionalmente, la contribución de reserva proveniente de la batería se limitó por la energía disponible sobre el umbral mínimo, de modo que la reserva comprometida fuera físicamente sostenible durante el intervalo de decisión.

En conjunto, estas restricciones definieron el conjunto factible del despacho por intervalo y permitieron evaluar el impacto de la incertidumbre sobre costo, confiabilidad y cumplimiento operativo bajo un marco coherente con la implementación computacional del estudio.

## 2.2.4 Función objetivo

La formulación base del despacho económico se planteó como un problema de optimización en tiempo discreto sobre un horizonte de predicción  $N_h$  con paso  $\Delta t$ , cuyo objetivo fue minimizar el costo económico neto esperado de operación, incorporando costos de generación, costos de uso de almacenamiento, penalizaciones por eventos no deseados y el efecto económico del intercambio con el sistema externo. Para un conjunto de

instantes  $t = 1, \dots, N_h$ , la función objetivo determinista se definió como

$$\min J = \sum_{t=1}^{N_h} \left( C_t^{\text{th}} + C_t^{\text{h}} + C_t^{\text{b}} + C_t^{\text{tie}} + C_t^{\text{shed}} + C_t^{\text{curt}} \right), \quad (2.21)$$

donde cada término representó un componente de costo o beneficio coherente con la implementación computacional.

**Costo térmico.** El costo de generación térmica se modeló linealmente a partir de costos marginales constantes por unidad:

$$C_t^{\text{th}} = \Delta t \sum_{g=1}^G c_g^{\text{th}} P_{g,t}^{\text{th}}. \quad (2.22)$$

Este término capturó el costo directo de cubrir demanda con unidades despachables sujetas a límites y rampas.

**Costo hidroeléctrico.** La contribución hidroeléctrica se representó mediante un costo unitario:

$$C_t^{\text{h}} = \Delta t c^{\text{h}} P_t^{\text{h}}, \quad (2.23)$$

lo cual permitió internalizar el valor de uso del recurso hídrico en el horizonte corto considerado.

**Costo de degradación del almacenamiento.** El uso del BESS se penalizó mediante un costo proporcional al *throughput* (carga y descarga):

$$C_t^{\text{b}} = \Delta t c^{\text{deg}} \left( P_t^{\text{ch}} + P_t^{\text{dis}} \right), \quad (2.24)$$

de modo que el modelo evitó ciclado innecesario cuando el beneficio económico marginal fue bajo.

**Costo y beneficio por intercambio con el sistema externo.** El intercambio se modeló con variables separadas de importación y exportación, lo que permitió diferenciar el pago por compra y el ingreso por venta:

$$C_t^{\text{tie}} = \Delta t \left( \pi_t P_t^{\text{imp}} - \gamma \pi_t P_t^{\text{exp}} \right), \quad (2.25)$$

donde  $\pi_t$  fue el precio horario, y  $\gamma \in (0, 1]$  fue el factor de liquidación de exportación utilizado para evitar arbitraje perfecto y representar asimetría entre compra y venta.

**Penalización por carga no servida.** La energía no servida se modeló mediante una variable de deslastre  $P_t^{\text{shed}}$  y se penalizó con un VOLL elevado:

$$C_t^{\text{shed}} = \Delta t \text{VOLL} P_t^{\text{shed}}. \quad (2.26)$$

Este término impuso que el deslastre fuera utilizado únicamente como último recurso para preservar factibilidad.

**Penalización por curtailment.** El recorte de renovables se cuantificó explícitamente a partir de la diferencia entre disponibilidad y uso:

$$C_t^{\text{curt}} = \Delta t c^{\text{curt}} (C_t^{\text{pv}} + C_t^{\text{w}}), \quad (2.27)$$

donde  $C_t^{\text{pv}}$  y  $C_t^{\text{w}}$  representaron el curtailment fotovoltaico y eólico, respectivamente.

**Extensión por escenarios.** Cuando se representó incertidumbre mediante un conjunto de escenarios  $s = 1, \dots, S$ , el costo anterior se evaluó por escenario como  $J_s$  y se combinó según el criterio seleccionado. En modo de costo esperado, se utilizó

$$\text{mín } J^{\text{exp}} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S J_s, \quad (2.28)$$

mientras que en modo de peor caso se utilizó

$$\text{mín } J^{\text{wc}} = \text{máx}_{s \in \{1, \dots, S\}} J_s. \quad (2.29)$$

Estas expresiones permitieron comparar el enfoque determinista frente al enfoque por escenarios manteniendo idéntica estructura de costos y penalizaciones, y variando únicamente el mecanismo de agregación del desempeño económico bajo incertidumbre.

## 2.2.5 Variables de decisión y parámetros

La formulación del despacho económico se planteó en tiempo discreto sobre un horizonte de predicción  $N_h$  con paso  $\Delta t$ . Cuando se consideró incertidumbre mediante escenarios, las variables se indexaron adicionalmente por  $s \in \{1, \dots, S\}$ . A continuación se listan los índices, variables de decisión y parámetros utilizados en el modelo, de forma consistente con la implementación computacional.

## Índices y conjuntos

$$t \in \mathcal{T} = \{1, \dots, N_h\}, \quad g \in \mathcal{G} = \{1, \dots, G\}, \quad s \in \mathcal{S} = \{1, \dots, S\}. \quad (2.30)$$

## VARIABLES DE DECISIÓN

En la Tabla 2.1 se resumen las variables de decisión del modelo de despacho en horizonte recedente, diferenciando su formulación determinista y su extensión por escenarios mediante el índice  $s$ . La tabla agrupa las variables por categoría tecnológica e incluye la unidad física y una descripción operativa, abarcando la generación térmica e hidroeléctrica, la operación del BESS, el intercambio con la red, el uso y recorte de renovables, así como las variables asociadas a confiabilidad y provisión de reservas.

**Tabla 2.1.** Variables de decisión del modelo de despacho con MPC robusto por escenarios.

Categoría	Variable	Unidad	Descripción
<b>Térmicas</b>	$P_{g,t}^{\text{th}}$ o $P_{g,t,s}^{\text{th}}$	MW	Potencia generada por la unidad térmica $g$ .
<b>Hidro</b>	$P_t^{\text{h}}$ o $P_{t,s}^{\text{h}}$ $S_t^{\text{h}}$ o $S_{t,s}^{\text{h}}$	MW MWh-eq	Potencia hidroeléctrica despachada. Almacenamiento hídrico del embalse, tratado como estado.
<b>BESS</b>	$P_t^{\text{ch}}$ o $P_{t,s}^{\text{ch}}$ $P_t^{\text{dis}}$ o $P_{t,s}^{\text{dis}}$ $E_t^{\text{b}}$ o $E_{t,s}^{\text{b}}$ $y_t$ o $y_{t,s} \in \{0, 1\}$	MW MW MWh –	Potencia de carga del BESS. Potencia de descarga del BESS. Energía almacenada en el BESS, tratada como estado. Variable binaria de modo: carga (1) y descarga (0).
<b>Red externa</b>	$P_t^{\text{imp}}$ o $P_{t,s}^{\text{imp}}$ $P_t^{\text{exp}}$ o $P_{t,s}^{\text{exp}}$ $P_t^{\text{tie}}$ o $P_{t,s}^{\text{tie}}$	MW MW MW	Potencia importada desde la red. Potencia exportada hacia la red. Intercambio neto con la red, definido como $P^{\text{imp}} - P^{\text{exp}}$ .
<b>Renovables</b>	$P_t^{\text{pv}}$ o $P_{t,s}^{\text{pv}}$ $P_t^{\text{w}}$ o $P_{t,s}^{\text{w}}$ $C_t^{\text{pv}}$ o $C_{t,s}^{\text{pv}}$ $C_t^{\text{w}}$ o $C_{t,s}^{\text{w}}$	MW MW MW MW	Potencia fotovoltaica utilizada. Potencia eólica utilizada. Curtailment de potencia fotovoltaica. Curtailment de potencia eólica.
<b>Confiabilidad y reservas</b>	$P_t^{\text{shed}}$ o $P_{t,s}^{\text{shed}}$ $R_{g,t}^{\text{th}}$ o $R_{g,t,s}^{\text{th}}$ $R_t^{\text{h}}$ o $R_{t,s}^{\text{h}}$ $R_t^{\text{b}}$ o $R_{t,s}^{\text{b}}$	MW MW MW MW	Carga no servida. Reserva provista por la unidad térmica $g$ . Reserva provista por la hidroeléctrica. Reserva provista por el BESS.

## Parámetros

En la Tabla 2.2 se resumen los parámetros empleados en la formulación del despacho con MPC robusto por escenarios, agrupados por componente del sistema. Estos valores definieron el horizonte de simulación, las restricciones operativas y las señales exógenas consideradas en el estudio.

**Tabla 2.2.** Parámetros del modelo de despacho con MPC robusto por escenarios.

Categoría	Parámetro	Unidad	Descripción
<b>Horizonte</b>	$T$	–	Intervalos totales.
	$\Delta t$	h	Duración del intervalo.
	$N$	–	Longitud del MPC.
	$N_h$	–	Horizonte efectivo en $k$ .
<b>Demanda</b>	$D_t$	MW	Demanda en $t$ .
<b>Precio</b>	$\pi_t$	\$/MWh	Precio determinista.
	$\pi_{t,s}$	\$/MWh	Precio en escenario $s$ .
<b>Renovables</b>	$\bar{P}_t^{\text{pv}}$	MW	Disponibilidad FV.
	$\bar{P}_t^{\text{w}}$	MW	Disponibilidad eólica.
	$\bar{P}_{t,s}^{\text{pv}}$	MW	FV en escenario $s$ .
	$\bar{P}_{t,s}^{\text{w}}$	MW	Eólica en escenario $s$ .
<b>Térmicas</b>	$P_{g,\text{mín}}^{\text{th}}, P_{g,\text{máx}}^{\text{th}}$	MW	Límites de $g$ .
	$RU_g, RD_g$	MW/int	Rampas de $g$ .
	$c_g^{\text{th}}$	\$/MWh	Costo marginal.
<b>Hidro</b>	$P_{\text{máx}}^{\text{h}}$	MW	Límite hidro.
	$S_{\text{mín}}^{\text{h}}, S_{\text{máx}}^{\text{h}}$	MWh-eq	Límites embalse.
	$S_{\text{ref}}^{\text{h}}$	MWh-eq	Referencia terminal.
	$I_t$	MWh-eq/int	Afluencia.
	$\alpha_h$	–	Factor dinámico.
	$c^{\text{h}}$	\$/MWh	Costo hidro.
<b>BESS</b>	$P_{\text{máx}}^{\text{ch}}, P_{\text{máx}}^{\text{dis}}$	MW	Límites potencia.
	$E_{\text{mín}}^{\text{b}}, E_{\text{máx}}^{\text{b}}$	MWh	Límites energía.
	$E_{\text{ref}}^{\text{b}}$	MWh	Referencia terminal.
	$\eta_{\text{ch}}, \eta_{\text{dis}}$	–	Eficiencias.
	$c^{\text{deg}}$	\$/MWh	Degradación.
<b>Red</b>	$P_{\text{máx}}^{\text{imp}}, P_{\text{máx}}^{\text{exp}}$	MW	Límites red.
	$\gamma$	–	Factor exportación.
<b>Penalizaciones</b>	VOLL	\$/MWh	No servida.
	$c^{\text{curt}}$	\$/MWh	Curtailment.
	$\rho$	–	Reserva requerida.

**Tabla 2.3.** Condiciones iniciales empleadas en cada iteración  $k$  del esquema MPC.

Símbolo	Unidad	Descripción
$P_{g,\text{prev}}^{\text{th}}$	MW	Potencia térmica previa
$S_{\text{prev}}^{\text{h}}$	MWh-eq	Estado hídrico previo
$E_{\text{prev}}^{\text{b}}$	MWh	Energía BESS previa

## Condiciones iniciales por iteración MPC

En la Tabla 2.3 se presentan las condiciones iniciales utilizadas en cada iteración  $k$  del esquema MPC. Estos estados se obtuvieron del intervalo previo y permitieron imponer coherencia temporal mediante restricciones de rampa y ecuaciones de dinámica.

Estas condiciones alimentaron las restricciones de rampa y las ecuaciones de dinámica de estados, garantizando coherencia temporal entre decisiones sucesivas del horizonte recedente.

### 2.2.6 Restricciones del problema (interpretación y forma matemática)

Las restricciones del modelo representaron límites físicos de equipos, consistencia dinámica entre intervalos y condiciones mínimas de seguridad operativa. Se definieron para cada intervalo  $t \in \{1, \dots, N_h\}$  y, cuando se emplearon escenarios, para cada  $s \in \{1, \dots, S\}$ . En lo que sigue se presenta la forma general; en el caso estocástico, cada variable puede interpretarse como  $x_{t,s}$ .

