

Metodología para la Determinación del Período de Control de Punta en el Sistema Eléctrico Nacional

**INFORME TÉCNICO PRELIMINAR
SEPTIEMBRE 2026**

Contenido

1	Introducción	4
2	Antecedentes	5
2.1	Contexto regulatorio chileno	5
2.2	Experiencia internacional.....	6
2.2.1	California (<i>California Independent System Operator, CAISO</i>).....	7
2.2.2	Australia (Australian Energy Market Operator, AEMO).....	8
2.2.3	España (Red Eléctrica de España, REE)	9
2.2.4	<i>PJM Interconnection</i> (EE. UU.)	10
2.2.5	Reino Unido (NESO, antes National Grid ESO).....	10
2.2.6	México (Centro Nacional de Control de Energía, CENACE)	11
2.2.7	Resumen de la revisión internacional.....	11
2.3	Factores relevantes para la definición del período de control de punta.....	12
3	Diseño de una herramienta o modelo para determinar justificadamente la probabilidad de pérdida de carga horaria en el SEN	14
3.1	Marco conceptual	14
3.2	Consideraciones metodológicas.....	15
3.3	Elementos que se deben capturar en el cálculo de LOLP	16
3.3.1	Adecuación de la capacidad.....	16
3.3.2	Variabilidad de la demanda	16
3.3.3	Incertidumbre en la generación	17
3.3.4	Interdependencias del sistema.....	18
3.4	Metodologías de cálculo de LOLP	19
3.5	Método determinístico	20
3.6	Método estocástico.....	21
3.7	Ventajas y desventajas de cada método.....	24
3.8	Recomendación metodológica.....	25
3.9	Justificación para el método estocástico	25
3.9.1	Alta penetración de energías renovables	25
3.9.2	El caso del sistema eléctrico chileno	26
3.9.3	Evolución tecnológica acelerada en el contexto chileno.....	29
4	Metodología para la determinación del período de control de punta en el SEN	31
4.1	Proceso de modelación económica del sistema	32
4.1.1	Ejercicio de simulaciones para años históricos.....	33

4.1.2	Ejercicio de simulación para el año de fijación del período de control de punta	35
4.1.3	Construcción de escenarios de estrés	36
4.2	Algoritmo y métricas consideradas.....	38
4.3	Propuesta metodológica para la determinación del período de control de punta	39
4.4	Aplicación de la metodología	43
4.4.1	Aplicación del modelo para años históricos	43
4.4.2	Aplicación del modelo para el año de fijación del período de control de punta	45
4.4.3	Ejemplo numérico de la aplicación del algoritmo.....	48
5	Bibliografía	54

1 Introducción

De acuerdo a lo establecido en el Decreto con Fuerza de Ley N° 4, de 2006, del Ministerio de Economía, Fomento y Reconstrucción, que fija el texto refundido, coordinado y sistematizado del Decreto con Fuerza de Ley N° 1, de 1982, del Ministerio de Minería, Ley General de Servicios Eléctricos, y sus modificaciones posteriores (en adelante, “Ley General de Servicios Eléctricos” o “Ley”), corresponde a la Comisión Nacional de Energía (en adelante e indistintamente, “Comisión” o “CNE”), entre otras tareas, el cálculo de los precios de nudo de energía y potencia definidos en el artículo 162° de la referida ley.

Asimismo, conforme a lo establecido en el artículo 63° bis del Decreto N° 62, de 2006, del Ministerio de Economía, Fomento y Reconstrucción, que “Aprueba Reglamento de Transferencias de Potencia establecidas en la Ley General de Servicios Eléctricos” (en adelante e indistintamente, “Reglamento de Potencia”), la Comisión realizará, a más tardar cada cuatro años, un estudio del período de control de punta, el que podrá contratarse conforme a las disposiciones legales, reglamentarias y administrativas vigentes, con el objetivo de establecer una metodología para determinar el **período de control de punta** en el informe técnico definitivo en que se determinan los precios de nudo de corto plazo (en adelante e indistintamente, “Informe Técnico PNCP”) a que hace referencia el artículo 169° de la ley.

Para dar cumplimiento a lo anterior, la Comisión, mediante Resolución Exenta N° 226, de 6 de mayo de 2025, realizó un llamado a licitación pública y aprobó las bases administrativas, técnicas y anexos para la contratación del estudio denominado “Determinación de los períodos de control de punta en el Sistema Eléctrico Nacional” (en adelante, “Estudio”). Luego, mediante Resolución Exenta N° 428, de 22 de julio de 2025, la Comisión aprobó el Convenio de prestación de servicios con Ohmio Energía Limitada (en adelante, “Ohmio” o “Consultor”), consultora encargada de ejecutar el estudio que sirvió como base para la realización, por parte de la Comisión, del informe técnico del período de control de punta y su posterior determinación.

En conformidad a lo anterior, a continuación se presenta el Informe Técnico Preliminar denominado “Metodología para la Determinación del Período de Control de Punta en el Sistema Eléctrico Nacional” (en adelante, “Informe Técnico”), realizado por esta Comisión en base al informe final del Estudio entregado por el Consultor (en adelante, “Informe Final”).

2 Antecedentes y consideraciones iniciales

2.1 Contexto regulatorio chileno

El artículo 149° de la Ley dispone que las transferencias de potencia entre empresas que poseen medios de generación, sistemas de almacenamiento u otras instalaciones con capacidad de inyectar energía al sistema eléctrico, operados en sincronismo con un sistema eléctrico y resultantes de la coordinación de la operación a que se refiere el artículo 72°-1 de la Ley, deben valorizarse al precio de nudo de la potencia calculado conforme al artículo 162° de la Ley. Dichas transferencias deben efectuarse en función de la capacidad de generación compatible con la suficiencia y los compromisos de demanda de punta existentes, conforme lo determine el Reglamento de Potencia.

Por su parte, los precios de nudo de potencia deben ser calculados y fijados por la Comisión, conforme a lo dispuesto en los artículos 162° y siguientes de la Ley, en cada fijación semestral. Estos se determinan considerando el tipo de unidades generadoras más económicas para suministrar potencia adicional durante las horas establecidas para la demanda máxima anual en una o más subestaciones troncales del sistema eléctrico, y se determina el costo marginal anual de incrementar la capacidad instalada de cada subsistema eléctrico considerando este tipo de unidades generadoras. Los valores resultantes se incrementan en un porcentaje igual al margen de reserva de potencia teórico del respectivo subsistema.

De conformidad con lo establecido en el artículo 169° de la Ley, los precios de nudo y sus fórmulas de indexación deben ser comunicados al Ministerio de Energía y a las empresas eléctricas, junto con el informe técnico que contenga el cálculo y los antecedentes que sustentan dichos precios (Informe Técnico PNCP). Actualmente, la Resolución Exenta N° 641, de 2016, de la Comisión¹, establece que el informe técnico debe remitirse el 31 de enero y el 31 de julio de cada año. A su vez, el Ministerio de Energía debe dictar los correspondientes decretos de precios de nudo de corto plazo el 10 de febrero y el 10 de agosto de cada año, respectivamente, entrando en vigencia el 1° de abril y el 1° de octubre del mismo año.

En conformidad con lo dispuesto en el artículo 63° bis del Reglamento de Potencia, y sobre la base del Informe Técnico PNCP señalado en el inciso precedente, la Comisión deberá determinar los períodos de control de punta, entendidos como aquel período acotado dentro del año que permita entregar una señal para control de punta de los clientes del Sistema Eléctrico Nacional (en adelante e indistintamente, “SEN”). Para ello, debe elaborar, a lo menos cada cuatro años, un informe técnico, el cual debe contener, entre otros aspectos, la metodología utilizada para su determinación.

Según lo previsto en el mismo artículo 63° bis, la Comisión, en el Informe Técnico PNCP correspondiente al decreto cuya vigencia se inicia durante el segundo semestre de cada año, deberá determinar los períodos de control de punta para los decretos cuya vigencia se inicie el año siguiente, sobre la base de los resultados del Informe Técnico. Adicionalmente, en el Informe Técnico PNCP, asociado al decreto cuya vigencia se inicia durante el primer semestre del siguiente año, la Comisión podrá modificar, fundadamente, los períodos de control de punta, cuando se produzcan cambios

¹ Resolución Exenta N° 641, de 30 de agosto de 2016, de la Comisión Nacional de Energía, que “Establece plazos, requisitos y condiciones para la fijación de precios de nudo de corto plazo”.

relevantes en las condiciones previstas en el Informe Técnico PNCP, asociado al decreto cuya vigencia se inició durante el segundo semestre del año anterior.

A partir del Informe Técnico PNCP, los períodos de control de punta serán fijados por el Ministerio de Energía en el decreto a que hace referencia el artículo 171° de la Ley, esto es, en el decreto de precios de nudo de corto plazo.

A continuación se mencionan los principales procesos relacionados con el período de control de punta:

- a. **Proceso de fijación de precios de nudo de corto plazo.** El período de control de punta se establece en el Informe Técnico PNCP, y posteriormente se fija mediante decreto del Ministerio de Energía.
- b. **Realización del balance de transferencias de potencia.** El Coordinador Eléctrico Nacional (en adelante e indistintamente, “Coordinador” o “CEN”) debe llevar un registro horario de los retiros de potencia promedio de cada uno de los clientes que participan del Balance de Potencia en el período de control de punta.
- c. **Determinación del valor agregado de distribución.** Los estudios tarifarios y el cálculo del valor agregado de distribución requieren la información relativa a las demandas de potencia de distribución en horas de punta y fuera de punta para el dimensionamiento de la empresa modelo y para el cálculo de pérdidas medias de potencia.
- d. **Fijación de fórmulas tarifarias aplicables a clientes regulados y de peajes de distribución.** La Comisión debe estructurar las fórmulas tarifarias del valor agregado de distribución, para lo cual emplea las demandas de potencia y los períodos de control de punta, tanto para especificar las opciones tarifarias como para determinar los coeficientes, ponderadores y valores unitarios de las fórmulas. Lo anterior aplica tanto para clientes regulados como para clientes libres que deben pagar peajes por uso del sistema de distribución.
- e. **Facturación a empresas distribuidoras por contratos de suministro.** La facturación que realizan las empresas generadoras a las empresas distribuidoras por el suministro de la potencia para clientes regulados se hace de acuerdo con las condiciones de aplicación de los decretos de precios de nudo de corto plazo, en particular, en lo relativo a las horas de punta.

2.2 Experiencia internacional

En diversos sistemas eléctricos, especialmente en aquellos con alta penetración de energías renovables, se han desarrollado mecanismos para identificar las horas críticas en las que el sistema está bajo mayor estrés. Estas horas críticas (puntas de carga o de escasez) sirven para definir señales económicas hacia la demanda: por ejemplo, cobrar a los clientes una componente de potencia o capacidad basada en su consumo durante esas horas. El objetivo es enviar una señal de precio que incentive la reducción de consumo en momentos de mayor riesgo para la seguridad del suministro.

A continuación se presenta una revisión internacional con énfasis en sistemas de alta penetración renovable (por ejemplo, California, Australia y España), describiendo cómo determinan sus horas críticas, seguida de propuestas metodológicas de distinto nivel de complejidad para implementar un esquema similar.

2.2.1 California (*California Independent System Operator, CAISO*)

California opera con una elevada penetración solar, lo que ha desplazado las horas críticas desde la tarde hacia el atardecer, coincidente con la caída de la producción fotovoltaica. Tradicionalmente, el *peak* de carga bruta ocurría a media tarde, pero ahora el *peak* de carga neta (la demanda total, descontada la generación renovable) se presenta cerca de la puesta del sol y representa el momento más exigente para el sistema. De hecho, durante eventos de calor extremo en verano, el momento crítico para el operador es la tarde-noche, cuando la demanda sigue alta pero la generación solar declina.