#### (a) Límites de generación térmica

Estas restricciones modelaron el rango de operación admisible de cada unidad térmica. El límite inferior evitó operar por debajo de carga mínima estable, mientras el superior representó la capacidad instalada.

$$P_{g,\text{mín}}^{\text{th}} \leq P_{g,t}^{\text{th}} \leq P_{g,\text{máx}}^{\text{th}}, \quad \forall g, \forall t. \quad (2.31)$$

#### (b) Restricciones de rampa en térmicas

Estas restricciones capturaron la inercia térmica y mecánica de los generadores. En operación real, una unidad no puede cambiar su potencia arbitrariamente rápido sin comprometer estabilidad, desgaste o límites de caldera/turbina. Por ello, se acotaron los incre-

mentos y decrementos entre intervalos.

$$-RD_g \leq P_{g,1}^{\text{th}} - P_{g,\text{prev}}^{\text{th}} \leq RU_g, \quad \forall g. \quad (2.32)$$

$$-RD_g \leq P_{g,t}^{\text{th}} - P_{g,t-1}^{\text{th}} \leq RU_g, \quad \forall g, \forall t = 2, \dots, N_h. \quad (2.33)$$

### (c) Límites de generación hidroeléctrica

Esta restricción representó la potencia máxima turbina–generador disponible. El límite inferior impuso no negatividad.

$$0 \leq P_t^{\text{h}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{h}}, \quad \forall t. \quad (2.34)$$

### (d) Dinámica y límites del embalse

Este bloque vinculó la decisión hidroeléctrica con la disponibilidad futura del recurso. El estado  $S^{\text{h}}$  se interpretó como energía equivalente almacenada. La dinámica impuso conservación: el almacenamiento en  $t+1$  resultó del almacenamiento previo más la afluencia y menos la energía turbina-da. Los límites evitaron operar fuera del rango permitido del embalse.

$$S_{t+1}^{\text{h}} = S_t^{\text{h}} + I_t - \alpha_h P_t^{\text{h}} \Delta t, \quad \forall t. \quad (2.35)$$

$$S_{\text{mín}}^{\text{h}} \leq S_{t+1}^{\text{h}} \leq S_{\text{máx}}^{\text{h}}, \quad \forall t. \quad (2.36)$$

### (e) Límites de carga/descarga del BESS

Estas restricciones modelaron la potencia máxima del convertidor y del arreglo de baterías, acotando cuánto se puede cargar o descargar por intervalo.

$$0 \leq P_t^{\text{ch}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{ch}}, \quad \forall t, \quad (2.37)$$

$$0 \leq P_t^{\text{dis}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{dis}}, \quad \forall t. \quad (2.38)$$

### (f) Exclusión mutua carga/descarga

En baterías con un convertidor bidireccional, cargar y descargar simultáneamente no tiene sentido operativo. Para impedirlo, se introdujo una variable binaria  $y_t$  que seleccionó un

modo por intervalo: carga o descarga.

$$P_t^{\text{ch}} \leq y_t P_{\text{máx}}^{\text{ch}}, \quad \forall t, \quad (2.39)$$

$$P_t^{\text{dis}} \leq (1 - y_t) P_{\text{máx}}^{\text{dis}}, \quad \forall t. \quad (2.40)$$

### (g) Dinámica y límites del estado de carga del BESS

Estas ecuaciones vincularon las decisiones actuales de carga/descarga con la energía disponible en el futuro. Se incorporaron eficiencias para reflejar pérdidas. Los límites garantizaron operación dentro de ventanas seguras de SoC.

$$E_{t+1}^{\text{b}} = E_t^{\text{b}} + \eta_{\text{ch}} P_t^{\text{ch}} \Delta t - \frac{1}{\eta_{\text{dis}}} P_t^{\text{dis}} \Delta t, \quad \forall t, \quad (2.41)$$

$$E_{\text{mín}}^{\text{b}} \leq E_{t+1}^{\text{b}} \leq E_{\text{máx}}^{\text{b}}, \quad \forall t. \quad (2.42)$$

### (h) Intercambio con el sistema externo

Este bloque modeló una interconexión con capacidad finita. Se separó importación y exportación para permitir un tratamiento económico distinto (precio de compra vs. fracción del precio para venta) y para mantener no negatividad en cada flujo.

$$0 \leq P_t^{\text{imp}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{imp}}, \quad \forall t, \quad (2.43)$$

$$0 \leq P_t^{\text{exp}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{exp}}, \quad \forall t, \quad (2.44)$$

$$P_t^{\text{tie}} = P_t^{\text{imp}} - P_t^{\text{exp}}, \quad \forall t. \quad (2.45)$$

### (i) Uso de renovables y curtailment

Las renovables se modelaron como recursos no despachables: su disponibilidad fue exógena (pronóstico o escenario). El operador decidió cuánto usar hasta el máximo disponible. El curtailment se definió explícitamente para cuantificar energía renovable desperdiciada por restricciones del sistema.

$$0 \leq P_t^{\text{pv}} \leq \bar{P}_t^{\text{pv}}, \quad \forall t, \quad (2.46)$$

$$0 \leq P_t^{\text{w}} \leq \bar{P}_t^{\text{w}}, \quad \forall t, \quad (2.47)$$

$$C_t^{\text{pv}} = \bar{P}_t^{\text{pv}} - P_t^{\text{pv}}, \quad \forall t, \quad (2.48)$$

$$C_t^{\text{w}} = \bar{P}_t^{\text{w}} - P_t^{\text{w}}, \quad \forall t, \quad (2.49)$$

$$C_t^{\text{pv}} \geq 0, \quad C_t^{\text{w}} \geq 0, \quad \forall t. \quad (2.50)$$

### (j) Carga no servida como variable de factibilidad

$P_t^{\text{shed}}$  representó deslastre o energía no servida. Su inclusión evitó que el problema se vuelva infactible cuando la combinación de límites, rampas, disponibilidad renovable y capacidad de importación no permitió cubrir completamente la demanda. Operativamente, esta variable cuantificó pérdida de suministro y se penalizó fuertemente en la función objetivo.

$$0 \leq P_t^{\text{shed}} \leq D_t, \quad \forall t. \quad (2.51)$$

### (k) Balance de potencia (modelo de barra única)

Esta ecuación fue el corazón del despacho: impuso que, en cada intervalo, la suma de aportes cubra la demanda. Se incluyeron términos de carga/descarga (con signo), intercambio neto y, si aparece, shedding para cerrar el balance cuando la oferta no alcanzó.

$$\sum_{g \in \mathcal{G}} P_{g,t}^{\text{th}} + P_t^{\text{h}} + P_t^{\text{pv}} + P_t^{\text{w}} + P_t^{\text{dis}} - P_t^{\text{ch}} + P_t^{\text{tie}} + P_t^{\text{shed}} = D_t, \quad \forall t. \quad (2.52)$$

### (l) Reservas: requerimiento y disponibilidad

Este bloque garantizó un margen de capacidad para responder a contingencias o errores de pronóstico. El requerimiento se definió proporcional a la demanda. La disponibilidad de reserva en térmicas e hidro se modeló como holgura respecto a potencia máxima. En el BESS, además de la holgura de potencia, se limitó la reserva por la energía disponible sobre el intervalo, ya que no basta con tener potencia, también se requiere SoC suficiente.

$$R_t^{\text{req}} = \rho D_t, \quad \forall t. \quad (2.53)$$

$$0 \leq R_{g,t}^{\text{th}} \leq P_{g,\text{máx}}^{\text{th}} - P_{g,t}^{\text{th}}, \quad \forall g, \forall t, \quad (2.54)$$

$$0 \leq R_t^{\text{h}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{h}} - P_t^{\text{h}}, \quad \forall t, \quad (2.55)$$

$$0 \leq R_t^{\text{b}} \leq P_{\text{máx}}^{\text{dis}} - P_t^{\text{dis}}, \quad \forall t, \quad (2.56)$$

$$\frac{R_t^{\text{b}} \Delta t}{\eta_{\text{dis}}} \leq E_t^{\text{b}} - E_{\text{mín}}^{\text{b}}, \quad \forall t, \quad (2.57)$$

$$\sum_{g \in \mathcal{G}} R_{g,t}^{\text{th}} + R_t^{\text{h}} + R_t^{\text{b}} \geq R_t^{\text{req}}, \quad \forall t. \quad (2.58)$$

### (m) Condiciones terminales

Estas restricciones evitaron que el algoritmo “vaciará” los almacenamientos al final del horizonte para mejorar el costo inmediato. Se exigió un mínimo de energía en el BESS y de almacenamiento hídrico al final del horizonte, preservando capacidad de respuesta en el siguiente ciclo de MPC.

$$E_{N_h+1}^b \geq E_{\text{ref}}^b, \quad (2.59)$$

$$S_{N_h+1}^h \geq S_{\text{ref}}^h. \quad (2.60)$$

### Extensión a escenarios y no anticipatividad

En el caso por escenarios, todas las restricciones anteriores se impusieron para  $\forall s \in \mathcal{S}$ . Además, se aplicó no anticipatividad en el primer paso: la acción ejecutada en tiempo real no dependió del escenario futuro, por lo que las decisiones controlables en  $t = 1$  se igualaron entre escenarios.

$$u_{1,s} = u_{1,1}, \quad \forall s \in \mathcal{S}. \quad (2.61)$$

## 2.3 Pronósticos y realizaciones

En esta sección se describió cómo se representaron las variables exógenas inciertas mediante dos capas de información: un *pronóstico* utilizado por el optimizador en el horizonte recedente y una *realización* utilizada para evaluar el desempeño operativo en la simulación cerrada. Esta separación permitió emular el comportamiento real de un operador, quien toma decisiones con información imperfecta y posteriormente observa el valor efectivo de precio y disponibilidad renovable. Bajo este esquema, el controlador MPC resolvió el problema con entradas pronosticadas, aplicó únicamente la primera acción del horizonte y, a continuación, el sistema se actualizó con la realización del intervalo.

### 2.3.1 Series de precio: pronóstico y realización

#### Pronóstico del precio

La serie de pronóstico del precio, denotada como  $\hat{\pi}_t$ , se definió como la mejor estimación disponible al inicio de cada intervalo para los instantes del horizonte de predicción. En la implementación, esta serie se interpretó como el vector de entrada  $\pi_{\text{hat}}$  sobre la ventana  $t = k, \dots, k + N - 1$ , y constituyó el insumo para construir escenarios y evaluar el costo esperado o el peor caso según el modo robusto seleccionado. De esta manera, el con-

trolador internalizó la señal de precio futura como un parámetro exógeno que ponderó económicamente el intercambio con el sistema externo y la conveniencia relativa de usar recursos locales, almacenamiento o energía importada.

### Realización del precio

La serie de realización del precio, denotada como  $\pi_t^{\text{real}}$ , representó el valor efectivamente observado durante la operación. Esta realización no se utilizó para decidir el plan completo del horizonte, sino únicamente para evaluar el costo realmente incurrido en el intervalo aplicado. En el lazo de simulación, el costo de operación por paso se calculó sustituyendo el precio pronosticado por el precio realizado en el término asociado al intercambio con la red, lo que permitió cuantificar el impacto económico de los errores de pronóstico.

### Consistencia en el primer paso del horizonte

Para reflejar el hecho de que, al instante de decisión, el valor del precio del intervalo actual puede estar ya publicado o medido, se impuso una condición de consistencia en el primer paso. Es decir, al construir el problema de optimización en el instante  $k$ , se reemplazó el primer elemento del pronóstico por la realización del mismo intervalo:

$$\hat{\pi}_k = \pi_k^{\text{real}}. \quad (2.62)$$

Esta decisión redujo un sesgo artificial en el desempeño del MPC, debido a que el controlador no debería penalizarse por incertidumbre en una magnitud ya observada.

### Generación de escenarios de precio

En el esquema por escenarios, el pronóstico  $\hat{\pi}_t$  actuó como trayectoria central a partir de la cual se generaron realizaciones alternativas. Para cada instante del horizonte, los escenarios se obtuvieron perturbando el pronóstico con un término aleatorio de dispersión controlada:

$$\pi_{t,s} = \hat{\pi}_t + \varepsilon_{t,s}^\pi, \quad s \in \{1, \dots, S\}. \quad (2.63)$$

El término  $\varepsilon_{t,s}^\pi$  se interpretó como el error de pronóstico asociado a volatilidad de mercado. La magnitud de esta dispersión se parametrizó mediante una desviación estándar fijada en el generador de escenarios, lo que permitió representar distintos regímenes de incertidumbre sin modificar la estructura del problema de despacho.

### 2.3.2 Serie renovable: pronóstico y realización

La disponibilidad renovable se representó mediante dos procesos exógenos, correspondientes a generación fotovoltaica y eólica. Al igual que en el caso del precio, se distinguió entre una trayectoria de pronóstico utilizada por el optimizador y una realización efectiva utilizada para la evaluación en la simulación en lazo cerrado. Esta separación permitió capturar explícitamente el efecto de los errores de predicción meteorológica y de conversión recurso–potencia sobre la factibilidad y el costo operativo.

#### Pronóstico de potencia fotovoltaica y eólica

Las series de pronóstico, denotadas como  $\hat{P}_t^{pv}$  y  $\hat{P}_t^w$ , definieron la potencia renovable disponible esperada en cada intervalo del horizonte de predicción. En la formulación del despacho, estas magnitudes no se trataron como variables de decisión libres, sino como cotas superiores para las variables de uso renovable. En particular, para cada instante del horizonte, el modelo impuso que el despacho renovable no excediera el pronóstico disponible:

$$0 \leq P_t^{pv} \leq \hat{P}_t^{pv}, \quad (2.64)$$

$$0 \leq P_t^w \leq \hat{P}_t^w. \quad (2.65)$$

De esta forma, el pronóstico actuó como restricción de disponibilidad y forzó al optimizador a compensar déficits esperados de renovable mediante generación despachable, almacenamiento o intercambio con el sistema externo.

#### Realización de potencia fotovoltaica y eólica

Las realizaciones efectivas, denotadas como  $P_t^{pv,real}$  y  $P_t^{w,real}$ , representaron la potencia renovable verdaderamente disponible durante la operación. Estas realizaciones se utilizaron para dos propósitos principales. Primero, se emplearon para computar el costo realizado del intervalo aplicado, en particular el término asociado a energía renovable no aprovechada. Segundo, se usaron como referencia para cuantificar el curtailment real como diferencia entre disponibilidad observada y potencia renovable utilizada:

$$C_t^{pv,real} = \text{máx}(P_t^{pv,real} - P_t^{pv}, 0), \quad (2.66)$$

$$C_t^{w,real} = \text{máx}(P_t^{w,real} - P_t^w, 0). \quad (2.67)$$

Esta definición permitió medir de manera directa el desperdicio de recurso renovable debido a saturación de límites, decisiones económicas o requerimientos de reserva.

## Consistencia en el primer paso del horizonte

Análogamente al precio, se asumió que la disponibilidad renovable del intervalo actual puede ser observada o estimada con alta precisión al momento de ejecutar el control. Por ello, en el instante  $k$  se reemplazó el primer elemento del pronóstico por su realización:

$$\hat{P}_k^{\text{pv}} = P_k^{\text{pv,real}}, \quad \hat{P}_k^{\text{w}} = P_k^{\text{w,real}}. \quad (2.68)$$

Este ajuste evitó atribuir al controlador errores de pronóstico en un instante que, en un esquema realista, ya estaría observado.

## Generación de escenarios de renovables

En el enfoque por escenarios, las trayectorias pronosticadas  $\hat{P}_t^{\text{pv}}$  y  $\hat{P}_t^{\text{w}}$  actuaron como trayectorias centrales, alrededor de las cuales se generaron escenarios alternativos mediante perturbaciones aleatorias. Para cada  $t$  y escenario  $s$  se definió:

$$P_{t,s}^{\text{pv}} = \text{máx}(\hat{P}_t^{\text{pv}} + \varepsilon_{t,s}^{\text{pv}}, 0), \quad (2.69)$$

$$P_{t,s}^{\text{w}} = \text{máx}(\hat{P}_t^{\text{w}} + \varepsilon_{t,s}^{\text{w}}, 0). \quad (2.70)$$

La operación  $\text{máx}(\cdot, 0)$  garantizó no negatividad física de la potencia renovable. La dispersión de los términos  $\varepsilon_{t,s}^{\text{pv}}$  y  $\varepsilon_{t,s}^{\text{w}}$  controló el nivel de incertidumbre y permitió construir regímenes de alta o baja variabilidad sin alterar la formulación del despacho. En consecuencia, el MPC robusto evaluó decisiones considerando múltiples realizaciones plausibles de renovables, con el fin de reducir riesgo de violaciones de restricciones y de costos elevados ante déficits imprevistos de generación variable.