En cuanto a mecanismos formales para el control de punta, CAISO no contempla un cargo por capacidad basado en horas de punta al estilo de otros mercados (California no tiene un mercado de capacidad tradicional como PJM Interconnection). En su lugar, la *Resource Adequacy* (RA), regulada por la CPUC (por sus siglas en inglés de *California Public Utilities Commission*), exige a las empresas eléctricas contar con capacidad firme suficiente para cubrir la demanda máxima prevista más un margen de reserva (~15%), incluyendo capacidad disponible en las horas de *peak* neto del sistema. Este es un proceso *ex ante* (se planifica con anticipación anual/estacional) y de carácter determinístico, basado en proyecciones de demanda y de generación renovable. La RA históricamente se calculaba sobre la demanda bruta máxima, pero en los últimos años se ha ajustado para asegurar recursos durante las horas de *peak* neto al atardecer, dado que ahí se concentra el riesgo.

En esencia, California ha pasado de fijarse solo en la demanda bruta a prestar atención a la demanda neta de renovables, aunque sigue usando metodologías deterministas (*peaks* previstos bajo escenarios meteorológicos extremos, por ejemplo). Adicionalmente, a nivel de clientes, las compañías californianas utilizan esquemas voluntarios de *Critical Peak Pricing* (CPP) o precios de punta críticos [60]. Bajo estos programas, el operador declara con un día de antelación ciertas jornadas como “eventos críticos” en verano (por pronóstico de alta demanda, precios elevados o reserva estrecha), en las que el precio de la electricidad se dispara por unas horas (horas *peak*), mientras que el resto del año la tarifa es más baja. Típicamente se limitan a 15-20 eventos críticos por año, de 4 horas de duración cada uno, avisando a los clientes el día previo. Este esquema *ex ante* determinístico (activado por umbrales de pronóstico) ha demostrado reducir la carga en horas punta, enviando una señal económica fuerte para que los usuarios reduzcan su consumo en esas pocas horas más costosas. Si bien el CPP está enfocado en el corto plazo (gestión de demanda diaria), complementa la RA al aliviar *peaks* reales.

California se enfoca en la demanda neta para identificar horas críticas (atardeceres de alta demanda residual), considera márgenes de reserva en la planificación (RA), define horas de riesgo principalmente *ex ante* (por pronósticos estacionales o activaciones del día anterior), y emplea enfoques deterministas (*peaks* históricos y escenarios de calor extremo) más que estocásticos. La señal económica hacia la demanda proviene indirectamente de la RA (mediante costos de capacidad incorporados en tarifas) y directamente de programas CPP en ciertos casos.

2.2.2 Australia (Australian Energy Market Operator, AEMO)

Australia presenta dos mercados operados por AEMO: el **Mercado Nacional de Electricidad** en el este y sur de Australia (NEM, por sus siglas en inglés de *National Electricity Market*), sin un mercado de capacidad explícito, y el **mercado de Australia Occidental** (WEM, por sus siglas en inglés de *Wholesale Electricity Market*), que sí tiene un mecanismo de capacidad. En ambos casos la penetración renovable (solar fotovoltaica distribuida, eólica, etc.) es alta, provocando desafíos en la identificación de horas críticas.

En el NEM no se cobra un cargo de capacidad específico a los clientes por horas punta; la fiabilidad se gestiona mediante un mercado de energía con precios mayoristas que pueden subir hasta el precio tope (muy elevado) en situaciones de escasez, lo cual *de facto* envía una señal a la demanda. AEMO define un estándar de fiabilidad (de un máximo de 0,002% de energía no suministrada esperada) y evalúa anualmente la adecuación mediante simulaciones probabilísticas (estocásticas) en el informe *Electricity Statement of Opportunities* (ESOO). Si estas simulaciones anticipan que en algún horizonte futuro podría no cumplirse el estándar (por ejemplo, proyectan déficit en ciertos períodos como verano tarde-noche), se activa el *Retailer Reliability Obligation* (RRO): un mecanismo *ex ante* por el cual se identifican las ventanas temporales de posible escasez (por ejemplo, un trimestre o temporada específica) y se obliga a las comercializadoras a contratar suficiente capacidad para cubrir sus cargas en esos períodos. Este es un enfoque mixto: utiliza análisis estocástico para pronosticar dónde estarán las horas o días de riesgo en el futuro, pero no fija con precisión cuáles horas específicas serán críticas, sino períodos amplios (por ejemplo, tardes de verano de cierto año). A la hora operativa, AEMO maneja alertas de baja reserva (LOR, por sus siglas en inglés de *Lack of Reserve*) de manera determinista: si la reserva operativa pronosticada cae por debajo de umbrales definidos, declara estados LOR y puede recurrir a recursos de emergencia. En resumen, en el NEM las horas críticas no se predefinen ni se asignan *ex post* para aplicar un cargo fijo a clientes, sino que la señal de escasez llega vía precios *spot* altos y obligaciones de contratación. La identificación de riesgo es mayormente *ex ante* (por simulación) y considera la variabilidad renovable y la indisponibilidad forzada de centrales o líneas de transmisión (estocástico).

En el WEM, con un mercado de capacidad establecido, sí existe un mecanismo explícito para asignar costos de capacidad a los consumidores en función de su consumo en horas punta. El operador identifica cada año, de forma *ex post*, las 12 “*Peak Trading Intervals*” (intervalos de máxima carga) del sistema, que corresponden a los 12 intervalos horarios de mayor demanda del año. A cada Participante de Mercado (*Market Participants*), tales como agregadores de demanda o grandes usuarios que operan directamente en el mercado mayorista, se les calcula un Indicador de Responsabilidad Individual de Reserva (IRCR, por sus siglas en inglés de *Individual Reserve Capacity Requirement*) basado en su demanda durante esas 12 horas punta (específicamente se usa la mediana de su demanda en esos intervalos). Esto atenúa el impacto de fallar en una o dos horas aisladas (requiere mantener la reducción en al menos 6 de las 12 para bajar la mediana). Las 12 horas de *peak* se determinan retrospectivamente una vez finalizado el año (o período) y tienden a coincidir con los momentos de mayor demanda del verano australiano.

Dado el auge de la energía solar distribuida en Australia Occidental, el *peak* de demanda del sistema suele darse al final de la tarde (cuando la demanda sigue alta pero la generación solar distribuida cae), similar al caso de California. De hecho, en el WEM se reconoce que la proliferación de generación solar fotovoltaica detrás del medidor reduce la demanda diurna y traslada la tensión a rampas vespertinas, por lo que se está evaluando incorporar también señales por contribución a

rampas de subida, no solo a *peaks* estáticos. Actualmente, el IRCR del WEM no incorpora explícitamente un margen de reserva, sino que asigna proporcionalmente el requerimiento de capacidad entre consumidores según su carga en *peaks* observados (en cierto modo, presume que los *peaks* de demanda reflejan las condiciones de menor reserva). El método es determinista y *ex post*: identifica las horas concretas (las mayores demandas medidas) y no utiliza simulaciones probabilísticas en esa selección. La señal económica para los usuarios es directa y fuerte: si reducen su consumo durante los *peaks* del sistema, baja su responsabilidad de pago de capacidad. Esto ha motivado respuestas de demanda (generadores *in situ*, baterías o ajuste de producción) para “recortar” consumo en potenciales horas punta. Cabe notar que, a diferencia del NEM, este esquema del WEM se parece al de otros mercados de capacidad (como PJM Interconnection, descrito más abajo), pero adaptado a su contexto de alta generación solar.

En el NEM no se usa una métrica simple de horas punta para cargos a clientes, sino precios *spot* y obligaciones de fiabilidad; allí la identificación de riesgo es *ex ante* mediante análisis estocástico (LOLE, por sus siglas en inglés de *Loss of Load Expectation*, y USE, por sus siglas en inglés de *Unserved Energy*), considerando plenamente la variabilidad renovable y las contingencias. En el WEM sí se utiliza un esquema de horas punta deterministas *ex post* (12 intervalos *peak* anuales) basado en demanda bruta observada, sin ajuste explícito por reserva (aunque en la práctica reflejan momentos de menor reserva), para asignar costos de capacidad. En ambos casos, la creciente penetración renovable está cambiando las horas de estrés hacia el atardecer (*peaks* de demanda neta o rampas), impulsando la evolución de estos mecanismos.

2.2.3 España (Red Eléctrica de España, REE)

España [61] presenta una elevada participación de generación renovable en el sistema (especialmente eólica y solar fotovoltaica), pero su esquema de tarifas eléctricas y pagos por capacidad ha sido tradicionalmente más estático y administrativo en comparación con los mercados anglosajones. En el régimen vigente desde 2021, para consumidores regulados (Precio Voluntario para el Pequeño Consumidor o PVPC) y peajes de acceso, se definieron períodos horarios fijos de energía y potencia.

En particular, los consumidores tienen contratada una potencia en dos períodos: punta y valle. La potencia punta abarca aproximadamente las horas del día de mayor demanda (por ejemplo, de 8:00 a 24:00 en días laborables) y la potencia valle cubre las horas nocturnas y fines de semana. El término de potencia (un cargo fijo por kW contratado) se cobra a distintas tarifas según el período: el precio por kW contratado en horario punta es muy superior al de valle (del orden de 0,073782 €/kW/día en punta vs 0,001911 €/kW/día en valle, según peajes 2021, es decir, una diferencia de casi 40 veces). Esto incentiva a los usuarios a no sobredimensionar su demanda máxima en horas punta, e incluso pueden contratar menos kW en punta que en valle para ahorrar, gestionando su carga.

Es importante mencionar que estas horas punta/valle se definen *ex ante* por regulación, son las mismas todos los días de ciertos períodos y no dependen de condiciones del sistema en tiempo real ni de años específicos. Por ejemplo, en la tarifa doméstica 2.0TD, las horas punta son de 10h-14h y 18h-22h entre semana y las horas valle corresponden a aquellas horas de noche y fines de semana. Además, para la energía, existe un tercer período de “llano intermedio”, que cubre el resto de las horas entre semana. En el caso del cobro por potencia, hay dos períodos: punta durante todo el día laboral y valle durante noches y festivos.

Bajo este esquema, España emplea la demanda bruta y supuestos de uso horario sin ajustar por la variabilidad instantánea de generación renovable ni por margen de reserva en tiempo real. La selección de las horas punta es determinística (derivada de análisis de curvas de carga históricas, buscando períodos de máxima demanda general) y *ex ante*, fijada por normativa; no se recalcula cada año *ex post* en función de qué ocurrió realmente, ni se hace mediante modelos probabilísticos. La señal económica resultante es moderada en precisión: si bien cobrar un cargo por potencia mucho mayor en el rango de 8h-24h laborales concentra el incentivo en horas de posible alta demanda, incluye un bloque muy amplio de horas (16 horas diarias) donde no todas son igual de críticas para el sistema. No se distinguen, por ejemplo, días muy extremos de días templados dentro de ese rango. Por lo tanto, la señal a la reducción de consumo es general en todo el período punta, que puede considerarse una aproximación gruesa de las horas críticas reales.

A nivel mayorista, España ha contado con pagos por capacidad a generación financiados vía cargos, pero esos costos se socializaban sin un mecanismo explícito de “horas críticas” como en otros países. La reforma de tarifas de 2021 buscó al menos reflejar la estacionalidad y variación horaria en los peajes, pero sigue siendo un enfoque sencillo determinista. En adelante, con aún mayor penetración de generación renovable y escenarios de *peaks* de demanda neta variables (por ejemplo, tardes de invierno con baja energía solar pero alta demanda de calefacción, etc.), es posible que España explore señales más dinámicas o relacionadas con escasez real. Sin embargo, al 2025, el enfoque sigue siendo: demanda bruta, sin margen de reserva explícito en la fórmula, horas punta definidas *ex ante* fijas y metodología determinista de *time of use*.