### 2.3.3 Modelo de error y supuestos estadísticos

El desempeño del esquema MPC dependió de la diferencia entre las trayectorias pronosticadas y las realizaciones efectivas de las variables exógenas. Para representar esta diferencia de forma controlada y reproducible, se adoptó un modelo de error aditivo sobre las series de pronóstico, con supuestos estadísticos explícitos para el precio y para las disponibilidades renovables. Este planteamiento permitió: construir escenarios consistentes con un nivel de incertidumbre parametrizable, estudiar sensibilidad ante distintos regímenes de volatilidad y separar el efecto de la formulación robusta del efecto de cambios no controlados en las señales de entrada.

## Estructura del error

Para cada magnitud exógena  $x_t$  se consideró una trayectoria central pronosticada  $\hat{x}_t$  y un término de error  $\varepsilon_t$  tal que

$$x_t = \hat{x}_t + \varepsilon_t. \quad (2.71)$$

En el caso de renovables se incorporó además una restricción física de no negatividad, de modo que las realizaciones y escenarios se truncaron inferiormente en cero.

## Supuestos para el precio

El error del precio se modeló como un proceso aditivo de media cero:

$$\varepsilon_t^\pi \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\pi^2), \quad (2.72)$$

donde  $\sigma_\pi$  controló la volatilidad. Bajo este supuesto, el pronóstico se interpretó como un estimador insesgado del precio esperado, y la dispersión alrededor de  $\hat{\pi}_t$  representó fluctuaciones no anticipadas por efectos de mercado, operación o regulación. En la generación de escenarios, este supuesto se implementó mediante muestras independientes por instante del horizonte y por escenario.

## Supuestos para renovables

Para la fotovoltaica y la eólica se mantuvo un error aditivo de media cero con dispersión controlada:

$$\varepsilon_t^{\text{pv}} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\text{pv}}^2), \quad (2.73)$$

$$\varepsilon_t^{\text{w}} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\text{w}}^2), \quad (2.74)$$

y se impuso truncamiento inferior para respetar no negatividad:

$$P_t^{\text{pv}} = \text{máx}(\hat{P}_t^{\text{pv}} + \varepsilon_t^{\text{pv}}, 0), \quad (2.75)$$

$$P_t^{\text{w}} = \text{máx}(\hat{P}_t^{\text{w}} + \varepsilon_t^{\text{w}}, 0). \quad (2.76)$$

Este supuesto capturó, de forma simplificada, errores por nubosidad, variabilidad del viento y limitaciones de modelos de conversión recurso–potencia.

## Independencia, estacionariedad y horizonte corto

En la implementación base se asumió independencia temporal e independencia entre variables dentro del horizonte de predicción, lo que condujo a:

$$\varepsilon_{t,s} \perp \varepsilon_{t',s'} \quad \text{para } (t, s) \neq (t', s'). \quad (2.77)$$

Esta elección se justificó por dos razones. Primero, el objetivo principal fue comparar formulaciones de despacho bajo un nivel de incertidumbre controlado, y no calibrar un modelo estadístico de mercado o meteorología. Segundo, el horizonte recedente corto favoreció un tratamiento parsimonioso del error, evitando introducir estructuras de correlación que incrementaran complejidad sin aportar trazabilidad en la comparación entre métodos.

## Consistencia del primer paso

Para evitar incertidumbre artificial en el intervalo actual, se adoptó el supuesto de observación del primer paso. En consecuencia, al inicio de cada iteración  $k$  se fijó:

$$\hat{x}_k = x_k^{\text{real}}, \quad (2.78)$$

para  $x \in \{\pi, P^{\text{pv}}, P^{\text{w}}\}$ . Esta decisión fue consistente con un esquema operativo en el cual el operador dispone del valor del precio del intervalo vigente y de mediciones o estimaciones de alta precisión de la potencia renovable instantánea.

## Parametrización del nivel de incertidumbre

El nivel de incertidumbre se controló mediante los parámetros  $(\sigma_\pi, \sigma_{\text{pv}}, \sigma_{\text{w}})$ . Estos parámetros definieron regímenes de baja y alta volatilidad que permitieron estudiar, en etapas posteriores, el efecto de la robustez sobre el costo, la energía no servida y el curtailment. En particular, el incremento de  $\sigma$  aumentó la dispersión de escenarios y, por tanto, la severidad del compromiso entre desempeño nominal y riesgo operativo.

## Alcance del modelo de error

El modelo adoptado correspondió a una aproximación probabilística simplificada que capturó errores de predicción mediante ruido aditivo con truncamiento físico en renovables. Este enfoque fue suficiente para generar escenarios y comparar controladores bajo condiciones reproducibles. Sin embargo, se reconoció que en aplicaciones reales el error pue-

de presentar asimetría, correlación temporal y dependencia cruzada, por lo que el modelo propuesto se interpretó como una base experimental controlada sobre la cual pueden incorporarse extensiones estadísticas más complejas si se dispone de datos reales y de una calibración específica del sistema de estudio.

## **2.4 Representación de la incertidumbre**

La incertidumbre asociada al precio de la energía y a la disponibilidad renovable se incorporó de manera explícita en la formulación del despacho mediante dos marcos conceptuales: un enfoque por escenarios y un enfoque por conjuntos de incertidumbre. Ambos permitieron trasladar la aleatoriedad de las variables exógenas hacia un problema de optimización con restricciones, manteniendo control sobre el nivel de riesgo y la severidad de las desviaciones consideradas. La elección de un marco u otro determinó si el controlador buscó un desempeño promedio bajo realizaciones plausibles o garantías de factibilidad ante el peor caso dentro de un conjunto acotado.

### **2.4.1 Enfoque por escenarios**

El enfoque por escenarios representó la incertidumbre mediante un conjunto finito de trayectorias futuras posibles para cada variable incierta. Cada escenario se interpretó como una realización consistente de precio y disponibilidad renovable a lo largo del horizonte de predicción. Bajo este marco, el problema de despacho se resolvió imponiendo restricciones para cada escenario y definiendo un criterio de decisión robusto basado en agregación de costos. En particular, se consideraron dos objetivos principales: minimizar el costo esperado sobre escenarios y minimizar el peor costo observado.

La ventaja del enfoque por escenarios fue su capacidad para capturar formas arbitrarias de variabilidad y para aproximar distribuciones mediante muestreo. Además, facilitó la evaluación de métricas de riesgo basadas en cuantiles, tales como percentiles de costo, al disponer de una muestra explícita de resultados por escenario.

### **2.4.2 Enfoque por conjuntos de incertidumbre**

El enfoque por conjuntos de incertidumbre representó la variabilidad futura mediante regiones acotadas que contienen todas las realizaciones consideradas admisibles. En lugar de enumerar trayectorias discretas, este marco impuso que la solución fuera factible para cualquier realización dentro del conjunto. Conceptualmente, esto condujo a formulaciones de tipo robusto min–max, donde el controlador seleccionó decisiones que minimizaron el peor desempeño sujeto a perturbaciones acotadas.

Este enfoque resultó útil cuando se buscó una garantía determinista de seguridad operativa o cuando se prefirió evitar dependencia de una distribución probabilística explícita. A nivel práctico, los conjuntos se definieron a partir de bandas alrededor del pronóstico o a partir de límites de error máximo. En el caso renovable, los conjuntos incorporaron además no negatividad y, cuando correspondió, límites superiores por capacidad.

### **2.4.3 Parámetros de incertidumbre**

El nivel de incertidumbre se parametrizó mediante tres magnitudes asociadas al precio, la fotovoltaica y el viento. En el enfoque por escenarios, estos parámetros controlaron la dispersión de las perturbaciones alrededor del pronóstico, mientras que en el enfoque por conjuntos controlaron el ancho de las bandas de error o el tamaño del conjunto admisible. En ambos casos, la parametrización permitió definir regímenes de prueba con distinta severidad, por ejemplo: baja, media y alta incertidumbre.

En términos operativos, incrementar el nivel de incertidumbre implicó que el controlador debió reservar mayor holgura o utilizar más recursos de respaldo para mantener factibilidad ante desviaciones. En consecuencia, el aumento del rango de incertidumbre condujo a un mayor conservadurismo, típicamente reflejado en incrementos del costo esperado, reducción del curtailment aceptable y una estrategia de uso más cautelosa del almacenamiento.

### **2.4.4 Generación y control de calidad de escenarios**

La generación de escenarios se realizó a partir de trayectorias pronosticadas y un modelo de error aditivo parametrizable. Para cada instante del horizonte y cada escenario, se construyeron realizaciones perturbando el pronóstico con un término aleatorio, imponiendo no negatividad física para renovables. Esta construcción permitió producir un conjunto de trayectorias coherentes y reproducibles para evaluar el desempeño de la estrategia robusta.

El control de calidad de escenarios se orientó a evitar artefactos numéricos o trayectorias físicamente inverosímiles que sesgaran los resultados. En particular, se verificó que las series cumplieran no negatividad, que mantuvieran magnitudes plausibles en relación con el pronóstico y que no presentaran valores extremos no representativos bajo el nivel de incertidumbre fijado. Además, se mantuvo trazabilidad mediante la fijación de semillas aleatorias para asegurar repetibilidad de los experimentos computacionales. En etapas posteriores, este control puede complementarse con métricas de cobertura y consistencia, tales como comparación de medias y percentiles de los escenarios respecto de supuestos de volatilidad, y verificación de estabilidad numérica del solucionador ante

conjuntos de escenarios más grandes.

## 2.5 Formulación MPC en horizonte recedente

El esquema de control predictivo basado en modelo se implementó bajo un enfoque de horizonte recedente. En cada instante de decisión se resolvió un problema de optimización sobre una ventana finita, se aplicó únicamente la primera acción óptima y, posteriormente, el problema se replanteó desplazando el horizonte e incorporando nueva información disponible. Este mecanismo permitió introducir realimentación a través de la actualización de estados y pronósticos, lo que hizo posible reaccionar ante desviaciones entre valores previstos y realizaciones observadas.

### 2.5.1 Horizonte de predicción y periodo de actualización

El horizonte de predicción se definió como una ventana discreta de longitud  $N_h$  intervalos hacia adelante, sobre la cual se optimizaron las decisiones de operación. En la implementación, la simulación se estructuró sobre un día de operación con  $T$  intervalos y una duración de intervalo  $\Delta t$ , de manera que el horizonte de predicción en unidades de tiempo fue  $N_h \Delta t$ . Este parámetro controló el balance entre anticipación y complejidad computacional: horizontes más largos permitieron planificar con mayor visión de futuro, especialmente para variables acopladas temporalmente como el estado de carga del BESS y el almacenamiento hídrico, mientras que horizontes más cortos redujeron el tamaño del problema y favorecieron la resolución en línea.

El periodo de actualización correspondió a la frecuencia con la cual se reoptimizó el despacho. Se adoptó un periodo de actualización de un intervalo, por lo que el problema se resolvió en cada instante  $k$  utilizando un conjunto de pronósticos para la ventana  $k, \dots, k + N_h - 1$ . Al finalizar cada iteración, se aplicó la primera decisión del plan óptimo, se actualizaron los estados dinámicos del sistema con base en la operación ejecutada y en las realizaciones efectivas de las variables exógenas, y luego se avanzó al siguiente instante.

Este esquema se formalizó mediante el siguiente ciclo operativo: en el instante  $k$  se construyeron los pronósticos de demanda, precio y disponibilidad renovable para el horizonte; se generó una representación de incertidumbre para dicho horizonte; se resolvió el problema de optimización bajo restricciones operativas; se ejecutó la acción asociada al primer intervalo; y finalmente se actualizaron los estados internos del sistema. La repetición de este procedimiento garantizó que la estrategia incorporara realimentación y que la política de operación se ajustara dinámicamente conforme se observó nueva información.

Adicionalmente, se incorporó una condición de consistencia en el primer paso del horizonte, fijando las variables exógenas del intervalo actual con su realización observada. Esta decisión representó un escenario operativo realista en el cual el precio del intervalo vigente y la potencia renovable instantánea se consideran conocidos al momento de ejecutar la acción, evitando penalizar al controlador por incertidumbre en magnitudes que ya se encuentran medidas o publicadas.

## 2.5.2 MPC determinista (baseline)

El MPC determinista se formuló como el esquema de referencia para cuantificar el aporte incremental de la robustez. En este baseline, todas las variables exógenas inciertas se trataron mediante una trayectoria única pronosticada, sin representación explícita de dispersión ni incertidumbre. En cada instante  $k$ , el controlador resolvió un problema de optimización de horizonte finito sobre la ventana  $\mathcal{T}_k = \{k, k + 1, \dots, k + N_h - 1\}$ , y aplicó únicamente la primera decisión, replanteando el problema en  $k + 1$  con estados actualizados.

### Modelo predictivo y variables

Se consideró un modelo discreto en el tiempo con paso  $\Delta t$  que capturó el acoplamiento temporal de los estados de almacenamiento. El vector de estado se definió como

$$x_k \begin{bmatrix} E_k \\ S_k \end{bmatrix}, \quad (2.79)$$

donde  $E_k$  representó el estado de carga del BESS y  $S_k$  el almacenamiento equivalente del sistema hidro con reservorio. El vector de decisión por intervalo se agrupó como

$$u_k \begin{bmatrix} P_k^{\text{th}} \\ P_k^{\text{h}} \\ P_k^{\text{ch}} \\ P_k^{\text{dis}} \\ P_k^{\text{imp}} \\ P_k^{\text{exp}} \\ P_k^{\text{pv}} \\ P_k^{\text{w}} \\ P_k^{\text{shed}} \end{bmatrix}, \quad (2.80)$$

con variables térmicas, hidráulicas, carga y descarga del BESS, intercambio con el sistema externo en forma separada importación–exportación, uso de renovables y shedding.

La separación  $P_k^{\text{imp}}, P_k^{\text{exp}} \geq 0$  evitó ambigüedades de signo y facilitó un costo asimétrico de compra/venta.