2.2.4 PJM Interconnection (EE. UU.)

Varios mercados en Estados Unidos asignan los costos de capacidad en función de la contribución de cada cliente a los *peaks* anuales. *PJM Interconnection*, que coordina parte de la región centro-atlántica y del medio-este, utiliza el método 5 *Coincident Peaks* (5CP) [62], donde se identifican las 5 horas de mayor demanda anual del sistema (en verano) de forma *ex post* y se calcula el promedio de la demanda de cada usuario en esas 5 horas.

Ese valor llamado *Coincident Peak Load* determina la porción de costos de capacidad que paga cada usuario. Es un esquema *ex post*, determinista (5 mayores demandas brutas), que no considera directamente un margen de reserva (solo demanda). De forma similar, ERCOT (por sus siglas en inglés de *Electric Reliability Council of Texas*) tiene un método con los 4 *peaks* mensuales de verano (4CP). Estos mecanismos proveen una señal fuerte, pero requieren que los clientes pronostiquen cuándo ocurrirán esas horas de *peak* para poder responder (no se anuncian *ex ante*).

2.2.5 Reino Unido (NESO, antes National Grid ESO)

En el Reino Unido [62] históricamente se usó el sistema de *Triad*, consistente en las 3 medias horas de máxima carga invernal (noviembre–febrero), no consecutivas, identificadas *ex post*. Los consumidores pagaban según su carga promedio en esas tres medias horas punta, lo que incentivó fuertemente la respuesta de algunos consumidores (algunos grandes consumidores reducían casi totalmente su demanda durante posibles *peaks* invernales). Era un método determinista, *ex post*, con demanda bruta. Sin embargo, en 2023 el Reino Unido eliminó las *Triads* en favor de cargos fijos, argumentando que ciertos clientes evitaban pagar pese a usar la red el resto del tiempo.

2.2.6 México (Centro Nacional de Control de Energía, CENACE)

Con la reforma eléctrica de 2014, México implementó un Mercado de Balance de Potencia (MBP) para asegurar suficiencia de capacidad. Para determinar las responsabilidades de potencia, inicialmente (2017-2018) se usaron las 100 horas de mayor demanda bruta del año como horas críticas [63]. Sin embargo, a partir de 2019 se modificó el criterio para reflejar mejor las condiciones de estrés del sistema con generación renovable. Así, de las 100 horas críticas se pasó a considerar las 100 horas con menor reserva de generación en el año, es decir, en lugar de tomar simplemente la carga máxima, ahora se identifican aquellas horas donde la diferencia entre oferta disponible y demanda fue más exigua (pudiendo producirse por alta demanda, baja producción renovable o salidas de unidades).

Este cambio hacia considerar la reserva operacional equivale a usar demanda neta o condiciones de escasez reales en vez de solo demanda bruta. El proceso es *ex post* determinista; una vez cerrado el año se analizan los datos horarios y se seleccionan las 100 peores horas de margen. El operador ha observado que típicamente esas horas críticas ocurren en días de calor, ya que hay mayor demanda por aire acondicionado en las últimas horas de la tarde, cuando baja la generación solar (patrón similar a California). La señal económica del MBP se refleja en que los generadores deben estar disponibles en esas horas para acreditar capacidad, y los suministradores pagan en función de la demanda en esas horas. Aunque es un mecanismo de mercado de capacidad, ilustra una metodología avanzada que combina demanda neta y margen de reserva, enfocada en verdaderos momentos de estrés.

2.2.7 Resumen de la revisión internacional

A continuación se presenta la Tabla 1, en la que se comparan las características de los distintos sistemas analizados, sin incluir el Reino Unido, dado que el operador del sistema ya no utiliza la metodología descrita.

TABLA 1: RESUMEN DE LAS CARACTERÍSTICAS DE MÉTODOS DE CONTROL DE PUNTA INTERNACIONALES

Sistema	Demanda Considerada	¿Considera margen de reserva?	Horas críticas definidas	Metodología
California (CAISO)	Demanda neta (<i>peak</i> tarde-noche tras solar)	Sí (en planificación RA se incluye margen de ~15%)	Principalmente ex ante (horas de riesgo previstas; CPP anuncia eventos día previo)	Determinista (peaks previstos según historial/escenarios)
NEM (AEMO)	Demanda neta operativa (alta solar desplaza <i>peak</i> a la noche)	Sí (estándar de fiabilidad 0,002% USE; RRO obliga a contratar si se proyecta brecha)	Ex ante (simulaciones identifican períodos futuros de déficit, no horas específicas fijas)	Estocástica (análisis probabilístico LOLE/USE para identificar riesgo)
WEM (AEMO)	Demanda bruta del sistema (<i>peak</i> anual después de sol)	No explícito (usa máximos de demanda como proxy de estrés)	Ex post (se eligen los 12 intervalos <i>peak</i> del año transcurrido)	Determinista (12 mayores demandas horarias)
España (Peninsular)	Demanda bruta (curva de carga típica)	No (no considera reserva en tiempo)	Ex ante fijo (horas punta fijas definidas por el Boletín Oficial)	Determinista

Sistema	Demanda Considerada	¿Considera margen de reserva?	Horas críticas definidas	Metodología
		real, solo períodos fijos)	del Estado (BOE), p. ej. 8-24h lab.)	(tarifa por períodos estáticos predefinidos)
México (CENACE)	Demanda neta (efectivamente, al usar reserva mínima)	Sí (horas con menor reserva de generación)	Ex post (100 horas críticas del año anterior calculadas <i>a posteriori</i>)	Determinista (regla fija: seleccionar horas con menor margen)
Chile	Demanda bruta (curva de duración)	No explícito	Ex ante (se define mediante un decreto tarifario) y Ex post (se aplica con posterioridad a la definición del decreto y su tratamiento consiste en elegir las 52 horas con mayor demanda del sistema del año anterior)	Determinista

En la Tabla 1 se aprecia que los sistemas con más energía renovable (California y México recientemente) tienden a usar criterios basados en demanda neta o reserva para definir horas críticas, reflejando que el estrés puede ocurrir no solo por la demanda máxima bruta tradicional, sino también cuando la generación disponible es escasa (por baja de generación renovable o contingencias en cuanto a la salida de unidades de generación). Por otro lado, España y otros sistemas más tradicionales usan aún demanda bruta con horarios fijos, enviando una señal menos precisa a los agentes del mercado. La mayoría de los esquemas *coincident peak* (PJM, WEM y *Triad* históricamente) funcionan *ex post*, de forma determinista, mientras que tendencias modernas (NEM/RRO y algunos diseños de mercados de capacidad nuevos) incorporan enfoques *ex ante* o incluso estocásticos para anticipar períodos de riesgo.

2.3 Factores relevantes para la definición del período de control de punta

En base a lo contemplado en la revisión internacional, y de acuerdo con el contexto regulatorio en Chile, se señalan los siguientes aspectos a considerar al momento de definir el o los períodos de control de punta.

- a. **Duración diaria.** Esta variable corresponde a la extensión de la franja horaria, es decir, al número de horas continuas dentro del día donde se define el período de control de punta. Un bloque demasiado corto puede no capturar con precisión la demanda máxima, debido al fenómeno del traslado de la demanda horaria —especialmente en sistemas con gran penetración de generación renovable intermitente—, mientras que un bloque horario demasiado extenso diluye la señal de precio en todo el período.

- b. **Horario del período de control de punta.** Esta variable corresponde a la localización del bloque horario durante el cual rige el período de control de punta dentro del día. Debe reflejar el período en el que la demanda neta alcanza su máximo o la reserva operativa disminuye a un nivel crítico. Actualmente se encuentra definido de 18:00 a 22:00 horas. Sin embargo, el desplazamiento del consumo puede modificar este perfil horario.
- c. **Meses del año del período de control de punta.** La estacionalidad de la demanda es una variable que influye directamente en el período de control de punta. Tradicionalmente se define el período de control de punta durante los meses de invierno por el incremento en el consumo.
- d. **Cantidad de horas críticas al año.** Además de la duración intradiaria, limitar el funcionamiento del período de control de punta a días hábiles reduce la cantidad de horas críticas al año, lo que permite a los usuarios ajustar su consumo de forma más predecible.
- e. **Historial de consumo del sistema.** Uno de los objetivos de establecer un período de control de punta es reducir la demanda máxima del sistema, y con ello, la capacidad de generación de reserva necesaria para suministrarla. Por lo tanto, es conveniente definir el período de control de punta en el mismo bloque horario en el que históricamente se ha producido la mayor demanda del sistema. Sin embargo, así como ha ocurrido en Chile, los precios durante el período de punta entregan señales a los usuarios para que realicen ajustes a su nivel de consumo, por lo que con el tiempo es posible que la demanda máxima se traslade fuera del período de punta definido.
- f. **Grado de instalación de medidores con registro horario.** Si no existe una amplia cobertura de medidores con registro horario instalados, no tiene sentido adoptar múltiples bloques horarios con señales de precios específicas en cada uno, ya que los efectos agregados serán reducidos por la poca cantidad de clientes con capacidad de acceder a tarifas dinámicas.
- g. **Voluntad de entregar una señal respecto del consumo de energía.** Si se desea entregar una señal clara para que los clientes reduzcan su consumo, se deben adoptar períodos amplios y casi permanentes de control de punta; así el cliente puede planificar su consumo ante las señales de precios fijas en un horario determinado, lo que podría llevar a una reducción en el consumo de energía.
- h. **Disponibilidad de energía renovable ligada a radiación solar o a la estación del año.** El período de punta podría usarse expresamente para cambiar la punta del sistema hacia horas de mayor disponibilidad de generación, como las de mayor generación solar y eólica. Por ejemplo, si se definiera un período de control de punta en horas “oscuras”, se podría incentivar el consumo durante el día y llevar a que la demanda máxima se produzca fuera del período de punta. También se podrían elegir bloques donde la disponibilidad hídrica sea mínima. En concordancia, el período de control de punta debería reformularse hacia un concepto ligado a la disponibilidad de generación y no solo a la demanda máxima. Para esto, debería pasar a ser el bloque horario o estacional en que la capacidad efectiva menos la demanda es mínima, incentivando que la demanda máxima ocurra fuera de este bloque. Desde la perspectiva de los generadores, la potencia firme debería calcularse y prorratearse según la disponibilidad de las centrales y sistemas de almacenamiento en estos bloques de máximo estrés o mínima capacidad, para contribuir a la seguridad del sistema eléctrico.

3 Diseño de una herramienta o modelo para determinar justificadamente la probabilidad de pérdida de carga horaria en el SEN

En el presente capítulo se presenta una propuesta metodológica para integrar el cálculo de la métrica LOLP en la determinación del período de control de punta en el Sistema Eléctrico Nacional.

Para ello, el desarrollo del contenido del presente capítulo se organiza en subcapítulos que analizan la definición conceptual y metodológica de la métrica LOLP, la comparación entre métodos determinísticos y estocásticos, el análisis del uso actual en procesos regulatorios chilenos y un *benchmark* internacional de experiencias comparables. Posteriormente, se formula una recomendación metodológica específica para el caso nacional y se presenta la herramienta computacional desarrollada, diseñada para operacionalizar la metodología propuesta.

3.1 Marco conceptual

LOLP, o Probabilidad de Pérdida de Carga, corresponde a un indicador fundamental en la planificación y operación de sistemas eléctricos, que mide la probabilidad de que la demanda exceda la capacidad de generación disponible en un período de tiempo determinado [2]. Este concepto surgió a mediados del siglo XX, en un contexto en que la creciente complejidad de los sistemas eléctricos hacía insuficientes los enfoques deterministas tradicionales. A partir de la década de 1950, los ingenieros comenzaron a reconocer la necesidad de métodos probabilísticos para abordar las incertidumbres en la planificación, particularmente asociadas a fallas forzadas de equipos y variabilidad en la demanda.

Los primeros desarrollos formales aparecen en la literatura técnica de los años 1960 y 1970, impulsados por la comunidad del IEEE (por sus siglas en inglés de *Institute of Electrical and Electronics Engineers*) Power Engineering Society, que promovió tutoriales y cursos pioneros en análisis probabilístico [3]. Posteriormente, los trabajos de Billinton y Allan sistematizaron estas metodologías, convirtiendo la confiabilidad probabilística en un campo académico y aplicado de referencia [2]. Desde entonces, la LOLP se consolidó como un estándar internacional, utilizado tanto por operadores de sistemas como por agencias reguladoras en Norteamérica (NERC, por sus siglas en inglés de *North American Electric Reliability Corporation*), Europa (ENTSO-E, por sus siglas en inglés de *European Network of Transmission System Operators for Electricity*) y otras regiones [4], [5].

En términos simples, la LOLP responde a la pregunta: “¿Cuál es la probabilidad de que no tengamos suficiente electricidad para satisfacer toda la demanda?” Esta métrica permite traducir incertidumbres técnicas y operativas en indicadores cuantitativos, fundamentales para definir niveles aceptables de confiabilidad. Así, se convierte en una herramienta clave para determinar cuánta capacidad adicional de generación, almacenamiento o flexibilidad se requiere para mantener un suministro seguro y resiliente [6], [7].

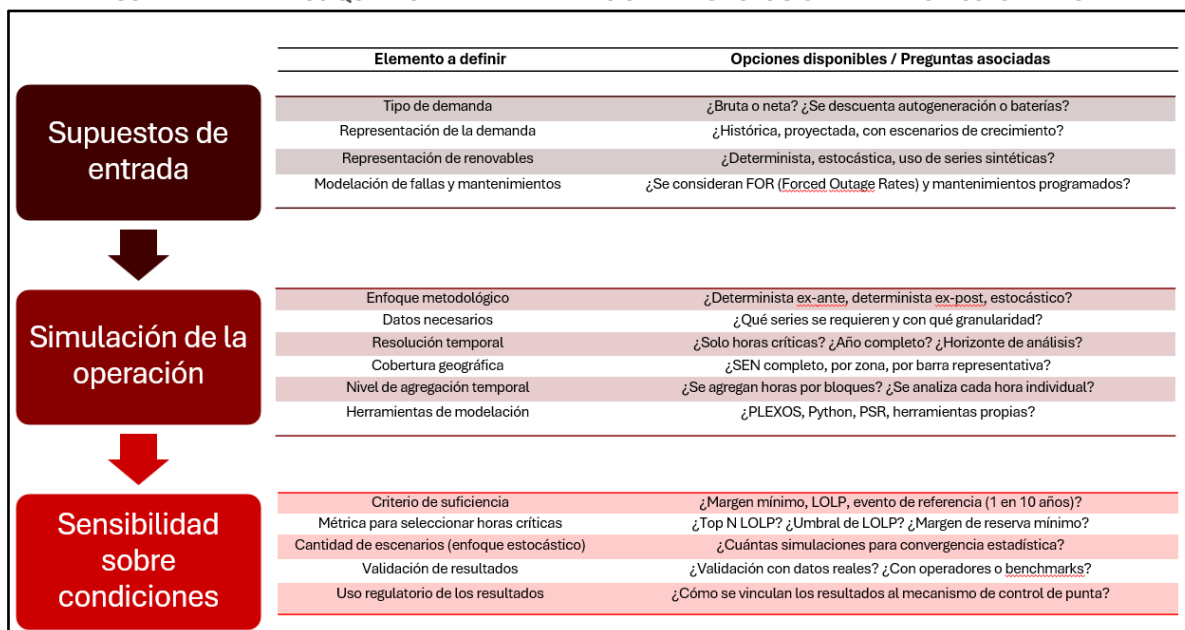
En la actualidad, con la alta penetración de energías renovables variables y la electrificación de sectores como transporte y calefacción, la relevancia del LOLP es aún mayor. Su capacidad para integrar incertidumbres múltiples —desde variabilidad climática hasta restricciones de transmisión—

la posiciona como un elemento central en el diseño de políticas energéticas y en la planificación de inversiones de largo plazo [8], [5].

3.2 Consideraciones metodológicas

A continuación, se indican de manera esquemática los elementos que debe definir la metodología a utilizar y las opciones disponibles para dichos efectos, tanto en los supuestos de entrada, en la simulación de la operación, como en la sensibilidad de las condiciones.

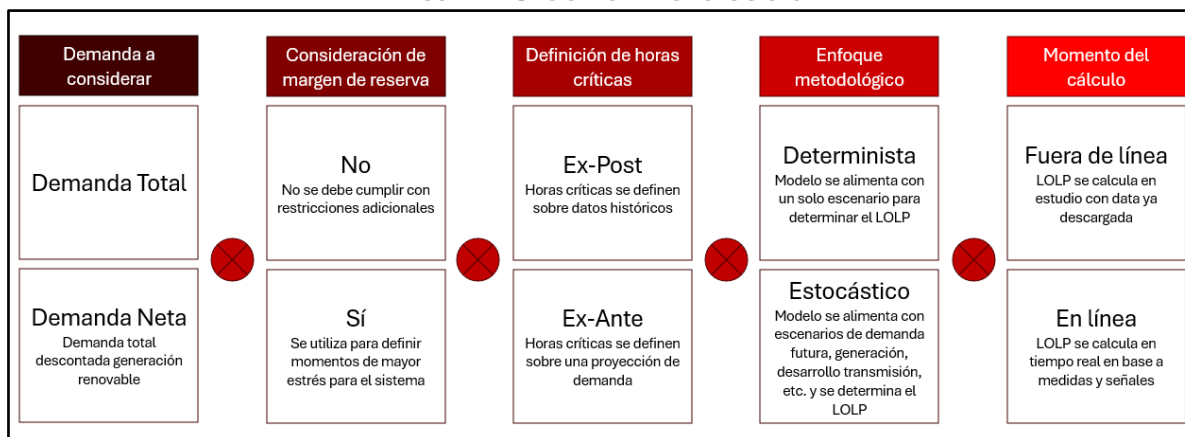
FIGURA 1: ELEMENTOS QUE INCIDEN EN LA DEFINICIÓN METODOLÓGICA PARA EL CÁLCULO DEL LOLP



FUENTE: ESTUDIO FINAL DEL CONSULTOR

En tal sentido, es relevante resolver la demanda a considerar, la existencia de margen de reserva, las horas críticas, el enfoque metodológico y el momento del cálculo, tal como se grafica en la siguiente figura.

FIGURA 2: OPCIONES METODOLÓGICAS



FUENTE: ESTUDIO FINAL DEL CONSULTOR

3.3 Elementos que se deben capturar en el cálculo de LOLP

LOLP es un indicador que sintetiza múltiples dimensiones de la confiabilidad de un sistema eléctrico. Su utilidad radica en que no solo mide la adecuación instantánea entre oferta y demanda, sino que incorpora fuentes de incertidumbre y complejidad que determinan la seguridad del suministro. A continuación se detallan los principales elementos que esta métrica busca capturar.

3.3.1 Adecuación de la capacidad

Evalúa si el sistema cuenta con suficiente capacidad de generación para abastecer la demanda en todo momento. Esta dimensión considera la suma de generación disponible y la necesidad de mantener márgenes de reserva que protejan al sistema frente a incertidumbres. La adecuación constituye la base de cualquier criterio de confiabilidad, ya que su ausencia puede conducir a situaciones de racionamiento o cortes [2]. En el contexto internacional, estándares como el “1 día en 10 años” de NERC y el 0,002% de energía no servida en Australia muestran cómo esta métrica es utilizada para garantizar un nivel aceptable de seguridad del suministro [4], [8]. Prestar atención a la adecuación permite anticipar déficits estructurales y orientar decisiones de expansión.

3.3.2 Variabilidad de la demanda

La demanda eléctrica fluctúa constantemente debido a múltiples factores que pueden alterar significativamente el perfil de carga del sistema. El cálculo de LOLP debe incorporar esta variabilidad para reflejar escenarios de alto riesgo, ya que incluso cuando la capacidad instalada es suficiente en promedio, existen períodos en los que los patrones de consumo elevan el riesgo de déficit [6], [7].

Estos factores incluyen:

- **Ciclos diarios y estacionales.** El consumo eléctrico sigue rutinas predecibles ligadas a la actividad humana y a la temperatura ambiente. En muchos países, durante el día se observan *peaks* en las mañanas y tardes asociados a los patrones de comportamiento laboral y desplazamiento de la población, mientras que estacionalmente la adopción de medios de climatización (como el aire acondicionado en verano y la calefacción en invierno) intensifica la carga eléctrica. Estas oscilaciones diarias y estacionales obligan al sistema a contar con recursos flexibles para seguir la curva de demanda. En Chile, por ejemplo, la ausencia de generación solar en el *peak* vespertino (18:00–22:00) coincide con el mayor consumo residencial, generando tensiones críticas en la operación [9].
- **Condiciones meteorológicas extremas.** Eventos climáticos como olas de calor, frentes fríos o tormentas intensas provocan incrementos súbitos de demanda. En Texas, las olas de frío de 2021 y 2022 llevaron a un colapso operativo con cortes generalizados al combinarse alta demanda de calefacción con indisponibilidad de generación [10]. Estos fenómenos no solo elevan la carga, sino que también pueden reducir la disponibilidad de generación, aumentando la probabilidad de déficit. Por ello, el cálculo de LOLP puede considerar escenarios meteorológicos extremos para estimar adecuadamente los riesgos.
- **Crecimiento económico y demográfico.** El aumento de la población y de la actividad económica incrementa la demanda estructural a mediano y largo plazo. Este efecto no siempre es lineal:

sectores como la minería en Chile o la digitalización masiva (centros de datos) pueden generar concentraciones de carga en regiones específicas, poniendo presión sobre la infraestructura de transmisión y generación local. El cálculo de LOLP debe capturar estas tendencias, ya que subestimar la evolución de la demanda estructural puede llevar a márgenes de reserva insuficientes [11].

- **Cambios en los patrones de consumo.** La adopción masiva de tecnologías como sistemas de climatización inteligentes, vehículos eléctricos y sistemas de generación local está modificando la forma en que se consume o produce la electricidad. Estos cambios originados de forma granular dentro de las redes generan nuevas curvas de carga (por ejemplo, *peaks* nocturnos asociados a la carga simultánea de vehículos eléctricos), incrementando a la vez la incertidumbre en la proyección de consumo [12], [13]. Incluir este tipo de dinámicas en el cálculo de LOLP se perfila como uno de los grandes desafíos actuales para la industria.

En conjunto, estos factores demuestran que la demanda eléctrica es una variable altamente dinámica, expuesta tanto a tendencias estructurales de largo plazo como a choques coyunturales de corto plazo. Incorporar esta variabilidad en el cálculo de la LOLP permite capturar escenarios en los que los patrones de consumo se desalinean con la disponibilidad de generación, elevando significativamente el riesgo de déficit. La experiencia internacional muestra que la omisión de estos efectos conduce a subestimar los requerimientos de capacidad firme y de flexibilidad operativa, mientras que su adecuada modelación constituye un pilar esencial para garantizar la seguridad y confiabilidad del sistema eléctrico [6], [7], [10].