## Dinámica del sistema y restricciones de operación

Las dinámicas internas se escribieron como un sistema en tiempo discreto afín en la entrada:

$$E_{k+1} = E_k + \eta_{\text{ch}} P_k^{\text{ch}} \Delta t - \frac{1}{\eta_{\text{dis}}} P_k^{\text{dis}} \Delta t, \quad (2.81)$$

$$S_{k+1} = S_k + I_k - \alpha_{\text{h}} P_k^{\text{h}} \Delta t, \quad (2.82)$$

donde  $I_k$  representó el influjo al reservorio. Estas ecuaciones indujeron el acoplamiento temporal que hizo relevante el horizonte de predicción. Adicionalmente, se impusieron restricciones de caja sobre potencias y estados, y restricciones de rampa para unidades térmicas, lo que definió un conjunto admisible  $\mathcal{Z}$  para las trayectorias  $\{(x_t, u_t)\}_{t \in \mathcal{T}_k}$ .

El balance de potencia se modeló como una restricción de igualdad por intervalo:

$$\mathbf{1}^\top P_k^{\text{th}} + P_k^{\text{h}} + P_k^{\text{pv}} + P_k^{\text{w}} + P_k^{\text{dis}} - P_k^{\text{ch}} + (P_k^{\text{imp}} - P_k^{\text{exp}}) + P_k^{\text{shed}} = D_k, \quad (2.83)$$

donde  $D_k$  denotó la demanda. La disponibilidad renovable se incorporó como cota superior dependiente del pronóstico:

$$0 \leq P_k^{\text{pv}} \leq \hat{P}_k^{\text{pv}}, \quad 0 \leq P_k^{\text{w}} \leq \hat{P}_k^{\text{w}}. \quad (2.84)$$

## Problema de control de horizonte finito

El baseline determinista resolvió, en cada instante  $k$ , el siguiente problema de control óptimo con restricciones:

$$\min_{\{u_t\}_{t \in \mathcal{T}_k}} \sum_{t \in \mathcal{T}_k} \ell(x_t, u_t; \hat{\theta}_t) \quad \text{sujeto a} \quad x_{t+1} = f(x_t, u_t; \hat{\theta}_t), \quad (x_t, u_t) \in \mathcal{Z}, \quad (2.85)$$

donde  $\hat{\theta}_t$  agrupó los parámetros exógenos pronosticados del horizonte, tales como precio  $\hat{\pi}_t$ , disponibilidad renovable  $\hat{P}_t^{\text{pv}}, \hat{P}_t^{\text{w}}$  e influjo  $I_t$ . La etapa de costo  $\ell(\cdot)$  ponderó costos de generación térmica e hidráulica, degradación del almacenamiento, costo de importación menos beneficio por exportación, y penalizaciones asociadas a shedding y curtailment.

## Ley de control recedente y propiedades

La ley de control inducida por MPC determinista se definió como

$$\kappa_{\text{det}}(x_k, \hat{\theta}_{k:k+N_h-1})u_{k|k}^* \quad (2.86)$$

donde  $u_{k|k}^*$  representó la primera entrada de la secuencia óptima. Este mecanismo generó un lazo cerrado híbrido, debido a que la solución óptima depende de conjuntos activos de restricciones que cambian con el estado y las condiciones externas. Desde teoría de control, la estabilidad y la recursividad de factibilidad en MPC determinista no son automáticas: dependen de la estructura del costo terminal y de restricciones terminales invariantes. En este estudio, el baseline se empleó como referencia operacional y comparativa; la estabilidad práctica se apoyó en restricciones terminales sobre los estados de almacenamiento, que actuaron como condiciones de operación segura para evitar agotamiento del BESS o del reservorio al final del horizonte.

### 2.5.3 MPC robusto basado en escenarios

El MPC robusto se formuló para incorporar explícitamente incertidumbre en precio y renovables, evitando que decisiones nominalmente óptimas se tornaran frágiles ante desviaciones. En lugar de una única trayectoria pronosticada, se consideró un conjunto finito de escenarios  $\omega \in \Omega$ , donde cada escenario definió una realización plausible de parámetros exógenos a lo largo del horizonte.

#### Formulación multi-escenario con no anticipatividad

Sea  $\theta_t^\omega$  el vector de parámetros exógenos en el instante  $t$  bajo el escenario  $\omega$ , incluyendo  $\pi_t^\omega$ ,  $P_t^{\text{PV},\omega}$  y  $P_t^{\text{W},\omega}$ . La formulación robusta por escenarios resolvió un problema con variables dependientes de escenario  $\{u_t^\omega\}$  y estados  $\{x_t^\omega\}$ , imponiendo las restricciones dinámicas y operativas para cada  $\omega$ . Para que el plan fuera implementable con información parcial, se impusieron restricciones de *no anticipatividad*, que forzaron a que las decisiones en el primer paso fueran comunes a todos los escenarios:

$$u_k^\omega = u_k^{\omega'} \quad \forall \omega, \omega' \in \Omega. \quad (2.87)$$

En términos de teoría de control estocástico, esta condición representó una política causal restringida: el controlador eligió una acción que no dependió de la realización futura desconocida, pero sí optimizó su comportamiento frente al conjunto de realizaciones plausibles.

## Problema robusto y criterios de optimalidad

El problema multi-escenario se escribió como

$$\min_{\{u_t^\omega\}} \mathcal{R}(\{J^\omega\}_{\omega \in \Omega}) \quad \text{sujeto a} \quad x_{t+1}^\omega = f(x_t^\omega, u_t^\omega; \theta_t^\omega), \quad (x_t^\omega, u_t^\omega) \in \mathcal{Z}^\omega, \quad (2.88)$$

donde  $J^\omega = \sum_{t \in \mathcal{T}_k} \ell(x_t^\omega, u_t^\omega; \theta_t^\omega)$  fue el costo acumulado en el escenario  $\omega$ , y  $\mathcal{R}(\cdot)$  fue un funcional de riesgo que definió el criterio robusto. Se consideraron dos elecciones canónicas:

### Caso min–max.

$$\mathcal{R}(\{J^\omega\}) = \max_{\omega \in \Omega} J^\omega, \quad u_k^* \in \arg \min_{\omega \in \Omega} \max_{\omega \in \Omega} J^\omega. \quad (2.89)$$

Este criterio se conectó con MPC robusto de peor caso, proporcionando una política conservadora con garantías frente a realizaciones extremas dentro de  $\Omega$ .

### Caso de costo esperado.

$$\mathcal{R}(\{J^\omega\}) = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\omega \in \Omega} J^\omega, \quad u_k^* \in \arg \min E_\Omega[J^\omega]. \quad (2.90)$$

Este criterio se interpretó como un MPC estocástico aproximado por muestreo, donde la esperanza se aproximó con el promedio muestral sobre escenarios.

## Recursividad de factibilidad y robustez práctica

Desde la perspectiva de teoría de MPC robusto, el objetivo no fue únicamente minimizar un costo agregado, sino mantener factibilidad ante incertidumbre. La factibilidad robusta exacta requeriría garantizar existencia de una política causal para todas las realizaciones admisibles, lo que conduce a formulaciones min–max sobre políticas y puede resultar intratable. En consecuencia, el enfoque por escenarios se interpretó como una aproximación *sample-based* que buscó robustez práctica: la solución se diseñó para ser factible y de buen desempeño sobre un conjunto representativo de trayectorias.

Para reforzar la seguridad operativa en lazo cerrado, se impusieron restricciones terminales sobre los estados del BESS y del reservorio. Estas restricciones actuaron como una aproximación de conjunto terminal seguro, reduciendo la probabilidad de agotamiento energético y contribuyendo a la factibilidad recursiva del problema al evitar que el optimizador “consuma” almacenamiento sin considerar etapas futuras.

## Ley de control robusta en horizonte recedente

La política inducida por el MPC robusto se definió como

$$\kappa_{\text{rob}}(x_k, \hat{\theta}_{k:k+N_h-1}, \Omega_k) u_{k|k}^*, \quad (2.91)$$

donde  $\Omega_k$  denotó el conjunto de escenarios generado en el instante  $k$ . En cada iteración, la realimentación se introdujo mediante la actualización del estado  $x_k$  y la regeneración de escenarios condicionada al nuevo pronóstico. Esta estructura condujo a un lazo cerrado híbrido-estocástico, en el cual las decisiones dependieron del estado y de la información estadística codificada en  $\Omega_k$ .

El MPC determinista proporcionó un desempeño nominal basado en una trayectoria única, mientras que el MPC robusto por escenarios buscó reducir fragilidad operativa al optimizar frente a múltiples realizaciones plausibles, incorporando no anticipatividad como requisito de causalidad y utilizando restricciones terminales como mecanismo práctico para sostener factibilidad y estabilidad operacional.

## 2.6 Implementación numérica del algoritmo

La estrategia MPC se implementó como un algoritmo iterativo de optimización en horizonte recedente, en el cual, para cada instante  $k$ , se construyó el problema de despacho del horizonte, se resolvió numéricamente mediante un solucionador MILP y se aplicó únicamente la primera acción óptima. La implementación se diseñó para ser reproducible y trazable, y para asegurar tiempos de cómputo compatibles con ejecución en línea a escala horaria.

### 2.6.1 Técnica de solución

El problema de despacho se formuló como un programa lineal entero mixto debido a la presencia de restricciones lógicas asociadas al modo de operación del BESS y al modelado explícito de importación y exportación. En particular, la restricción que evitó simultaneidad de carga y descarga se representó mediante una variable binaria que activó alternativamente los límites de potencia de carga o descarga. Esta decisión convirtió la formulación en un problema MILP incluso cuando el resto de restricciones y términos de costo se mantuvieron lineales.

La representación de la incertidumbre mediante escenarios se integró en la formulación replicando, por cada escenario, las variables y restricciones correspondientes a la trayectoria del horizonte. Para garantizar implementabilidad, las decisiones del primer paso se

acoplaron entre escenarios mediante restricciones de no anticipatividad, lo que impuso una política causal en el primer intervalo. En el modo de costo esperado, el objetivo se construyó como promedio de costos de escenario; en el modo min–max, se introdujo una variable auxiliar que acotó superiormente los costos por escenario, permitiendo expresar el criterio de peor caso como una reformulación lineal en un problema MILP.

No se requirieron linealizaciones adicionales debido a que: la dinámica de los estados de almacenamiento se expresó como ecuaciones lineales en el tiempo discreto, las restricciones operativas se formularon como igualdades o desigualdades lineales y el curtailment se modeló explícitamente como una variable no negativa definida por diferencia entre disponibilidad y uso renovable. La única no linealidad lógica relevante se capturó mediante variables binarias y restricciones tipo Big-M, manteniendo el problema dentro de la clase MILP.

## 2.6.2 Solvers y configuración

El modelamiento algebraico del problema se realizó en MATLAB mediante YALMIP como se mencionó anteriormente, que permitió expresar de forma declarativa variables, restricciones y funciones objetivo, y delegó la resolución numérica al solucionador `intlinprog` de MATLAB. El solucionador `intlinprog` se utilizó por ser un MILP nativo del entorno y por facilitar control directo sobre criterios de parada y límites de tiempo por iteración del MPC.

La configuración numérica se definió para balancear calidad de solución y tiempo de cómputo. En particular, se establecieron los siguientes criterios:

- **Límite de tiempo por iteración:** se fijó un tiempo máximo de cómputo por paso MPC, de forma que cada problema del horizonte se resolviera dentro de una cota compatible con operación en línea. Este parámetro se controló mediante `MaxTime`.
- **Tolerancia de optimalidad relativa:** se empleó un criterio de brecha relativa permitido entre la mejor solución entera encontrada y la relajación lineal. Esta tolerancia se configuró mediante `RelativeGapTolerance` y permitió detener la búsqueda antes de alcanzar optimalidad exacta cuando el beneficio marginal era bajo.
- **Heurísticas y generación de cortes:** se activaron configuraciones avanzadas de heurísticas internas y generación de cortes para mejorar velocidad de convergencia en instancias con variables binarias, utilizando `Heuristics` y `CutGeneration` en modo avanzado.
- **Nivel de salida del solucionador:** se controló el nivel de verbosidad para fines de depuración y trazabilidad mediante opciones de `sdpsettings` y el parámetro

verbose.

En términos operativos, la solución se consideró aceptable si el solucionador retornó un estado factible con brecha relativa dentro del umbral establecido o si alcanzó el tiempo máximo devolviendo la mejor solución disponible. Esta política fue coherente con la práctica de MPC en tiempo real, donde la garantía principal es mantener factibilidad y desempeño suficiente dentro de un presupuesto de cómputo, en lugar de exigir optimalidad exacta en cada iteración.

Para asegurar reproducibilidad de resultados en la generación de escenarios y datos sintéticos, se fijó una semilla aleatoria en la construcción de series y perturbaciones. Esta decisión permitió repetir experimentos computacionales y comparar consistentemente el desempeño entre configuraciones deterministas y robustas bajo las mismas realizaciones.

## 2.7 Métricas y criterios de evaluación

La evaluación del desempeño del esquema propuesto se realizó mediante métricas económicas, de riesgo, de cumplimiento de restricciones y de esfuerzo operativo. Las métricas se calcularon a partir de las trayectorias ejecutadas en lazo cerrado bajo horizonte recedente, diferenciando entre magnitudes *realizadas* con las realizaciones observadas y magnitudes *predichas* obtenidas en el horizonte mediante escenarios. Esta distinción permitió cuantificar tanto el beneficio económico efectivo como la exposición al riesgo que el algoritmo anticipó al tomar decisiones.

### 2.7.1 Métricas económicas

Las métricas económicas se orientaron a medir el costo operativo agregado del sistema y a descomponer la contribución de los principales términos de costo y penalización.

#### Costo total realizado

El costo total realizado se definió como la suma de costos incurridos por hora en la operación ejecutada:

$$J_{\text{total}} = \sum_{k=1}^T J_k^{\text{real}}. \quad (2.92)$$

En cada intervalo, el costo realizado incluyó los costos de generación térmica e hidráulica, el costo o beneficio del intercambio con el sistema externo, el costo asociado al uso del al-

macenamiento y las penalizaciones por desbalances, tales como shedding y curtailment, cuando aplicaron.