3.3.3 Incertidumbre en la generación

La disponibilidad de generación no es estática: los medios de generación basados en recursos naturales (viento, sol y agua) presentan incertidumbre respecto de la disponibilidad del recurso primario, las unidades térmicas pueden enfrentar contingencias en su cadena de suministro de combustible, pueden ocurrir contingencias operacionales en el sistema y pueden ocurrir eventos de forma simultánea. El cálculo de LOLP debe incorporar estas incertidumbres y estimar la probabilidad de que la capacidad efectiva sea insuficiente en un instante dado [14]. En sistemas con alta penetración renovable, como Chile, esta dimensión adquiere especial relevancia, pues fenómenos como la desaparición de la generación solar en el *peak* vespertino o las calmas eólicas prolongadas pueden comprometer la seguridad del suministro si no se planifican reservas y flexibilidad [9], [15]. Estas incertidumbres provienen de distintos factores:

- **Fallas aleatorias de equipos (*outages* forzados).** Las unidades de generación (de cualquier tecnología) pueden salir inesperadamente de operación debido a fallas mecánicas, eléctricas o de control. Estos "*forced outages*" reducen súbitamente la capacidad disponible y son particularmente críticos cuando coinciden con *peaks* de demanda. Por ejemplo, Billinton y Wangdee muestran cómo la simultaneidad de fallas en unidades térmicas y baja generación eólica puede disparar la LOLP en sistemas con alta participación renovable [14].
- **Mantenimientos programados.** Las centrales requieren detenciones periódicas para inspección y reparación. Aunque son eventos planificados, pueden coincidir con condiciones adversas de recurso renovable o con alta demanda, tensionando la operación del sistema. Por ello, los modelos de LOLP deben considerar los calendarios de mantenimiento como restricciones de disponibilidad, ya que en horizontes largos impactan la capacidad firme efectiva del sistema [2], [11].

- **Variabilidad de recursos renovables (viento, sol y agua).** La generación renovable está sujeta a condiciones meteorológicas estocásticas. La generación solar fotovoltaica, por ejemplo, desaparece en el *peak* vespertino en Chile, cuando la demanda neta es más alta, y su aporte se reduce en días nublados o de invierno [9]. Por su parte, la generación eólica presenta calmas prolongadas o rampas rápidas de salida, lo que exige contar con reservas y flexibilidad operativa [15], [16]. En el caso de la hidroelectricidad, la estacionalidad y la hidrología variable pueden determinar fuertes diferencias en la contribución firme de un año a otro. Ignorar estos factores de variabilidad lleva a subestimar los riesgos reales de déficit.
- **Restricciones de combustible.** Las centrales térmicas dependen de la disponibilidad de combustibles como gas natural, carbón o diésel. Interrupciones en la cadena de suministro —por restricciones logísticas, fallas en gasoductos o limitaciones de importación— pueden dejar unidades inoperantes incluso si están técnicamente disponibles. En sistemas como el chileno, la dependencia de gas natural importado ha sido históricamente un factor de vulnerabilidad, que impacta directamente en la confiabilidad cuando no existen contratos firmes de abastecimiento [11], [17].

En conjunto, estas fuentes de incertidumbre justifican la necesidad de modelos probabilísticos para la evaluación de la confiabilidad. Al integrar estos factores, la LOLP permite dimensionar adecuadamente reservas, almacenamiento y mecanismos de flexibilidad que aseguren un nivel aceptable de seguridad del suministro.

3.3.4 Interdependencias del sistema

Los sistemas eléctricos son redes complejas en las que no basta contar con capacidad de generación suficiente: la confiabilidad también depende de la infraestructura de transmisión, la correlación entre recursos de generación, la diversidad tecnológica y geográfica, y la disponibilidad de servicios complementarios.

El cálculo de LOLP busca capturar estas interdependencias al integrar los siguientes elementos:

- **Limitaciones de transmisión.** Aun cuando el sistema tenga suficiente capacidad de generación a nivel global, las restricciones en las redes de transmisión pueden impedir que la energía llegue a los centros de consumo. Esto puede provocar déficits locales que no son visibles en los balances agregados. En Europa, por ejemplo, los estudios de ENTSO-E han mostrado cómo regiones con excedentes renovables pueden enfrentar cortes por falta de capacidad de interconexión [5]. En Chile, estas limitaciones se han manifestado en zonas de alta penetración solar en el norte, donde la congestión de líneas impide aprovechar plenamente la generación disponible, aumentando la probabilidad de déficit en otras áreas del SEN.
- **Efectos de correlación entre generadores.** Las tecnologías de generación no operan de manera independiente: múltiples unidades pueden estar afectadas simultáneamente por un mismo fenómeno. Por ejemplo, la generación renovable variable, como la eólica, suele mostrar alta correlación espacial durante calmas extendidas; en el parque térmico, las unidades similares pueden experimentar fallas conjuntas, o el suministro de combustible que las abastece puede verse comprometido por un conflicto geopolítico externo o burbujas de mercado. Ignorar estas correlaciones puede conducir a subestimar la probabilidad de déficit. Por ejemplo, en el Reino Unido se han documentado eventos de baja simultánea en la producción eólica a gran escala, lo que obliga a reforzar las reservas del sistema [18].

- **Diversidad geográfica y tecnológica.** La resiliencia del sistema depende en gran medida de contar con una matriz diversificada. Una alta concentración de generación en una misma región o tecnología aumenta la vulnerabilidad frente a contingencias climáticas o técnicas. Diversificar geográficamente los parques eólicos y solares reduce la probabilidad de que un evento meteorológico afecte simultáneamente toda la capacidad instalada. Asimismo, la coexistencia de tecnologías flexibles como centrales hidroeléctricas de embalse, centrales a gas natural o sistemas de almacenamiento permite mitigar la intermitencia renovable. La planificación probabilística de la confiabilidad incorpora esta diversidad como un factor que reduce la LOLP [8], [5].
- **Servicios complementarios y reservas.** La estabilidad del sistema requiere más que energía: servicios de red como control de frecuencia, inercia y regulación secundaria aseguran que el sistema pueda responder a perturbaciones imprevistas. En contextos de alta penetración renovable, la menor inercia del sistema aumenta la necesidad de reservas rápidas y flexibles. La falta de provisión adecuada de estos servicios ha sido identificada como un factor de riesgo en mercados como el de ERCOT en Texas, donde eventos recientes han mostrado que, aun con capacidad instalada suficiente, la falta de reservas y respuesta de frecuencia agrava los riesgos de déficit [10].

En conjunto, estas interdependencias muestran que la confiabilidad del suministro no depende únicamente de balances globales de generación y demanda, sino de la capacidad efectiva del sistema de transportar, complementar y estabilizar la energía producida. La LOLP, al capturar estas complejidades, permite identificar vulnerabilidades que los métodos deterministas tradicionales tienden a ignorar. Incorporar limitaciones de red, correlaciones tecnológicas, diversidad de recursos y disponibilidad de servicios complementarios resulta esencial para garantizar un suministro robusto y resiliente frente a escenarios de alta variabilidad e incertidumbre [5], [18].

3.4 Metodologías de cálculo de LOLP

El cálculo del LOLP puede abordarse a través de diferentes enfoques metodológicos, que reflejan tanto la evolución histórica de la disciplina como las necesidades específicas de cada sistema eléctrico. En términos generales, existen dos grandes aproximaciones: el método determinístico, basado en la extrapolación de datos históricos, y el método estocástico, que emplea simulaciones probabilísticas para capturar la incertidumbre de la operación.

El **enfoque determinístico** surgió como la primera herramienta sistemática para evaluar la confiabilidad, en un período en que los sistemas eléctricos estaban dominados por generación térmica e hidráulica y presentaban menor variabilidad [2], [3]. Su fortaleza radica en la simplicidad, la transparencia y la baja demanda de recursos computacionales, lo que lo convirtió en un estándar ampliamente utilizado en la segunda mitad del siglo XX. Sin embargo, este método descansa en el supuesto de que el futuro se comportará de manera similar al pasado, lo que limita su capacidad de capturar eventos extremos y nuevas fuentes de incertidumbre [4], [7].

En contraste, el **enfoque estocástico** emergió como respuesta a la creciente complejidad y variabilidad de los sistemas eléctricos modernos, especialmente con la integración masiva de energías renovables variables (eólica y solar) [14], [19]. Este método utiliza simulaciones Monte Carlo para generar múltiples escenarios de operación, incorporando distribuciones de probabilidad para demanda, disponibilidad de generación, recursos renovables y transmisión. Su ventaja principal es la

capacidad de representar explícitamente la incertidumbre y cuantificar la frecuencia y severidad de déficits bajo condiciones diversas [5], [20], [21].

La elección entre ambos métodos depende de los objetivos del estudio y de las características del sistema analizado. Mientras que el enfoque determinístico sigue siendo útil en contextos regulatorios donde se privilegia la transparencia y la trazabilidad de los resultados, el enfoque estocástico ofrece mayor realismo y robustez en sistemas expuestos a alta variabilidad e incertidumbre. Por ello, en la práctica internacional se observa una tendencia a combinar ambas metodologías: el análisis determinístico como referencia de base, y el análisis estocástico como complemento para capturar escenarios críticos y validar la resiliencia del sistema [4], [5].

En las siguientes secciones se presentan en detalle ambos métodos, sus fundamentos, pasos de cálculo y principales ventajas y desventajas.

3.5 Método determinístico

El enfoque determinístico utiliza datos históricos para identificar patrones de demanda y disponibilidad de generación, y a partir de ellos calcular la probabilidad de déficit. Su lógica es relativamente directa: si en los registros del sistema existen horas en que la demanda superó la capacidad disponible, dichas horas se utilizan como *proxy* de riesgo futuro. A diferencia de los métodos probabilísticos, este enfoque no modela explícitamente incertidumbres estocásticas, sino que se basa en la repetición de condiciones observadas [2], [3].

El cálculo determinístico sigue los siguientes pasos:

1. **Recopilación de datos históricos.** El primer paso consiste en reunir series temporales extensas de demanda (idealmente 10 a 20 años) y registros de disponibilidad de generación. Esto incluye registros históricos de fallas forzadas, mantenimientos programados y, en sistemas renovables, datos meteorológicos correlacionados con producción eólica, solar o hidráulica. Cuanto más extensa y representativa sea la base de datos, más robusto será el análisis. En Norteamérica, por ejemplo, los reportes de NERC utilizan varias décadas de datos de demanda y disponibilidad para validar tendencias deterministas [4].
2. **Construcción de curvas de duración.** Con la serie de demanda se elaboran **curvas de duración de carga**, que ordenan las horas de mayor a menor consumo y permiten visualizar cuántas horas del año se ubican por encima de ciertos umbrales. Esto facilita identificar períodos críticos de operación, como *peaks* estivales o invernales, y analizar patrones estacionales. De forma similar, se pueden construir curvas de disponibilidad de generación. La comparación entre ambas curvas permite detectar puntos de potencial déficit en el pasado y extrapolar condiciones futuras [2], [5].
3. **Modelado de capacidad disponible.** Una vez identificada la demanda, se ajusta la capacidad de generación tomando en cuenta tasas de falla históricas (aplicadas como factores de reducción de capacidad firme), mantenimientos programados (que eliminan capacidad en ciertos períodos del año) y efectos de envejecimiento de equipos (que reducen progresivamente la confiabilidad de unidades térmicas o hidráulicas).

Este modelado es fundamental para obtener una curva realista de capacidad disponible. En estudios europeos, ENTSO-E enfatiza la necesidad de aplicar tasas históricas de *forced outage* (FOR) a cada tipo de tecnología [4].

4. **Cálculo del LOLP.** Finalmente, se realiza la **comparación directa entre demanda y capacidad disponible** para cada hora de la serie analizada. Se cuentan las horas en las que la demanda superó la capacidad, y se obtiene la probabilidad de déficit como:

$$LOLP_{determinística} = \frac{\text{Número de horas históricas con déficit}}{\text{Total de horas analizadas}}$$

Este resultado puede extrapolarse a horizontes futuros, asumiendo que los patrones históricos se mantendrán. En el Reino Unido, Ofgem (por sus siglas en inglés de *Office of Gas and Electricity Markets*) ha utilizado este tipo de métricas deterministas para identificar *Triads* de demanda máxima y derivar cargos de capacidad, aunque han evolucionado hacia enfoques más probabilísticos [7].

Ejemplo práctico: para ilustrar el resultado de cálculo del LOLP, se presenta un cálculo simple a partir de un sistema ficticio con los datos históricos de 10 años presentados en la Tabla 2.

TABLA 2: DATOS HISTÓRICOS DE EJEMPLO FICTICIO PARA CÁLCULO DE LOLP DETERMINÍSTICO

Año	Demanda pico (MW)	Capacidad disponible mínima (MW)	Horas con déficit
2014	4.500	4.800	0
2015	4.600	4.750	0
2016	4.700	4.650	12
2017	4.750	4.800	0
2018	4.850	4.700	28
2019	4.900	4.820	6
2020	4.650	4.900	0
2021	4.950	4.800	35
2022	5.000	4.850	42
2023	5.100	4.900	18

En este caso, $LOLP = (0+0+12+0+28+6+0+35+42+18) / (10 \times 8.760) = 141/87.600 = 0,00161 = 1,61$ horas por año.

El enfoque determinista es **simple, transparente y computacionalmente eficiente**, lo que lo hace atractivo para aplicaciones preliminares o regulatorias de baja complejidad. Sin embargo, presenta limitaciones significativas: no captura adecuadamente la incertidumbre, depende fuertemente de la calidad y representatividad de los datos históricos, y puede subestimar riesgos en sistemas con cambios estructurales como la inserción masiva de renovables variables. Por esta razón, en la práctica internacional suele complementarse con metodologías estocásticas que permiten capturar escenarios de mayor variabilidad [4], [5].

3.6 Método estocástico

El **enfoque estocástico** busca representar explícitamente la incertidumbre en la operación y planificación del sistema eléctrico. A diferencia del método determinístico, que se apoya en condiciones históricas observadas, este enfoque utiliza **simulaciones Monte Carlo** para generar un gran número de escenarios posibles, a partir de distribuciones de probabilidad que describen la demanda, la disponibilidad de generación, los recursos renovables y la transmisión [2], [14], [19], [22]. Esto permite capturar eventos de baja probabilidad y alto impacto, fundamentales para una evaluación robusta de la confiabilidad.

El proceso estocástico incluye los siguientes pasos metodológicos:

1. Modelado de variables aleatorias. Cada componente del sistema se representa como una variable aleatoria con distribuciones de probabilidad adecuadas:

- **Demanda eléctrica.** Se modela con distribuciones normales o gamma que representan variaciones de corto plazo, incorporando además tendencias de largo plazo y correlaciones con la temperatura [2], [3]. Esta aproximación permite capturar patrones diarios, estacionales y la respuesta de la demanda a condiciones meteorológicas extremas.
- **Disponibilidad de generadores.** Se modela habitualmente mediante procesos de Markov de dos estados (operación/falla), con tasas de transición que reflejan tasas históricas de *forced outages* y mantenimientos programados [14].
- **Recursos renovables.** La generación eólica suele representarse con una distribución Weibull, cuya flexibilidad permite describir la velocidad del viento en diferentes zonas [23]. La generación solar, con distribuciones beta ajustadas a condiciones atmosféricas [24]. La generación hidroeléctrica, con modelos estocásticos que integran series hidrológicas y estacionalidad [25].
- **Fallas de transmisión.** Modeladas con distribuciones exponenciales, a menudo dependientes de condiciones climáticas extremas, como tormentas, o de eventos como incendios que afectan líneas simultáneamente [4], [5].

2. Generación de escenarios. A partir de las distribuciones, se generan escenarios múltiples mediante muestreo Monte Carlo. Esto incluye:

- **Muestreo de distribuciones.** Cada iteración selecciona valores de demanda, generación y disponibilidad de equipos según las funciones de probabilidad definidas.
- **Correlaciones temporales y espaciales.** Se consideran dependencias entre recursos: por ejemplo, la producción eólica puede estar altamente correlacionada en parques cercanos, mientras que la demanda presenta ciclos horarios y estacionales [16].
- **Eventos extremos.** Se incorporan explícitamente escenarios poco frecuentes pero críticos, como olas de frío, sequías prolongadas o fallas múltiples de transmisión [10].

Este paso es clave porque amplía el espectro de condiciones posibles más allá de lo observado históricamente.

3. Simulación del balance oferta–demanda. Para cada escenario generado se evalúa el balance entre capacidad disponible y demanda:

- Se calcula el margen de reserva como diferencia entre generación disponible y carga.
- Si la demanda excede la capacidad, el escenario se clasifica como evento de déficit.
- Estos resultados se agregan a lo largo de miles de simulaciones, reflejando la frecuencia relativa de los déficits [19], [20].

Este enfoque permite identificar no solo el promedio de riesgo, sino también la distribución de eventos críticos, algo que los métodos deterministas no capturan.

4. Análisis estadístico. Con los resultados de las simulaciones, se construye la métrica final:

$$LOLP_{estocástica} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^N I(déficit_i)}{N}$$

donde $I(déficit_i)$ es una función indicadora que vale 1 si el escenario i resulta en déficit, y 0 en caso contrario.

Además, este análisis permite:

- Calcular **intervalos de confianza** del LOLP, lo que otorga un rango de incertidumbre estadística.
- Realizar **análisis de sensibilidad**, evaluando cómo cambian los resultados si varían parámetros como tasas de falla, penetración renovable o correlaciones climáticas [4], [5].

Esta metodología requiere además la modelación de componentes específicas:

a) **Demanda eléctrica.** Se descompone en una tendencia de largo plazo, ciclos estacionales y diarios, sensibilidad a temperatura e incertidumbre económica. Una representación simplificada sería un modelo que capture tanto la evolución estructural (crecimiento poblacional y económico) como las fluctuaciones coyunturales (olas de calor o frío).

b) **Energías renovables**

- **Eólica.** Se representa con una distribución Weibull cuyos parámetros varían según la localización geográfica y la hora del día [23].
- **Solar.** Modelada mediante una distribución beta, que reproduce la producción normalizada en función de radiación y nubosidad [24].
- **Hidráulica.** Requiere modelos hidrológicos estocásticos que incorporan caudales históricos, precipitaciones y condiciones climáticas a largo plazo [25].

c) **Falla de equipos**

- **Generadores.** Procesos de Markov de dos estados describen las transiciones entre operación y falla, considerando tasas históricas de *forced outages* [14].
- **Transmisión.** Tasas de falla dependientes del clima, como tormentas de nieve o incendios forestales, que generan múltiples desconexiones simultáneas [4].

- **Modos de falla común.** Eventos de alto impacto, como huracanes o sequías, que afectan simultáneamente múltiples recursos, introduciendo correlaciones no triviales [5], [10].

El método estocástico constituye la **metodología más robusta para la evaluación de confiabilidad**, ya que permite capturar la incertidumbre inherente a la operación de sistemas eléctricos modernos. Su principal fortaleza es la capacidad de incluir eventos poco frecuentes pero críticos y de estimar probabilidades realistas en contextos de alta penetración renovable [19], [20]. Sin embargo, también presenta desventajas: requiere mayor capacidad computacional, bases de datos extensas y supuestos bien calibrados sobre las distribuciones utilizadas. Por ello, en la práctica se recomienda complementar los resultados estocásticos con análisis deterministas para aportar transparencia y robustez al proceso de toma de decisiones [4], [5].

3.7 Ventajas y desventajas de cada método

En la Tabla 3 se presenta en forma cualitativa un resumen con las ventajas y desventajas de cada metodología para el cálculo de LOLP.

TABLA 3: VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE CADA MÉTODO

Método	Ventajas	Desventajas
Método determinístico	• Simplicidad computacional: cálculos directos y rápidos • Transparencia: resultados fácilmente auditables y explicables • Datos confiables: basados en experiencia histórica real • Implementación económica: requiere menos recursos computacionales • Regulatoriamente aceptado: ampliamente utilizado en marcos regulatorios	• Limitación temporal: asume que el futuro será similar al pasado • No captura incertidumbres: no considera variabilidad aleatoria • Inadecuado para sistemas cambiantes: problemas con nueva tecnología • Subestima riesgos extremos: no modela eventos de baja probabilidad • Inflexibilidad: difícil incorporar nuevos factores de riesgo
Método estocástico	• Modelado completo de incertidumbres: captura múltiples fuentes de variabilidad • Flexibilidad tecnológica: adaptable a nuevas tecnologías y patrones • Análisis de escenarios extremos: evalúa eventos de baja probabilidad • Intervalos de confianza: proporciona medidas de incertidumbre • Correlaciones complejas: modela interdependencias del sistema • Análisis de sensibilidad: identifica factores críticos	• Complejidad computacional: requiere recursos significativos • Calibración compleja: necesita muchos parámetros y validación • Caja negra: resultados menos transparentes • Dependencia de supuestos: sensible a distribuciones asumidas • Convergencia: requiere muchas simulaciones para estabilidad • Costos de implementación: mayor inversión en software y capacitación

3.8 Recomendación metodológica

En el contexto actual de alta penetración de energías renovables e incertidumbre climatológica, el método estocástico es significativamente más adecuado que el determinístico, aunque se recomienda un enfoque híbrido.

3.9 Justificación para el método estocástico

3.9.1 Alta penetración de energías renovables

Las energías renovables variables introducen nuevas fuentes de incertidumbre que los métodos determinísticos no logran capturar de manera adecuada, lo que exige un enfoque estocástico más robusto para la evaluación de confiabilidad.

- **Variabilidad intrínseca: viento y sol son inherentemente estocásticos.** La generación eólica y solar depende de fenómenos meteorológicos fluctuantes que no pueden predecirse con certeza absoluta. Esta variabilidad introduce dispersión significativa en la capacidad efectiva de aporte en cada hora, lo que implica que un valor promedio de disponibilidad puede sobreestimar la confiabilidad real del sistema [19], [26].
- **Correlaciones espaciales: eventos meteorológicos afectan múltiples plantas.** Las condiciones climáticas que reducen la producción renovable suelen cubrir grandes extensiones geográficas (por ejemplo, anticiclones prolongados en el Cono Sur o bloqueos atmosféricos en Europa). Esto significa que la pérdida de producción no se compensa con la dispersión geográfica de parques, generando déficits simultáneos que deben considerarse en el cálculo de LOLP [15], [16].
- **Patrones no lineales: curvas de potencia con comportamiento complejo.** La relación entre recurso disponible y generación no es proporcional. En el caso del viento, la curva de potencia de una turbina presenta un umbral mínimo de arranque, un rango de crecimiento no lineal y un límite de corte por seguridad. Esto hace que pequeñas variaciones en la velocidad del viento se traduzcan en cambios abruptos en la generación, aumentando la necesidad de modelar distribuciones de probabilidad más sofisticadas [20], [23].
- **Complementariedad temporal: interacciones entre diferentes recursos renovables.** La combinación de recursos renovables puede reducir la probabilidad de déficit si sus perfiles de generación son complementarios. Por ejemplo, en Chile el aporte solar se concentra en horas diurnas, mientras que los vientos tienden a intensificarse en la tarde y noche. Modelar esta complementariedad temporal mediante simulaciones estocásticas mejora la estimación del margen de reserva efectivo [13], [24].
- **Anti-correlación demanda-solar: máxima demanda neta cuando no hay aporte solar.** En múltiples sistemas, los picos de demanda ocurren al atardecer o en la noche, cuando la generación solar es nula. Esto genera el conocido efecto “*solar duck curve*”, que obliga a cubrir la demanda punta con generación térmica, hidráulica o almacenamiento. Ignorar esta anti-correlación subestima el riesgo de déficit en horarios críticos [9], [27].
- **Intermitencia eólica nocturna: variabilidad crítica en horas de alta demanda.** Aunque la generación eólica puede aportar durante la noche, su comportamiento es altamente incierto,

con eventos de calma prolongada que coinciden con períodos de alta demanda invernal. El modelado de estas intermitencias mediante métodos probabilísticos es esencial para dimensionar reservas y mecanismos de respaldo [15], [16].