### Costo esperado predicho

En el esquema robusto por escenarios se calculó, en cada iteración  $k$ , el costo esperado predicho del horizonte como el promedio muestral de costos por escenario:

$$J_E^{\text{pred}}(k) = \frac{1}{|\Omega|} \sum_{\omega \in \Omega} J^\omega(k), \quad (2.93)$$

donde  $J^\omega(k)$  denotó el costo del horizonte bajo el escenario  $\omega$  en el instante  $k$ . Esta métrica describió el valor nominal anticipado por el controlador al momento de decidir.

### Descomposición por penalizaciones

Para evaluar el impacto de decisiones no ideales desde el punto de vista operativo, se cuantificaron por separado términos de penalización acumulados, en particular:

- energía no servida asociada a shedding y su costo mediante el parámetro VOLL,
- energía renovable recortada y su penalización por curtailment,
- throughput del BESS como proxy del costo de degradación si se utilizó un término proporcional a carga/descarga.

Esta descomposición permitió distinguir reducciones de costo por mayor aprovechamiento renovable de reducciones aparentes obtenidas a costa de mayor riesgo, mayor shedding o mayor ciclado del almacenamiento.

### 2.7.2 Métricas de riesgo

Las métricas de riesgo se utilizaron para caracterizar la variabilidad del desempeño y la exposición a escenarios desfavorables.

### Dispersión del costo

La dispersión del costo se evaluó mediante estadísticas descriptivas de la serie de costos realizados:

$$\sigma_J = \text{std}(\{J_k^{\text{real}}\}_{k=1}^T), \quad (2.94)$$

así como valores máximos y mínimos horarios. Esta medida se interpretó como un indicador de volatilidad operativa y de sensibilidad a perturbaciones.

### Cuantiles y percentiles de costo predicho

En el caso robusto por escenarios se calcularon cuantiles del costo predicho por horizonte para capturar riesgo de cola. En particular, se utilizó un percentil alto del conjunto  $\{J^\omega(k)\}$ , por ejemplo el percentil 95, denotado como:

$$J_{0,95}^{\text{pred}}(k) = Q_{0,95}(\{J^\omega(k)\}_{\omega \in \Omega}). \quad (2.95)$$

Esta métrica aproximó el costo en condiciones adversas sin llegar al extremo del peor caso.

### CVaR, si se activa

Si se incorporó CVaR en el objetivo, la medida se definió sobre el costo de escenario como el valor esperado condicional en la cola superior, a un nivel  $\alpha$ :

$$\text{CVaR}_\alpha(J) = \min_{\zeta} \left\{ \zeta + \frac{1}{(1-\alpha)|\Omega|} \sum_{\omega \in \Omega} \max(0, J^\omega - \zeta) \right\}. \quad (2.96)$$

El CVaR se interpretó como una métrica coherente de riesgo que penalizó explícitamente eventos de cola y permitió ajustar el compromiso entre costo promedio y robustez mediante un peso  $\lambda$ .

### 2.7.3 Cumplimiento de restricciones

El cumplimiento de restricciones se evaluó en términos de frecuencia y magnitud de violaciones. Para cada restricción  $g(x_k, u_k) \leq 0$  se definió la violación como:

$$v_k = \max(0, g(x_k, u_k)). \quad (2.97)$$

A partir de  $v_k$  se calcularon dos indicadores:

- **Frecuencia de violación:**

$$f_v = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T I\{v_k > 0\}, \quad (2.98)$$

donde  $I\{\cdot\}$  es la función indicadora.

- **Magnitud agregada de violación:**

$$V_{\text{tot}} = \sum_{k=1}^T v_k. \quad (2.99)$$

En este estudio, el diseño buscó que la formulación mantuviera factibilidad por construcción. Por ello, las violaciones más relevantes se asociaron a desbalances representados mediante variables explícitas (por ejemplo, shedding) o a saturaciones persistentes (por ejemplo, límites de importación/exportación), más que a violaciones numéricas de desigualdades duras.

## 2.7.4 Esfuerzo operativo

El esfuerzo operativo cuantificó cuán exigente fue la política de despacho en términos de redispatch, utilización de respaldo y nivel de intervención requerido.

### Re-despachos y variabilidad de control

El redispatch se aproximó mediante la variación temporal de potencias despachables. Para una unidad térmica  $i$ , se definió el esfuerzo como variación absoluta acumulada:

$$U_{\text{mov}}^{\text{th}} = \sum_{k=2}^T \sum_{i=1}^G |P_{i,k}^{\text{th}} - P_{i,k-1}^{\text{th}}|. \quad (2.100)$$

Análogamente se calculó para la hidráulica y el intercambio con el sistema externo. Esta métrica penalizó decisiones con cambios frecuentes y de gran magnitud, que suelen asociarse a mayor estrés operativo y a una dependencia mayor del control en tiempo real.

### Uso de respaldo

El uso de respaldo se cuantificó mediante variables que representaron medidas correctivas:

- **Energía no servida:**

$$\text{EENS} = \sum_{k=1}^T P_k^{\text{shed}} \Delta t. \quad (2.101)$$

- **Curtailment renovable:**

$$\text{Curt} = \sum_{k=1}^T (C_k^{\text{pv}} + C_k^{\text{w}}) \Delta t. \quad (2.102)$$

- **Uso del BESS:** energía cargada/descargada y throughput:

$$E_{\text{ch}} = \sum_{k=1}^T P_k^{\text{ch}} \Delta t, \quad E_{\text{dis}} = \sum_{k=1}^T P_k^{\text{dis}} \Delta t, \quad E_{\text{thr}} = E_{\text{ch}} + E_{\text{dis}}. \quad (2.103)$$

Estas métricas permitieron interpretar el costo total junto con el modo en que dicho costo fue alcanzado. En particular, una estrategia podía reducir costo promedio incrementando exportaciones o utilizando más intensamente el almacenamiento, pero a costa de mayor variabilidad de control o mayor dependencia de acciones correctivas. Por ello, el criterio de comparación entre MPC determinista y robusto se basó en un conjunto de métricas complementarias, y no únicamente en el costo económico agregado.

# CAPÍTULO 3

## RESULTADOS Y ANÁLISIS

### 3.1 Datos de entrada y configuración del experimento

#### 3.1.1 Perfil de demanda y horizonte de simulación

El experimento se ejecutó para un horizonte total de  $T = 24$  intervalos con paso de tiempo  $\Delta t = 1$  h y con un horizonte de predicción de  $N = 6$  intervalos en el esquema de horizonte recedente. La demanda  $D_t$  se construyó como una serie horaria con variación intradía y ruido aditivo, lo que produjo un perfil con valle en las primeras horas y una meseta de alta demanda alrededor de las horas centrales, como se observó en la Figura 3.1.

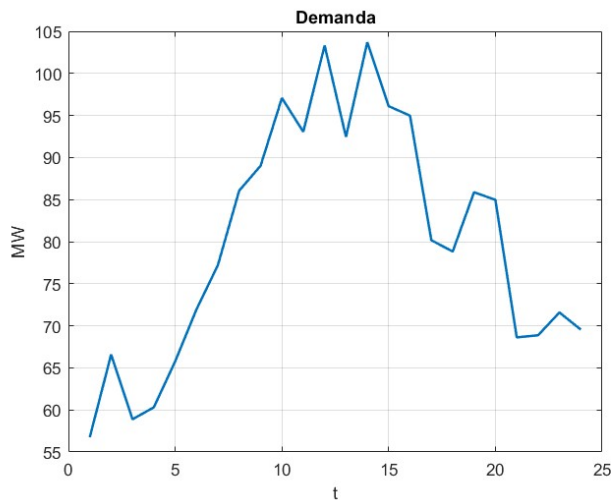


Figura 3.1. Perfil horario de demanda  $D_t$  utilizado en la simulación.

#### 3.1.2 Señales exógenas y supuestos de operación

Se consideraron señales exógenas con pronóstico y realización para el precio y la generación renovable. El precio de importación se representó mediante  $\hat{\pi}_t$  y su realización  $\pi_t$ , mientras que las renovables se representaron mediante pronósticos  $\hat{p}_t^{pv}$ ,  $\hat{p}_t^w$  y realizaciones  $p_t^{pv}$ ,  $p_t^w$ . La incertidumbre se incorporó mediante escenarios gaussianos alrededor de los pronósticos dentro de cada horizonte, con desviaciones típicas fijas para cada señal. En operación se impuso una reserva proporcional de 5% de la demanda y se aplicaron penalizaciones por energía no servida y por recorte renovable. El intercambio con red se

modeló separando importación y exportación con precios asimétricos, de modo que la exportación se remuneró como una fracción del precio de importación.

### 3.2 Resultados operativos del despacho MPC

#### 3.2.1 Intercambio con la red y uso de flexibilidad

El intercambio neto con la red  $P_t^{grid}$  presentó alternancia de importación y exportación, con exportaciones significativas en varios intervalos, como se evidenció en la Figura 3.2. Se observó saturación del límite de exportación en tres horas para el caso robusto, lo que indicó que el despacho utilizó de forma intensiva la posibilidad de venta de excedentes cuando la combinación de generación térmica, renovable y descargas del almacenamiento lo permitió.

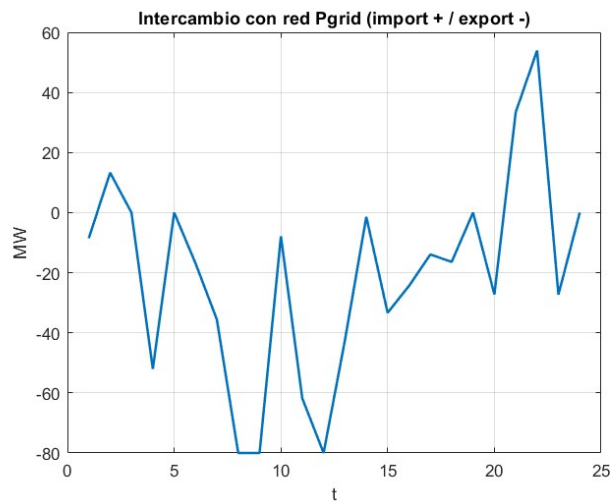


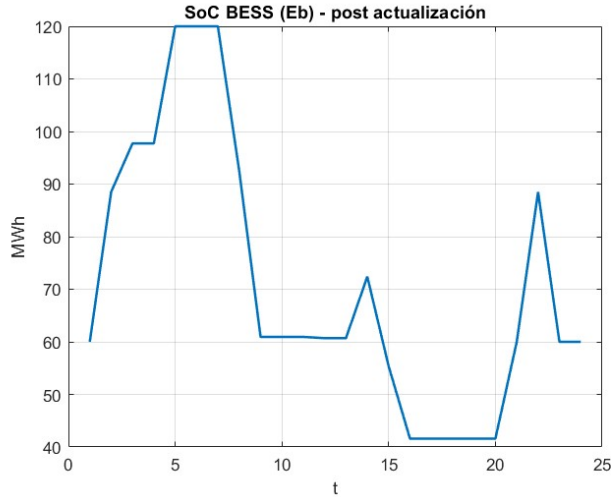
Figura 3.2. Intercambio neto con la red  $P_t^{grid}$  para el esquema robusto.

En términos de flexibilidad, el sistema de almacenamiento se utilizó como recurso de arbitraje y soporte operativo, con ciclos de carga y descarga que desplazaron energía a lo largo del día. Adicionalmente, el almacenamiento hidroeléctrico se comportó como un reservorio con dinámica acumulativa y se mantuvo dentro de los límites impuestos, alcanzando niveles mínimos intermedios y recuperándose hacia el valor de referencia al final.

#### 3.2.2 Evolución de estados y factibilidad operativa

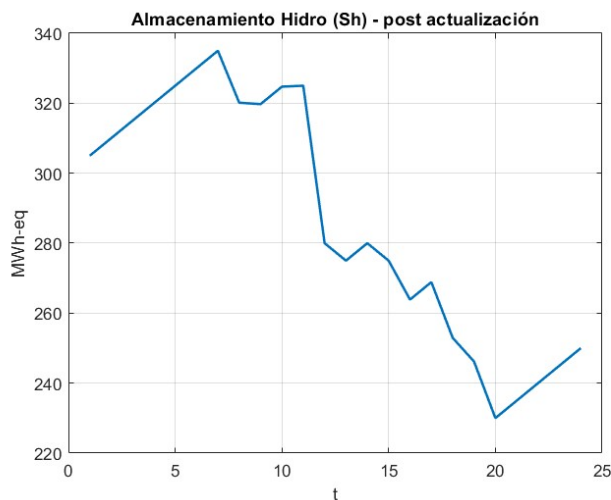
La energía almacenada del BESS  $E_{b,t}$  se mantuvo dentro de  $[E_{\min}, E_{\max}]$  y cumplió la condición terminal  $E_{b,T} \geq E_{b,ref}$ . En la Figura 3.3 se observó un periodo temprano de

carga hasta el límite superior y una fase posterior en la que el estado se redujo hasta aproximarse al mínimo operativo, seguida de recuperación hacia el valor de referencia al cierre del horizonte total.



**Figura 3.3.** Energía almacenada del BESS  $E_{b,t}$  posterior a la actualización de estado.

El almacenamiento hidroeléctrico  $S_{h,t}$  evolucionó de acuerdo con el balance del reservorio y respetó los límites  $[S_{h,mín}, S_{h,máx}]$ , además de cumplir la condición terminal  $S_{h,T} \geq S_{h,ref}$ . La dinámica del reservorio y la trayectoria de recuperación hacia el valor de referencia se apreciaron en la Figura 3.4.



**Figura 3.4.** Evolución del almacenamiento hidroeléctrico  $S_{h,t}$  posterior a la actualización de estado.

Desde el punto de vista de confiabilidad, no se registró energía no servida. La serie  $EENS$  permaneció en cero durante todo el horizonte, como se mostró en la Figura 3.5, por lo que también se obtuvo  $LOLP = 0$  en horas.

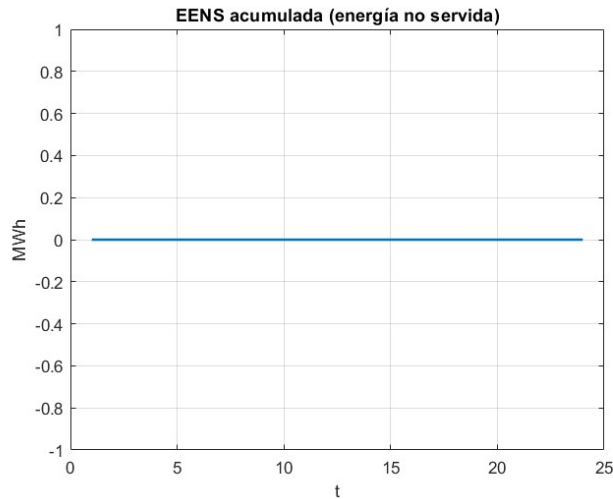


Figura 3.5. Energía no servida acumulada.