En síntesis, la creciente participación de energías renovables variables en la matriz chilena plantea desafíos que exceden las capacidades de los métodos determinísticos tradicionales. La variabilidad intrínseca de generación eólica y solar, sus correlaciones espaciales, el carácter no lineal de sus curvas de potencia, así como la anti-correlación con la demanda neta en horarios críticos y la intermitencia eólica nocturna, generan condiciones que solo pueden ser evaluadas de manera realista mediante metodologías estocásticas. La experiencia internacional confirma que la incorporación explícita de estas características en los cálculos de confiabilidad permite reflejar mejor la vulnerabilidad del sistema y diseñar mecanismos adecuados de respaldo, flexibilidad y diversificación.

3.9.2 El caso del sistema eléctrico chileno

Chile constituye un caso que refuerza la necesidad de adoptar métodos estocásticos en sistemas con alta penetración renovable. Actualmente, entre un 33% y un 42% de la generación eléctrica proviene de fuentes variables, principalmente solar fotovoltaica y eólica. Esta elevada participación de recursos intermitentes introduce desafíos operativos que los métodos determinísticos no logran capturar con precisión.

En la Tabla 4 se presentan en detalle los principales factores que caracterizan esta realidad y que justifican la incorporación de un enfoque probabilístico en la evaluación de la confiabilidad del Sistema Eléctrico Nacional.

TABLA 4: RESUMEN POR TECNOLOGÍA EN EL SISTEMA ELÉCTRICO NACIONAL 2024

Tecnología	Capacidad instalada	Participación (%)	Factor de planta promedio (%)	Variabilidad temporal
Solar fotovoltaica	4.200	17,5%	28%	Nula nocturna, variable diurna
Eólica	3.800	15,8%	32%	Continua pero altamente variable
Hidro de embalse	6.500	27,1%	42%	Despachable pero limitada
Hidro de pasada	2.100	8,8%	45%	Estacional predecible
Carbón	4.600	19,2%	65%	Despachable (en retiro)
Gas natural	2.400	10,0%	25%	Despachable flexible
Otros	400	1,6%	Variable	Variable

El sistema eléctrico chileno presenta las siguientes características que magnifican la importancia del análisis estocástico de LOLP:

- 1. Desacoplamiento solar-demanda crítico.** El sistema eléctrico chileno presenta características que aumentan la relevancia del análisis estocástico del LOLP, en particular, por el desacoplamiento entre la generación solar y la demanda en horario punta. La energía solar fotovoltaica, que representa aproximadamente un 17,5% de la capacidad instalada del sistema,

presenta una correlación negativa con la demanda horaria. Durante las horas de mayor exigencia vespertina (18:00-22:00), cuando la demanda alcanza valores del orden de 9.500-10.200 MW, el aporte de generación solar es nulo debido a la ausencia de radiación en dicho tramo horario. Este fenómeno implica que la cobertura de la demanda de punta debe ser asumida por otras tecnologías (principalmente generación eólica, hidráulica disponible y centrales de respaldo térmico), lo que incrementa la necesidad de evaluar probabilísticamente los márgenes de reserva [9], [11], [28].

2. Criticidad de la variabilidad eólica nocturna. La generación eólica, con aproximadamente 3.800 MW de capacidad instalada (15,8% del total del sistema), adquiere un rol fundamental en la cobertura de la demanda durante las horas nocturnas, cuando la energía solar no está disponible. Sin embargo, su aporte se caracteriza por una alta variabilidad que introduce riesgos relevantes para la confiabilidad del sistema, destacándose los siguientes aspectos:

- **Variabilidad intrahoraria.** En Chile se han documentado fluctuaciones significativas en la producción eólica agregada, con reducciones de hasta 40-60% de la capacidad en períodos de 15 a 30 minutos durante cambios bruscos de viento. Estas oscilaciones, observadas en estudios de proyectos eólicos reales, requieren la disponibilidad de reservas rápidas para evitar desbalances en el sistema [28], [29].
- **Alta correlación espacial entre parques cercanos.** Cerca del 70% de la capacidad eólica se concentra en la zona centro-norte, donde eventos de baja velocidad de viento pueden afectar simultáneamente múltiples parques. A diferencia de lo que ocurre en sistemas más diversificados, la compensación desde otras regiones no siempre es suficiente, lo que incrementa la probabilidad de déficits coincidentes. Estudios realizados en Chile han mostrado que la correlación entre parques disminuye con la distancia, pero en el norte y centro sigue siendo alta, reduciendo los beneficios de diversificación [28], [29], [30].
- **Patrones estacionales inversos.** Los meses de menor viento (marzo-mayo) coinciden con el inicio del aumento estacional de la demanda, lo que genera un desajuste entre disponibilidad del recurso y requerimientos de consumo. Investigaciones recientes han demostrado que, aunque existe cierta complementariedad solar-eólica a escala anual, la variabilidad intraestacional de la generación eólica persiste como un desafío crítico para la confiabilidad en Chile [28], [30], [31].
- **Eventos de calma eólica extendida.** En la zona central y norte del país se han registrado períodos de 2 a 5 días con generación eólica por debajo del 15% de la capacidad instalada, asociados a condiciones atmosféricas de gran escala como la acción del anticiclón subtropical del Pacífico Sur y la influencia de ondas planetarias. Estas calmas prolongadas pueden coincidir con alta demanda invernal, aumentando el riesgo de déficit si no se dispone de reservas suficientes [28], [31], [32].

3. Análisis de márgenes de reserva. En el contexto chileno, la evaluación de confiabilidad se ha estructurado a partir de criterios regulatorios específicos para el cálculo de los márgenes de reserva, los cuales buscan reflejar la capacidad efectiva del sistema para atender la demanda en condiciones críticas. Estos criterios constituyen una construcción metodológica definida por la normativa vigente y no una característica intrínseca de la operación del sistema eléctrico. En el caso particular de la reserva efectiva, considerando el análisis determinístico tradicional utilizado en Chile, se calculan valores promedio o percentiles históricos de generación renovable.

4. **Correlaciones complejas e impacto operacional documentado.** El sistema eléctrico chileno presenta correlaciones multidimensionales entre demanda, generación renovable y condiciones climáticas que solo pueden ser representadas de manera adecuada mediante metodologías estocásticas. La evidencia de operación reciente confirma que estas interacciones han tenido efectos relevantes sobre la confiabilidad del suministro, destacándose los siguientes aspectos:
- **Correlación viento-temperatura.** Los períodos de alta temperatura, que incrementan la demanda debido a un mayor uso de sistemas de climatización y refrigeración, tienden a coincidir con baja disponibilidad de recurso eólico en la zona centro-norte, reduciendo el margen de reserva en momentos de máxima exigencia. Este fenómeno ha obligado en diversas ocasiones al despacho intensivo de centrales térmicas.
 - **Correlación hidro-eólica estacional.** Los meses secos, caracterizados por una menor producción hidroeléctrica de pasada, suelen coincidir con reducciones en el recurso eólico. Esta superposición limita la capacidad de respaldo entre ambas tecnologías y aumenta la probabilidad de déficit en el período de transición otoño–invierno.
 - **Correlación solar-demanda residencial.** Aunque existe una correlación negativa estructural entre demanda neta *peak* y generación solar, en días de alta irradiancia se observa un aumento paralelo del consumo residencial por uso de aire acondicionado. Este efecto genera simultáneamente alta producción solar y mayor consumo, lo que incrementa los desafíos de gestión de rampas al final de la tarde.
 - **Correlación espacial de eventos extremos.** Los sistemas frontales que afectan simultáneamente amplias zonas del país producen una reducción generalizada de la generación eólica y, en paralelo, un incremento en la demanda de calefacción. Estas condiciones han presionado el despacho de reservas de seguridad.
 - **Períodos críticos.** La operación reciente ha registrado episodios de calma eólica prolongada coincidentes con *peaks* de demanda, lo que ha requerido la activación de reservas térmicas en condiciones de estrecho margen de seguridad. Estos eventos ponen de manifiesto la vulnerabilidad del sistema ante fenómenos prolongados de baja disponibilidad renovable.
 - **Combinaciones adversas.** En ocasiones se han presentado de manera simultánea baja disponibilidad hídrica y calma eólica nocturna durante horarios de máxima demanda. Estas coincidencias han reducido significativamente los márgenes de reserva, forzando un uso intensivo de generación de respaldo.
 - **Desafíos de *ramping*.** La sucesión de días con alta irradiancia solar seguidos de bajas en la generación eólica vespertina ha generado exigencias de *ramping* que superan la capacidad de respuesta de la flota convencional, revelando la necesidad de contar con mayor flexibilidad en el sistema.

Estos antecedentes, documentados en las estadísticas de operación del Coordinador Eléctrico Nacional [28], muestran que la utilización de promedios históricos bajo un enfoque determinístico no captura adecuadamente los riesgos reales del sistema. Por el contrario, los métodos estocásticos permiten incorporar estas interacciones y combinaciones adversas dentro de sus distribuciones de probabilidad, representando con mayor fidelidad la exposición al riesgo operativo.

3.9.3 Evolución tecnológica acelerada en el contexto chileno

La rápida incorporación de nuevas tecnologías en el sistema eléctrico chileno está introduciendo nuevas fuentes de complejidad que refuerzan la necesidad de enfoques estocásticos para una adecuada evaluación de la confiabilidad. La magnitud de los cambios en curso implica que los datos históricos pierden vigencia rápidamente, dificultando la utilización de métodos determinísticos como base para la planificación.

1. Sistemas de almacenamiento emergentes [33], [34], [35]

- **Baterías de gran escala.** Estas tecnologías presentan patrones de operación que dependen estocásticamente de los precios de mercado, la demanda residual y la disponibilidad renovable, lo que exige modelación probabilística.
- **Hibridación solar + batería.** El desarrollo de proyectos híbridos fotovoltaicos con almacenamiento a gran escala añade complejidad a la operación, dado que las estrategias de despacho consideran simultáneamente producción solar, algoritmos de carga y descarga, y condiciones de red, todas variables con alta incertidumbre.
- **Sistemas BESS (por sus siglas en inglés de *Battery Energy Storage System*) stand-alone.** Más de 7.000 MWh de proyectos de baterías independientes han sido aprobados, ofreciendo flexibilidad operacional en forma de servicios complementarios, pero con disponibilidad que no puede considerarse determinística, sino dependiente de incentivos de mercado y condiciones operativas.

2. Electrificación del transporte [36]

- **Vehículos eléctricos.** La Estrategia Nacional de Electromovilidad proyecta que hacia 2030 los vehículos eléctricos alcanzarán cerca del **18% de penetración en el parque automotriz**, como etapa intermedia hacia la meta de 100% de ventas de vehículos cero emisiones al 2035. Los patrones de carga son altamente variables y dependen de factores sociales, económicos y tecnológicos, lo que añade incertidumbre al perfil de demanda.
- **Transporte público eléctrico.** Santiago cuenta con una flota de buses eléctricos, de alrededor de **800 unidades en operación**, cuya demanda está correlacionada con patrones de tráfico urbano y condiciones meteorológicas, lo que incrementa la volatilidad en el consumo agregado.
- **Carga bidireccional (V2G).** El desarrollo incipiente de tecnologías de *vehicle-to-grid* introduce un nuevo vector de incertidumbre, pues convierte a la flota de vehículos en un recurso flexible cuya disponibilidad depende de decisiones de usuarios y condiciones de mercado.