### 3.3 Resultados económicos y comparación robusto vs determinista

#### 3.3.1 Costo predicho y comportamiento del objetivo

El costo esperado predicho por paso MPC, denotado como  $J_k^{exp}$ , varió de forma consistente con los cambios de demanda y con la disponibilidad de oportunidades de exportación. En la Figura 3.6 se apreció un incremento marcado en las horas de mayor demanda y valores reducidos en periodos con exportación intensa o con condiciones más favorables en señales exógenas.

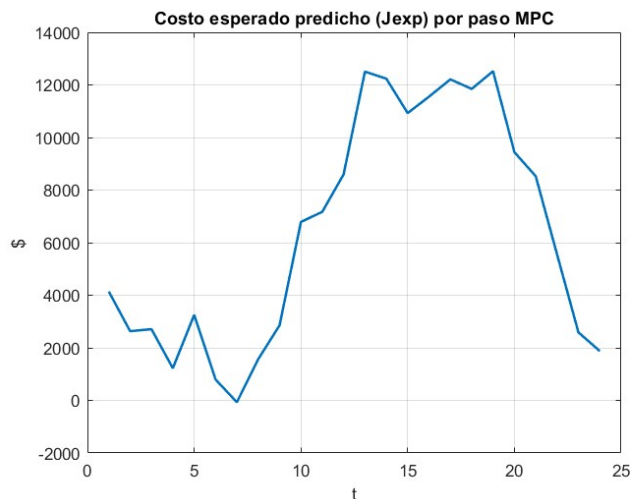


Figura 3.6. Costo esperado predicho  $J_k^{exp}$  por paso MPC en el esquema robusto por escenarios.

En varias horas el costo realizado resultó negativo. Este comportamiento se explicó por la dominancia del término de ingresos por exportación, dado que el modelo remuneró la exportación con una fracción del precio y permitió alcanzar el límite de exportación en

ciertos intervalos. En consecuencia, la función objetivo efectiva se interpretó como un costo neto de operación.

### 3.3.2 Tablas de resultados y métricas agregadas

La Tabla 3.1 recopiló las variables de operación por hora para el esquema robusto, incluyendo potencias térmicas, potencia hidroeléctrica, carga y descarga del BESS, renovables utilizadas, intercambio neto, y estados.

**Tabla 3.1.** Variables operativas por hora para el esquema robusto (Parte 1 de 2). Unidades: potencias en MW;  $E_b$  en MWh;  $S_h$  en MWh-eq.

$t$ $p_{exp}$	$D$	$P_1^{th}$	$P_2^{th}$	$P^h$	$P^{ch}$	$P^{dis}$	$E_b$	$P^{pv}$	$P^w$	$P^{grid}$	$P^{shed}$	$S_h$	$P^{imp}$
1 8.515	56.755	40.000	5.000	0.000	0.000	0.000	60.000	0.000	20.270	-8.515	0.000	305.000	0.000
2 0.000	66.587	40.000	5.000	0.000	30.000	0.000	88.500	5.559	32.755	13.273	0.000	310.000	13.273
3 0.000	58.887	40.000	5.000	0.000	9.711	0.000	97.725	0.000	23.598	0.000	0.000	315.000	0.000
4 52.019	60.310	60.000	5.000	0.000	0.000	0.000	97.725	4.494	42.835	-52.019	0.000	320.000	0.000
5 0.000	65.772	59.694	5.000	0.000	23.447	0.000	120.000	1.886	22.639	0.000	0.000	325.000	0.000
6 16.872	71.960	60.000	5.000	0.000	0.000	0.000	120.000	7.262	16.570	-16.872	0.000	330.000	0.000
7 35.596	77.207	60.000	5.000	0.000	0.000	0.000	120.000	8.705	39.097	-35.596	0.000	335.000	0.000
8 80.000	86.068	60.000	20.000	19.849	0.000	26.111	92.515	15.729	24.379	-80.000	0.000	320.150	0.000
9 80.000	89.016	60.000	35.000	5.411	0.000	30.000	60.936	14.559	24.045	-80.000	0.000	319.740	0.000
10 7.862	97.074	60.000	20.000	0.000	0.000	0.000	60.936	18.674	6.262	-7.862	0.000	324.740	0.000
11 61.777	93.061	60.000	35.000	4.740	0.000	0.000	60.936	32.205	22.894	-61.777	0.000	325.000	0.000
12 80.000	103.320	60.000	29.372	50.000	0.000	0.227	60.697	23.255	20.466	-80.000	0.000	280.000	0.000

**Tabla 3.1.** Variables operativas por hora para el esquema robusto (Parte 2 de 2). Unidades: potencias en MW;  $E_b$  en MWh;  $S_h$  en MWh-eq.

$t$ $p^{exp}$	$D$	$P_1^{th}$	$P_2^{th}$	$P^h$	$P^{ch}$	$P^{dis}$	$E_b$	$P^{pv}$	$P^w$	$P^{grid}$	$P^{shed}$	$S_h$	$P^{imp}$
13 42.420	92.453	60.000	35.000	10.000	0.000	0.000	60.697	24.969	4.904	-42.420	0.000	275.000	0.000
14 1.420	103.700	60.000	20.000	0.000	12.317	0.000	72.398	13.468	23.967	-1.420	0.000	280.000	0.000
15 33.319	96.107	60.000	5.000	10.000	0.000	16.190	55.357	20.584	17.652	-33.319	0.000	275.000	0.000
16 24.407	94.976	60.000	5.000	16.123	0.000	13.089	41.579	11.855	13.315	-24.407	0.000	263.880	0.000
17 13.941	80.173	60.000	5.000	0.000	0.000	0.000	41.579	8.635	20.480	-13.941	0.000	268.880	0.000
18 16.389	78.826	60.000	5.000	20.940	0.000	0.000	41.579	0.000	9.276	-16.389	0.000	252.940	0.000
19 0.000	85.876	60.000	5.000	11.770	0.000	0.000	41.579	0.000	9.106	0.000	0.000	246.170	0.000
20 27.223	84.969	60.000	5.000	21.167	0.000	0.000	41.579	8.404	17.622	-27.223	0.000	230.000	0.000
21 0.000	68.624	40.000	5.000	0.000	19.391	0.000	60.000	0.882	8.720	33.412	0.000	235.000	33.412
22 0.000	68.876	20.000	5.000	0.000	30.000	0.000	88.500	0.000	19.936	53.940	0.000	240.000	53.940
23 27.293	71.586	40.000	5.000	0.000	0.000	27.075	60.000	1.055	25.748	-27.293	0.000	245.000	0.000
24 0.000	69.550	40.064	5.000	0.000	0.000	0.000	60.000	0.000	24.486	0.000	0.000	250.000	0.000

La Tabla 3.2 presentó métricas económicas y operativas por hora. El valor  $J_k^{exp}$  se interpretó como el costo esperado del horizonte de predicción, mientras que  $J_k^{worst}$  y  $J_k^{p95}$  resumieron comportamiento adverso dentro del conjunto de escenarios. El recorte renovable numérico reportado fue del orden de  $10^{-15}$  MWh, por lo que se consideró nulo a efectos prácticos.

**Tabla 3.2.** Métricas económicas y operativas por hora para el esquema robusto.

$t$	$J^{real}$ (USD)	$J^{exp}$ (USD)	$J^{worst}$ (USD)	$J^{p95}$ (USD)	$EENS$ (MWh)	$Curt$ (MWh)	$P^{imp}$ (MW)	$P^{exp}$ (MW)
1	1504.31	4141.12	5525.00	5525.00	0.00	0.00	0.000	8.515
2	2433.26	2633.27	4732.50	4732.50	0.00	0.00	13.273	0.000
3	1894.42	2709.96	4784.20	4784.20	0.00	0.00	0.000	0.000
4	349.12	1224.50	3314.80	3314.80	0.00	0.00	0.000	52.019
5	2709.64	3252.97	5362.10	5362.10	0.00	0.00	0.000	0.000
6	1784.81	796.56	3374.50	3374.50	0.00	0.00	0.000	16.872
7	1212.70	-68.63	1718.10	1718.10	0.00	0.00	0.000	35.596
8	-1009.32	1567.94	3290.80	3290.80	0.00	0.00	0.000	80.000
9	-488.19	2856.22	6002.50	6002.50	0.00	0.00	0.000	80.000
10	3095.38	6787.90	9074.80	9074.80	0.00	0.00	0.000	7.862
11	824.44	7172.78	8823.30	8823.30	0.00	0.00	0.000	61.777
12	-905.64	8597.38	10652.00	10652.00	0.00	0.00	0.000	80.000
13	1953.05	12507.84	13371.00	13371.00	0.00	0.00	0.000	42.420
14	3461.32	12238.46	13652.00	13652.00	0.00	0.00	0.000	1.420
15	929.47	10928.52	13740.00	13740.00	0.00	0.00	0.000	33.319
16	1458.03	11553.56	13146.00	13146.00	0.00	0.00	0.000	24.407
17	2000.14	12210.98	14217.00	14217.00	0.00	0.00	0.000	13.941
18	1956.57	11847.67	13605.00	13605.00	0.00	0.00	0.000	16.389
19	2710.31	12521.13	13394.00	13394.00	0.00	0.00	0.000	0.000
20	1436.37	9442.79	10952.00	10952.00	0.00	0.00	0.000	27.223
21	3203.88	8526.09	8819.80	8819.80	0.00	0.00	33.412	0.000
22	2819.00	5549.87	6591.60	6591.60	0.00	0.00	53.940	0.000
23	804.07	2587.69	3287.30	3287.30	0.00	0.00	0.000	27.293
24	1877.55	1877.55	1877.55	1877.55	0.00	0.00	0.000	0.000

### Síntesis del caso robusto

En términos agregados, el costo total realizado fue de 38014,67 USD y el costo esperado predicho promedio por paso MPC fue de 6394,34 USD. No se registró energía no servida y el recorte renovable fue despreciable numéricamente. La energía importada aproximada fue de 100,63 MWh y la energía exportada aproximada fue de 609,05 MWh, lo que reflejó un balance neto exportador en el horizonte total.

**Tabla 3.3.** Resumen agregado del caso robusto.

Indicador	Valor
Costo total realizado $\sum_t J_t^{real}$ [USD]	38014.67
Promedio de $J_t^{exp}$ [USD]	6394.34
Promedio de $J_t^{worst}$ [USD]	8054.46
Energía no servida total [MWh]	0.00
Recorte renovable total [MWh]	$\approx 0$
Energía importada aproximada [MWh]	100.63
Energía exportada aproximada [MWh]	609.05

## Comparación robusto vs determinista

La comparación entre el esquema robusto por escenarios y el baseline determinista mostró una diferencia de costo total realizada de +72,64 USD a favor del determinista, lo que representó una diferencia relativa de 0,19% respecto al costo total determinista. La desviación estándar de costos horarios fue ligeramente menor en el robusto, lo que sugirió una operación con variabilidad reducida. El robusto alcanzó el límite de exportación en 3 horas, mientras que el determinista lo alcanzó en 5 horas, lo que evidenció un uso más conservador de la exportación bajo escenarios.

detect-weight=true, detect-inline-weight=math, table-number-alignment=center, round-mode=places round-precision=2

**Tabla 3.4.** Métricas comparativas entre robusto (ROB) y determinista (DET).

Métrica	ROB	DET	$\Delta$ (ROB – DET)	Criterio
Costo total realizado [USD]	38014.67	37942.02	+72.65	↓ mejor
Desv. estándar costo horario [USD]	<b>1223.40</b>	1253.90	-30.50	↓ mejor
Costo horario máximo [USD]	<b>3461.30</b>	3590.10	-128.80	↓ mejor
Costo horario mínimo [USD]	-1009.30	<b>-1217.20</b>	+207.90	(depende del signo) <sup>1</sup>
Regret acumulado [USD]		6040.60		(solo ROB)
Horas con regret		10		(solo ROB)
EENS total [MWh]	<b>0.00</b>	<b>0.00</b>	0.00	↓ mejor
Horas con shedding	<b>0</b>	<b>0</b>	0	↓ mejor
Hits exportación máxima	<b>3</b>	5	-2	↓ mejor <sup>2</sup>
Energía importada [MWh]	<b>100.63</b>	120.39	-19.76	↓ mejor
Energía exportada [MWh]	609.05	<b>614.61</b>	-5.56	↑ mejor
Energía neta importada [MWh]	<b>-508.43</b>	-494.22	-14.21	↓ mejor <sup>3</sup>
Throughput BESS [MWh]	<b>237.56</b>	240.24	-2.68	↓ mejor

En conjunto, el esquema robusto por escenarios mantuvo factibilidad operativa, cumplió restricciones de estados terminales y preservó confiabilidad. La ligera penalización económica observada frente al determinista se interpretó como el costo de robustez asociado a decisiones más cautelosas ante la incertidumbre en precio y renovables, particularmente en la gestión de exportaciones y del uso del almacenamiento.

### 3.4 Discusión final: pertinencia del enfoque robusto y escalabilidad a casos reales

El controlador robusto se desarrolló con el propósito de incorporar explícitamente la incertidumbre en el proceso de decisión del MPC, en lugar de asumir que los pronósticos de precio y de generación renovable se cumplirían exactamente. En sistemas reales, di-

chas señales presentaron errores de pronóstico, sesgos y eventos extremos, lo que pudo traducirse en decisiones subóptimas o incluso inviables cuando se utilizó una formulación determinista. En este sentido, el esquema robusto buscó garantizar factibilidad y desempeño aceptable frente a un conjunto de realizaciones plausibles dentro del horizonte recedente.

En las condiciones operativas simuladas, la diferencia de costo total entre el enfoque robusto y el determinista no fue significativa en términos relativos. Esta proximidad se explicó por tres factores principales. Primero, no se registró energía no servida en ninguno de los dos enfoques, por lo que el componente de penalización por confiabilidad no activó un trade-off fuerte. Segundo, la disponibilidad de exportación y la flexibilidad provista por el BESS e hidroelectricidad permitió absorber variaciones sin forzar violaciones de restricciones. Tercero, el horizonte analizado y el tamaño del sistema mantuvieron acotado el espacio de decisiones, reduciendo la probabilidad de que los errores de pronóstico condujeran a estrategias divergentes.

No obstante, el valor del enfoque robusto se volvió más evidente al considerar escenarios de mayor complejidad y de mayor estrés operativo, típicos de estudios de caso reales. Al incrementar el número de unidades de generación, incorporar restricciones adicionales y aumentar la variabilidad de renovables y precios, la formulación determinista tendió a operar más cerca de los límites y a depender más de supuestos puntuales. En contraste, el enfoque robusto planteó beneficios concretos.

### **3.4.1 Beneficios esperados al escalar a un sistema real**

**Mayor garantía de factibilidad bajo incertidumbre.** En sistemas con múltiples unidades térmicas, límites de rampa más estrictos, mínimos tiempos de encendido y apagado, y restricciones de red, pequeñas desviaciones en demanda, renovables o precio pudieron inducir planes inviables si el MPC se diseñó de manera determinista. El enfoque robusto redujo este riesgo al optimizar contra un conjunto de realizaciones, lo que tendió a producir decisiones menos frágiles y con mayor margen frente a contingencias.

**Reducción del riesgo operativo y del impacto de eventos extremos.** En operación real, los eventos extremos no fueron raros. Horas con baja producción renovable simultánea con alta demanda, o picos de precio, pudieron inducir importaciones elevadas o activación de unidades caras. El enfoque robusto permitió capturar este tipo de riesgos al considerar escenarios adversos, disminuyendo la exposición a costos horarios altos y evitando estrategias que dependieron de un solo pronóstico.

**Mejor coordinación de recursos heterogéneos.** Cuando el sistema incluyó más activos, el problema dejó de ser únicamente económico. La coordinación entre unidades

térmicas con costos y rampas diferentes, almacenamiento con degradación, hidroelectricidad con restricciones intertemporales, y límites de intercambio con red requirió decisiones consistentes en el tiempo. La robustez aportó coherencia intertemporal al amortiguar reacciones excesivamente agresivas ante pronósticos optimistas.

**Menor variabilidad de la operación y mayor estabilidad de setpoints.** En aplicaciones reales, no solo importó el costo total sino también la estabilidad de consignas y la reducción de cambios bruscos. El enfoque robusto tendió a disminuir la variabilidad del costo horario y del uso de flexibilidad, lo que se asoció con menor estrés en equipos, menor ciclado innecesario del almacenamiento y mayor previsibilidad para operadores.

**Mejor desempeño en presencia de restricciones activas.** En sistemas grandes, las restricciones activas fueron más frecuentes. Límites de exportación, límites de rampa, saturación de capacidad de red, reservas obligatorias y restricciones terminales se activaron con mayor probabilidad. En este contexto, la ventaja del robusto no se reflejó solamente en el promedio del costo, sino en evitar violaciones y en mantener soluciones realizables cuando el determinista pudo fallar o requerir correcciones reactivas.

### 3.4.2 Implicaciones para un despliegue real y trabajo futuro

Aunque en el caso base el beneficio económico directo del robusto fue marginal, su principal aporte se interpretó como una reducción del riesgo y una mejora de la resiliencia del despacho frente a incertidumbre. Esta característica resultó particularmente relevante cuando se consideró un despliegue real con mayor número de unidades, más restricciones y condiciones de operación más exigentes.

Como trabajo futuro, se planteó evaluar el desempeño robusto bajo un conjunto de escenarios con mayor severidad y diversidad, incluyendo errores de pronóstico correlacionados, rampas más estrictas, indisponibilidades parciales y restricciones de red. Asimismo, resultó pertinente analizar el impacto de la robustez sobre indicadores adicionales, tales como número de conmutaciones de unidades, número de saturaciones de límites, frecuencia de re-optimización, y métricas de degradación del BESS. Bajo estas extensiones, se esperó que la ventaja del enfoque robusto se hiciera más pronunciada y alineada con la lógica de operación de sistemas reales.

# CAPÍTULO 4

## CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El presente trabajo desarrolló e implementó un esquema de despacho económico en tiempo real basado en control predictivo y en una formulación robusta ante incertidumbre, incorporando pronósticos de precio y de generación renovable dentro de un horizonte recedente. La formulación por escenarios permitió representar la variabilidad de las señales exógenas y trasladarla al problema de optimización, de modo que la decisión operativa no dependió de un único valor pronosticado sino de un conjunto de realizaciones plausibles. Con ello se integraron restricciones operativas relevantes para la operación segura y verificable, incluyendo el balance de potencia, límites de intercambio con la red, restricciones de estados y condiciones terminales asociadas al almacenamiento.

Los resultados obtenidos mostraron que el esquema robusto mantuvo factibilidad operativa durante todo el horizonte evaluado, respetó los límites del almacenamiento BESS y del reservorio hidroeléctrico y cumplió las condiciones terminales definidas. La evolución de los estados evidenció un uso activo de la flexibilidad para desplazar energía a lo largo del día, con periodos de carga y descarga coherentes con la dinámica del costo y con las oportunidades de intercambio con la red. En términos de confiabilidad, no se registró energía no servida, lo que indicó que el despacho preservó el suministro bajo las condiciones del experimento y que las penalizaciones asociadas a incumplimientos no dominaron el comportamiento de la solución.

En el análisis económico, la comparación entre el enfoque robusto y el determinista no arrojó diferencias significativas para el caso base simulado. La proximidad del costo total entre enfoques se explicó por el nivel de flexibilidad disponible, la ausencia de eventos de déficit y la escala relativamente contenida del sistema, factores que redujeron la sensibilidad del óptimo a errores moderados de pronóstico. Sin embargo, esta observación no desvirtuó el propósito del enfoque robusto, ya que el beneficio central de la robustez no se limitó a reducir el costo promedio, sino a disminuir la exposición a decisiones frágiles ante desviaciones de precio y renovables y a preservar factibilidad cuando las restricciones se activaron con mayor intensidad.

A partir de lo anterior, la robustez se interpretó como una propiedad de calidad operativa y de gestión de riesgo más que como una garantía de ahorro en el caso nominal. En sistemas reales con mayor número de unidades, restricciones intertemporales más severas, límites de red más frecuentes y señales exógenas con volatilidad y sesgos, la formula-

ción robusta se volvió especialmente pertinente porque tendió a amortiguar el impacto de escenarios adversos, evitó planes excesivamente dependientes del pronóstico puntual y favoreció consignas más estables. En ese contexto, el valor del enfoque robusto se manifestó en la reducción de la probabilidad de violaciones, en la mejora de la resiliencia del despacho ante eventos extremos y en una coordinación más consistente de recursos heterogéneos.

Se recomendó extender el estudio hacia condiciones operativas de mayor estrés para distinguir con mayor claridad el costo de robustez y su retorno en términos de confiabilidad, estabilidad y cumplimiento de restricciones. Resultó pertinente evaluar niveles más altos de volatilidad de precios y de variabilidad renovable, incorporar errores de pronóstico correlacionados y explorar escenarios con indisponibilidades parciales y restricciones adicionales de red. También se consideró relevante ampliar el conjunto de métricas para caracterizar el desempeño de operación, incluyendo indicadores de variabilidad de consignas, número de saturaciones de límites, frecuencia de activación de reservas, severidad del regret y métricas de ciclado y degradación del BESS. Estas extensiones permitirían cuantificar con mayor precisión el beneficio del enfoque robusto en condiciones cercanas a una operación real y proporcionar criterios para seleccionar parámetros de incertidumbre y tamaño de escenario de acuerdo con el nivel de riesgo aceptable en la toma de decisiones.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. Useche-Arteaga, W. Gil-González y O. D. Montoya, “Robust economic–environmental dispatch problem for BESS and PV generators in MT-HVDC systems: A MI-MPC approach,” *Journal of Energy Storage*, vol. 96, pág. 112 551, 2024.
- [2] G. N. Plass, “The carbon dioxide theory of climatic change,” *Tellus*, vol. 8, n.º 2, págs. 140-154, 1956.
- [3] Ó. Barboza Lizano, “Calentamiento Global: “la máxima expresión de la civilización petrofósil”,” *Revista del CESLA. International Latin American Studies Review*, n.º 16, págs. 35-68, 2013.
- [4] S. Vermeulen, “Resource rights and the evolution of renewable energy technologies,” *Renewable Energy*, vol. 35, n.º 11, págs. 2399-2405, 2010.
- [5] F. Marzbani y A. Abdelfatah, “Economic dispatch optimization strategies and problem formulation: A comprehensive review,” *Energies*, vol. 17, n.º 3, pág. 550, 2024.
- [6] D. A. Elalfy, E. Gouda, M. F. Kotb, V. Bureš y B. E. Sedhom, “Comprehensive review of energy storage systems technologies, objectives, challenges, and future trends,” *Energy Strategy Reviews*, vol. 54, pág. 101 482, 2024.
- [7] N. Entezari y J. A. Fuinhas, “Quantifying the impact of risk on market volatility and price: Evidence from the wholesale electricity market in Portugal,” *Sustainability*, vol. 16, n.º 7, pág. 2691, 2024.
- [8] H. Li et al., “A review of scenario analysis methods in planning and operation of modern power systems: Methodologies, applications, and challenges,” *Electric Power Systems Research*, vol. 205, pág. 107 722, 2022.
- [9] H. Rezaie, H. Razmi, N. Safari y H. Doagou-Mojarrad, “Dynamic environmental economic dispatch with an enhanced-accuracy probabilistic wind cost model,” *Electrical Engineering*, vol. 104, n.º 6, págs. 4305-4319, 2022.
- [10] A. Chakrabarti y S. Halder, *Power System Analysis: Operation and Control*. PHI Learning Pvt. Ltd., 2020.
- [11] H. H. Happ, “Optimal power dispatch — A comprehensive survey,” *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 96, págs. 841-854, 1977.
- [12] M. M. Amiri, H. Abdi y A. Anvari-Moghaddam, “Basics of Power Systems Operation and Controls,” en *Artificial Intelligence in the Operation and Control of Digitalized Power Systems*, Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, págs. 1-18.

- [13] M. H. Ali, A. M. El-Rifaie, A. A. Youssef, V. N. Tulsy y M. A. Tolba, "Techno-economic strategy for the load dispatch and power flow in power grids using peafowl optimization algorithm," *Energies*, vol. 16, pág. 846, 2023.
- [14] A. B. Kunya, A. S. Abubakar y S. S. Yusuf, "Review of economic dispatch in multi-area power system: State-of-the-art and future prospective," *Electric Power Systems Research*, vol. 217, 2023.
- [15] Z. Liu, Y. Liu, H. Xu, S. Liao, K. Zhu y X. Jiang, "Dynamic economic dispatch of power system based on DDPG algorithm," *Energy Reports*, vol. 8, págs. 1122-1129, 2022.
- [16] K. Nagarajan, A. Rajagopalan, M. Bajaj, R. Sitharthan, S. A. Dost Mohammadi y V. Blazek, "Optimizing dynamic economic dispatch through an enhanced Cheetah-inspired algorithm for integrated renewable energy and demand-side management," *Scientific Reports*, vol. 14, n.º 1, pág. 3091, 2024.
- [17] H. Lotfi, "A multiobjective evolutionary approach for solving the multi-area dynamic economic emission dispatch problem considering reliability concerns," *Sustainability*, vol. 15, pág. 442, 2022.
- [18] Y. Wang y G. Xiong, "Metaheuristic optimization algorithms for multi-area economic dispatch of power systems: Part I—a comprehensive survey," *Artificial Intelligence Review*, vol. 58, n.º 4, pág. 98, 2025.
- [19] G. Fan, S. Lin, X. Feng, Q. Wang y M. Liu, "Stochastic economic dispatch of integrated transmission and distribution networks using distributed approximate dynamic programming," *IEEE Systems Journal*, vol. 16, n.º 4, págs. 5985-5996, 2022.
- [20] J. Song et al., "Enhancing environmental sustainability via interval optimization for low-carbon economic dispatch in renewable energy power systems: Leveraging the flexible cooperation of wind energy and carbon capture power plants," *Journal of Cleaner Production*, pág. 140 937, 2024.
- [21] Q. Hassan et al., "The renewable energy role in the global energy transformations," *Renewable Energy Focus*, vol. 48, pág. 100 545, 2024.
- [22] M. Lee y J. Hur, "A probabilistic estimation of transmission congestion for mitigating wind power curtailments," *IEEE Access*, vol. 11, págs. 135 493-135 506, 2023.
- [23] R. M. A. Marimi, "Various Approaches to Addressing Unit Commitment Issues in Electric Power Plants," *Academy Journal for Basic and Applied Sciences*, vol. 7, n.º 2, 2025.
- [24] Y. Pei, X. Han, P. Ye, Y. Zhang y L. Zhang, "Dynamic economic dispatching considering time-coupling spinning reserve response risk with high penetration of wind power," *Energies*, vol. 15, n.º 21, pág. 7831, 2022.

- [25] M. O. Okelola, S. B. Abdulrazaq-Akanbi, J. A. Oyedokun, O. Oladeji y N. A. Opoola, "Economic dispatch techniques under varying load and renewable integration scenarios: A systematic review," *New Energy Exploitation and Application*, vol. 4, n.º 2, págs. 283-301, 2025.
- [26] P. D. Kusuma y T. W. Purboyo, "A Novel Metaheuristic Named as Quadratic Time Optimization and its Application to Handle Economic Dispatch with Spinning Reserve and Valve Point Effect," *International Journal of Intelligent Engineering & Systems*, vol. 17, n.º 5, 2024.
- [27] Y. Li, "A Novel Constraints Handling Method for Economic Dispatch with Valve-Point Effects," *Journal of Electrical Engineering & Technology*, vol. 19, n.º 5, págs. 2875-2887, 2024.
- [28] P. Kumar y M. Ali, "Solving the Economic Load Dispatch Problem by Attaining and Refining Knowledge-Based Optimization," *Mathematics*, vol. 13, n.º 7, pág. 1042, 2025.
- [29] F. Zhang et al., "Inverse model predictive control: Learning optimal control cost functions for MPC," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024.
- [30] J. Hu, X. Lv, H. Pan y M. Zhang, "Handling the constraints in min-max MPC," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 21, n.º 1, págs. 296-304, 2022.
- [31] M. Lazar, W. P. M. H. Heemels, S. Weiland y A. Bemporad, "Stabilizing model predictive control of hybrid systems," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 51, n.º 11, págs. 1813-1818, 2006.
- [32] M. Diehl, R. Amrit y J. B. Rawlings, "A Lyapunov function for economic optimizing model predictive control," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 56, n.º 3, 2010.
- [33] G. Takács y B. Rohal'-Ilkiv, "Basic MPC Formulation," en *Model Predictive Vibration Control: Efficient Constrained MPC Vibration Control for Lightly Damped Mechanical Structures*, Springer London, 2012, págs. 207-251.
- [34] H. Huang, D. Li, Z. Lin e Y. Xi, "An improved robust model predictive control design in the presence of actuator saturation," *Automatica*, vol. 47, n.º 4, págs. 861-864, 2011.
- [35] G. E. M. Abro, S. A. Memon, S. Rubab, K. Alshammari y F. Khan, "Model Reduction and Chattering Mitigation in Multi-Model Predictive Control for Quadrotor UAVs," *IEEE Access*, 2025.

- [36] J. Köhler, M. A. Müller y F. Allgöwer, "A novel constraint tightening approach for nonlinear robust model predictive control," en *2018 Annual American Control Conference (ACC)*, 2018.
- [37] A. Bemporad y M. Morari, "Robust model predictive control: A survey," en *Robustness in Identification and Control*, London: Springer London, 2007, págs. 207-226.
- [38] A. Bemporad y M. Morari, "Robust Model Predictive Control: A Survey," Automatic Control Laboratory, ETH Zürich, inf. téc., 1999.
- [39] S. V. Rakovic, B. Kouvaritakis, M. Cannon, C. Panos y R. Findeisen, "Parameterized tube model predictive control," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 57, n.º 11, págs. 2746-2761, 2012.
- [40] J. Löfberg, "YALMIP: A Toolbox for Modeling and Optimization in MATLAB," en *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Taipei, Taiwan, 2004, págs. 284-289. doi: 10.1109/CACSD.2004.1393890.

# CAPÍTULO A

## APÉNDICE A

En este apéndice se documentó el procedimiento algorítmico del esquema de despacho basado en control predictivo en horizonte recedente y su extensión robusta por escenarios. Además, se consolidaron los principales parámetros utilizados como datos de entrada para las unidades de generación y los recursos de flexibilidad. El objetivo fue facilitar la trazabilidad del experimento y permitir la reproducción de los resultados bajo la misma configuración.

### **A.1 Esquema MPC robusto por escenarios**

El algoritmo operó en lazo cerrado mediante un esquema de horizonte recedente. En cada instante  $k$  se construyó un horizonte de predicción de longitud  $N$ , se generó un conjunto de escenarios para las señales inciertas y se resolvió un problema de optimización con restricciones. La acción aplicada correspondió únicamente al primer paso del horizonte, mientras que los estados se actualizaron con la dinámica real del sistema.

---

**Algorithm 1** Despacho económico con MPC robusto por escenarios

---

1.5em 1.2em

**Entrada:** Horizonte total  $T$ , paso  $\Delta t$ , horizonte MPC  $N$ , número de escenarios  $S$ **Entrada:** Parámetros del sistema y penalizaciones {térmicas, hidro, BESS, red, reserva}**Entrada:** Pronósticos  $\hat{\pi}_t, \hat{p}_t^{pv}, \hat{p}_t^w$  y demanda  $D_t$ **Entrada:** Realizaciones en línea del paso actual:  $\pi_k, p_k^{pv}, p_k^w$ **Salida:** Trayectorias de control, estados y métricas agregadas

- 1: Inicializar  $P_{prev}^{th}, E_{b,1}$  y  $S_{h,1}$
  - 2: **para**  $k \leftarrow 1$  **to**  $T$  **hacer**
  - 3:     Definir horizonte  $\mathcal{H}_k \leftarrow \{k, \dots, \text{mín}(k + N - 1, T)\}$
  - 4:     Construir  $D_{\mathcal{H}_k}, \hat{\pi}_{\mathcal{H}_k}, \hat{p}_{\mathcal{H}_k}^{pv}, \hat{p}_{\mathcal{H}_k}^w$  y  $q_{\mathcal{H}_k}$
  - 5:     Generar escenarios  $\{\pi_{\mathcal{H}_k}^{(s)}, p_{\mathcal{H}_k}^{pv,(s)}, p_{\mathcal{H}_k}^{w,(s)}\}_{s=1}^S$
  - 6:     **si** el primer paso se consideró conocido **entonces**
  - 7:         **para**  $s \leftarrow 1$  **to**  $S$  **hacer**
  - 8:             Fijar  $\pi_k^{(s)} \leftarrow \pi_k, p_k^{pv,(s)} \leftarrow p_k^{pv}, p_k^{w,(s)} \leftarrow p_k^w$
  - 9:         **fin para**
  - 10:     **fin si**
  - 11:     Formular el MILP robusto en  $\mathcal{H}_k$  con variables por escenario:  
        $P_t^{th,(s)}, P_t^{h,(s)}, P_t^{ch,(s)}, P_t^{dis,(s)}$   
        $P_t^{imp,(s)}, P_t^{exp,(s)}, P_t^{pv,(s)}, P_t^{w,(s)}, P_t^{shed,(s)}$   
       estados  $E_{b,t}^{(s)}$  y  $S_{h,t}^{(s)}$
  - 12:     Imponer restricciones:  
       balance de potencia, límites y rampas térmicas, dinámica de  $E_b$  y  $S_h$   
       límites de importación y exportación, reservas, no anticipatividad en  $t = k$   
       condiciones terminales  $E_{b,T} \geq E_{b,ref}$  y  $S_{h,T} \geq S_{h,ref}$
  - 13:     Definir el objetivo:  
       modo esperado: minimizar  $\frac{1}{S} \sum_{s=1}^S C^{(s)}$
  - 14:     Resolver el problema y obtener el plan óptimo
  - 15:     Aplicar solo el primer control:  
        $u_k \leftarrow \{P_k^{th}, P_k^h, P_k^{ch}, P_k^{dis}, P_k^{imp}, P_k^{exp}, P_k^{pv}, P_k^w, P_k^{shed}\}$
  - 16:     Actualizar estados con dinámica real:  
        $E_{b,k+1} \leftarrow E_{b,k} + \eta_{ch} P_k^{ch} \Delta t - \frac{1}{\eta_{dis}} P_k^{dis} \Delta t$   
        $S_{h,k+1} \leftarrow S_{h,k} + q_k - \alpha_h P_k^h \Delta t$   
        $P_{prev}^{th} \leftarrow P_k^{th}$
  - 17:     Calcular costo realizado del paso  $k$  con  $(\pi_k, p_k^{pv}, p_k^w)$  y  $u_k$
  - 18: **fin para**
- 

## A.2 Parámetros de entrada del sistema

En esta sección se resumieron los parámetros empleados en el caso de estudio simulado. Las magnitudes correspondieron a un sistema agregando térmicas, un reservorio hidroeléctrico y un almacenamiento electroquímico, con posibilidad de intercambio con la red.

### A.2.1 Unidades térmicas

Las dos unidades térmicas se modelaron con límites de potencia, rampas por intervalo y costos lineales por energía generada.

Tabla A.1. Parámetros de las unidades térmicas.

Unidad	$P_{\min}^{th}$ [MW]	$P_{\max}^{th}$ [MW]	$RU/RD$ [MW/intervalo]	$c^{th}$ [USD/MWh]
G1	10	60	20 / 20	40
G2	5	40	15 / 15	55

### A.2.2 Recurso hidroeléctrico con reservorio simple

El recurso hidroeléctrico se representó como una unidad despachable acoplada a un estado de almacenamiento equivalente, con entrada exógena de afluencia y límites de volumen energético.

Tabla A.2. Parámetros del subsistema hidroeléctrico.

Parámetro	Valor
Potencia máxima $P_{\max}^h$ [MW]	50
Límite inferior $S_{h,\min}$ [MWh-eq]	100
Límite superior $S_{h,\max}$ [MWh-eq]	500
Referencia terminal $S_{h,ref}$ [MWh-eq]	250
Coefficiente de conversión $\alpha_h$	1.0
Costo unitario $c^h$ [USD/MWh]	3

### A.2.3 Sistema de almacenamiento electroquímico

El BESS se modeló con límites de potencia de carga y descarga, eficiencias y límites de energía almacenada, incorporando una condición terminal sobre el estado de carga.

**Tabla A.3.** Parámetros del BESS.

Parámetro	Valor
Potencia máxima de carga $P_{\text{máx}}^{ch}$ [MW]	30
Potencia máxima de descarga $P_{\text{máx}}^{dis}$ [MW]	30
Energía mínima $E_{\text{mín}}$ [MWh]	10
Energía máxima $E_{\text{máx}}$ [MWh]	120
Referencia terminal $E_{ref}$ [MWh]	60
Eficiencia de carga $\eta_{ch}$	0.95
Eficiencia de descarga $\eta_{dis}$	0.95
Costo por degradación $c^{deg}$ [USD/MWh]	2

#### A.2.4 Intercambio con la red y precios de exportación

Se separó la importación y exportación con límites simétricos y precios asimétricos, remunerando la exportación como una fracción del precio de importación.

**Tabla A.4.** Parámetros del intercambio con la red.

Parámetro	Valor
Límite de importación $P_{\text{máx}}^{imp}$ [MW]	80
Límite de exportación $P_{\text{máx}}^{exp}$ [MW]	80
Fracción de precio de exportación $\kappa$	0.80

### A.3 Parámetros de incertidumbre y penalizaciones

Las desviaciones típicas para la generación de escenarios se fijaron constantes en el horizonte de predicción, y se adoptaron penalizaciones para asegurar factibilidad y reflejar costos operativos asociados a restricciones blandas.

**Tabla A.5.** Parámetros de incertidumbre y penalizaciones del modelo.

Parámetro	Valor
Número de escenarios $S$	10
Nivel de reserva $\rho$ [fracción de $D_t$ ]	0.05
$\sigma_{\pi}$ [USD/MWh]	10
$\sigma_{pv}$ [MW]	6
$\sigma_w$ [MW]	8
VOLL [USD/MWh]	2000
Costo por recorte $c^{curt}$ [USD/MWh]	5

## A.4 Condiciones iniciales

Las condiciones iniciales definieron el estado del sistema al inicio de la simulación y permitieron evaluar la consistencia del algoritmo con restricciones intertemporales.

**Tabla A.6.** Condiciones iniciales del caso de estudio.

Variable	Valor
Potencia térmica previa $P_{prev}^{th}$ [MW]	$[20, 10]^T$
Energía BESS inicial $E_{b,1}$ [MWh]	60
Almacenamiento hidro inicial $S_{h,1}$ [MWh-eq]	300

## A.5 Resultados de mercado, despacho e intercambio con red

La Tabla A.7 presenta, para cada intervalo horario, el precio de mercado considerado, la potencia importada y exportada, el intercambio neto con la red, el despacho por tipo de recurso y el costo asociado al intercambio con el sistema externo.

$t$	$\pi^r$ USD/MWh	$\pi^h$ USD/MWh	$P_{imp}$ MW	$P_{exp}$ MW	$P_{grid}$ MW	$P_{th}$ MW	$P_h$ MW	$P_{pv}$ MW	$P_w$ MW	$P_{dis}$ MW	$P_{ch}$ MW	$P_{int}$ MW	$E_{imp}$ MWh	$E_{exp}$ MWh	$C_{tie}$ USD
1	54.419	47.010	0	8.5147	-8.5147	45.000	0	0.0000	20.270	0	0	65.270	0	8.5147	-370.69
2	37.540	49.393	13.273	0	13.273	45.000	0	5.5592	32.755	0	30	53.314	13.273	0	498.26
3	48.036	52.500	0	0	0	45.000	0	0.0000	23.598	0	9.711	58.887	0	0	0
4	55.890	56.118	0	52.019	-52.019	65.000	0	4.4937	42.835	0	0	112.33	0	52.019	-2325.9
5	48.190	60.000	0	0	0	64.694	0	1.8861	22.639	0	23.447	65.772	0	0	0
6	65.953	63.882	0	16.872	-16.872	65.000	0	7.2620	16.570	0	0	88.832	0	16.872	-890.19
7	51.350	67.500	0	35.596	-35.596	65.000	0	8.7052	39.097	0	0	112.80	0	35.596	-1462.3
8	72.205	70.607	0	80.000	-80.000	80.000	19.849	15.729	24.379	26.111	0	166.07	0	80.000	-4621.1
9	76.397	72.990	0	80.000	-80.000	95.000	5.4112	14.559	24.045	30.000	0	169.02	0	80.000	-4889.4
10	64.329	74.489	0	7.8623	-7.8623	80.000	0	18.674	6.2622	0	0	104.94	0	7.8623	-404.62
11	71.118	75.000	0	61.777	-61.777	95.000	4.7398	32.205	22.894	0	0	154.84	0	61.777	-3514.8
12	79.243	74.489	0	80.000	-80.000	89.372	50.000	23.255	20.466	0.2266	0	183.32	0	80.000	-5071.6
13	70.779	72.990	0	42.420	-42.420	95.000	10.000	24.969	4.9041	0	0	134.87	0	42.420	-2402.0
14	55.746	70.607	0	1.4197	-1.4197	80.000	0	13.468	23.967	0	12.317	105.12	0	1.4197	-63.315
15	67.826	67.500	0	33.319	-33.319	65.000	10.000	20.584	17.652	16.190	0	129.43	0	33.319	-1807.9
16	66.146	63.882	0	24.407	-24.407	65.000	16.123	11.855	13.315	13.089	0	119.38	0	24.407	-1291.5
17	60.508	60.000	0	13.941	-13.941	65.000	0	8.6348	20.480	0	0	94.114	0	13.941	-674.86
18	59.585	56.118	0	16.389	-16.389	65.000	20.940	0	9.2756	0	0	95.215	0	16.389	-781.25
19	55.883	52.500	0	0	0	65.000	11.770	0	9.1058	0	0	85.876	0	0	0
20	59.790	49.393	0	27.223	-27.223	65.000	21.167	8.404	17.622	0	0	112.19	0	27.223	-1302.1
21	38.611	47.010	33.412	0	33.412	45.000	0	0.8821	8.7203	0	19.391	35.212	33.412	0	1290.1
22	31.220	45.511	53.940	0	53.940	25.000	0	0	19.936	0	30.000	14.936	53.940	0	1684.0
23	51.528	45.000	0	27.293	-27.293	45.000	0	1.0554	25.748	27.075	0	98.878	0	27.293	-1125.1
24	42.885	45.511	0	0	0	45.064	0	0	24.486	0	0	69.550	0	0	0

**Tabla A.7.** Mercado, despacho e intercambio con la red por hora