3. Digitalización y gestión inteligente [35], [37]

- **Medición inteligente.** La implementación de más de **2,1 millones de medidores inteligentes** habilita esquemas de respuesta de la demanda, los cuales se caracterizan por patrones de activación estocásticos que dependen de señales de precios, comportamiento de usuarios y capacidad de agregadores.

- **Pronósticos mejorados.** Los avances en predicción eólica y solar han extendido los horizontes de pronóstico, aunque las incertidumbres asociadas aumentan de manera no lineal con el plazo de proyección, lo que obliga a integrar distribuciones de error en la planificación de la operación.
- **Mercados de flexibilidad.** La creación de mercados para servicios complementarios prestados por recursos distribuidos, como baterías o demanda controlable, plantea nuevas dinámicas de disponibilidad probabilística, cuya modelación requiere enfoques estocásticos.

4. Complejidades sistémicas emergentes [35], [37]

- **Efectos de retroalimentación.** La operación de grandes sistemas de almacenamiento afecta los precios de mercado, y a su vez estos precios condicionan las decisiones de despacho de otras tecnologías, generando dinámicas circulares que requieren modelación probabilística.
- **Cascadas de decisiones.** La disponibilidad de almacenamiento puede alterar el despacho de centrales térmicas, modificando de manera indirecta los márgenes de reserva efectiva del sistema.
- **Competencia por flexibilidad.** Distintos recursos—almacenamiento, respuesta de la demanda, generación flexible— compiten por proveer servicios de ajuste y reserva, creando incertidumbre respecto de qué recursos estarán efectivamente disponibles en cada instante.
- **Obsolescencia acelerada.** La rápida evolución tecnológica hace que las series históricas pierdan relevancia como base para la planificación, reforzando la necesidad de metodologías adaptativas y estocásticas.

4 Metodología para la determinación del período de control de punta en el SEN

En esta sección se aborda la propuesta metodológica a utilizar para la determinación del período de control de punta del Sistema Eléctrico Nacional.

La metodología propuesta identifica las horas en que el Sistema Eléctrico Nacional enfrenta mayor riesgo de insuficiencia mediante una estimación horaria de la probabilidad de pérdida de carga y otras métricas. Estas se obtienen a partir de la revisión realizada en el capítulo anterior y se aplican sobre diferentes escenarios de la operación esperada del SEN.

Para ello, en una primera etapa, se realiza una modelación del Sistema Eléctrico Nacional para dos años históricos y un año proyectado, con el objetivo de generar escenarios base o de operación normal del SEN. Posteriormente, se aplica una metodología de escenarios de estrés sobre dichos escenarios base, cuyo propósito es estimar la frecuencia de pérdida de carga ante distintos escenarios de estrés, identificar los momentos de mayor riesgo de insuficiencia y generar la base cuantitativa requerida para los análisis posteriores. Esta etapa constituye el núcleo del componente probabilístico del estudio y asegura coherencia metodológica con lo desarrollado en la Sección 3.

La muestra de años a utilizar considera dos años históricos, previos al año de cálculo, y un año proyectado, donde se espera que entre en vigencia el período de control de punta a definir. La consideración de dos años históricos dentro de la muestra se justifica en que estos corresponden a años recientes, por lo que permiten incorporar al proceso de definición del período de control de punta información basada en condiciones efectivamente observadas del sistema, incluyendo patrones reales de demanda, disponibilidad de recursos, restricciones operacionales y comportamiento horario del riesgo sistémico. Esto resulta especialmente relevante al definir una señal aplicable al año a proyectar, ya que utilizar únicamente una proyección podría hacer que el período de control de punta quede excesivamente condicionado por supuestos prospectivos específicos, tales como escenarios particulares de demanda, expansión, disponibilidad de generación o condiciones de operación modeladas. En cambio, la incorporación de años históricos permite identificar horas de mayor criticidad que no respondan solo a una condición proyectada puntual, sino a patrones de riesgo más persistentes y verificables. De esta manera, la metodología multiaño entrega una señal más robusta, estable y gradual, reduciendo el riesgo de que el período de control de punta se modifique abruptamente por la sensibilidad propia de un único año futuro. En ese sentido, los años históricos actúan como una base empírica reciente que complementa la mirada prospectiva del año a proyectar, permitiendo que la definición final del período de control de punta combine evidencia histórica y proyección futura.

Finalmente, mediante la utilización de métricas de riesgo, tales como LOLP, Severidad Esperada de la pérdida de carga (EENS, por sus siglas en inglés de *Expected Energy not Served*) y Margen Operativo Promedio (M), se define un algoritmo de selección del período de control de punta, con el cual, en base al riesgo obtenido para las distintas horas, se definen los intervalos horarios y meses más críticos para el sistema.

FIGURA 3: PROPUESTA METODOLÓGICA DEL ESTUDIO

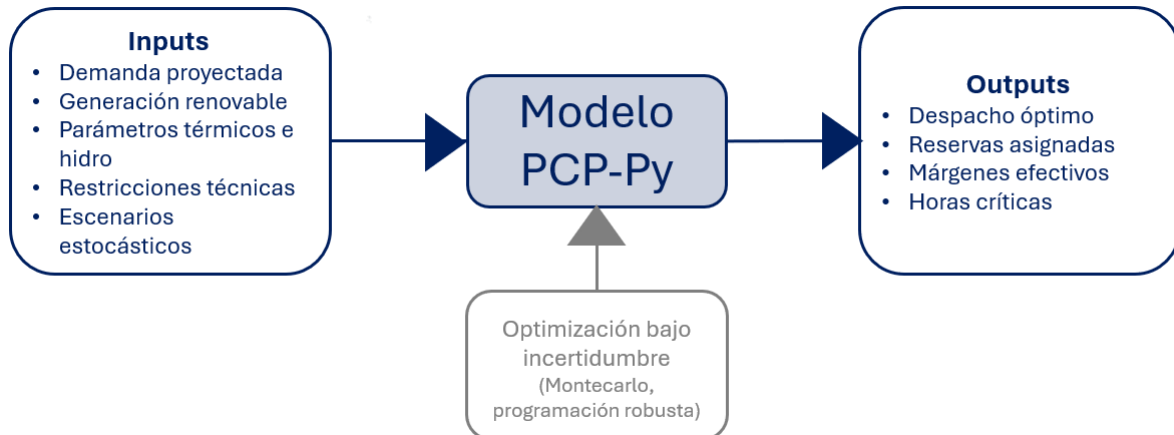


FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA

4.1 Proceso de modelación económica del sistema

La herramienta propuesta para la modelación económica del sistema corresponde a un modelo de Planificación de Corto Plazo (PCP) implementado en Pyomo², cuyo propósito es optimizar la programación y despacho de generación eléctrica en horizontes horarios y sub-horarios. Su formulación es equivalente al clásico *Unit Commitment*, resolviendo el problema fundamental de coordinar unidades generadoras para satisfacer la demanda prevista al mínimo costo operativo, bajo las restricciones técnicas y físicas del sistema. En la Figura 4 se presenta un diagrama general del funcionamiento del modelo.

FIGURA 4: FUNCIONAMIENTO GENERAL DEL MODELO



FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA

1. Principales características de la herramienta:

- **Formulación matemática robusta:** modelo de programación lineal entera mixta (MILP), resoluble con *solvers* estándares (GLPK, CPLEX, Gurobi, entre otros).
- **Flexibilidad temporal:** permite horizontes de uno o varios días, con discretización horaria o sub-horaria.

² La herramienta está implementada en Python, es de código abierto y el primer autor es el ingeniero Javier de la Fuente. La herramienta fue modificada, mejorada y corregida por el Equipo Ohmio para efectos de este estudio.

- **Representación detallada:** considera recursos térmicos, hidroeléctricos y renovables; embalses, sistema de transmisión, reservas y vertimientos.
- **Capacidad estocástica:** permite simulaciones con múltiples escenarios de demanda y de generación renovable, incluyendo técnicas como Monte Carlo, *Sample Average Approximation* (SAA) o programación robusta.
- **Extensibilidad:** diseñado modularmente en Pyomo, lo que facilita su adaptación a distintas configuraciones del sistema eléctrico nacional.

En síntesis, la herramienta diseñada aporta rigor matemático y flexibilidad computacional para la evaluación de confiabilidad en sistemas con alta penetración de energías renovables, siendo especialmente relevante para complementar los procesos actuales de análisis de suficiencia y planificación de corto plazo en Chile.

4.1.1 Ejercicio de simulaciones para años históricos

La metodología propuesta se sustenta en un enfoque de escenarios que permite representar de manera explícita la interacción entre la demanda y la oferta bajo condiciones de estrés del SEN. El ejercicio combina una modelación determinística base, que describe el despacho esperado del sistema en condiciones normales (a partir de información pública del Coordinador Eléctrico Nacional), con simulaciones que perturban las principales variables del equilibrio de potencia, permitiendo estimar la frecuencia de pérdida de carga ante condiciones de estrés. Es relevante destacar que cada escenario no se interpreta como una condición probabilística esperada del sistema, sino como una combinación controlada de condiciones físicas de oferta y niveles progresivos de exigencia de demanda. Este enfoque permite comparar de manera consistente la holgura operativa relativa entre distintas combinaciones mes-hora e identificar aquellos períodos que presentan una mayor vulnerabilidad ante condiciones de estrés.

En términos generales, la actividad se estructura en dos fases complementarias:

1. **Construcción del caso base representativo para cada año (modelo de despacho de corto plazo),** con resolución temporal horaria, que define las condiciones operativas de referencia del SEN (demanda, generación, costos de combustibles, disponibilidad de combustibles, funciones de costo futuro de embalses y topología).
2. **Ejecución de simulaciones de escenarios de estrés,** en las que para cada unidad temporal (etapa) se varían parámetros de demanda, disponibilidad de generación renovable, térmica e hidráulica, generando resultados que permiten cuantificar la frecuencia de pérdida de carga en cada hora con el fin de identificar las horas de mayor vulnerabilidad sistémica.

El caso base se parametriza y define a partir de información oficial del Coordinador Eléctrico Nacional, garantizando coherencia con los antecedentes empleados en la evaluación y cálculo de suficiencia a que hace referencia el Reglamento de Potencia.

La Tabla 5 resume las principales fuentes y supuestos considerados:

TABLA 5: PRINCIPALES SUPUESTOS DE LOS CASOS BASE UTILIZADOS

Elemento	Descripción	Comentarios
Años seleccionados para el ejercicio	Años históricos	Corresponden a los dos años más recientes, anteriores al año de cálculo, que cuentan con información completa
Fuente principal de supuestos por año seleccionado	Bases y resultados del PLP mensual de diciembre del año anterior respecto de cada año seleccionado. Se considera la programación mensual de 12 meses del CEN publicada en su sitio web	Se utiliza la programación de la operación para 12 meses más cercana al inicio del año seleccionado, debido a que esta cuenta con una estimación completa para el año de cálculo
Resolución temporal	8.760 horas por año, separadas en 48 etapas que corresponden a las mismas semanas que define el CEN en los ejercicios de PLP utilizados (son semanas de 7 u 8 días)	Permite mantener la coherencia con los datos de entrada. Como elemento de acople entre etapas, se consideran los volúmenes finales de embalse de cada semana desde la corrida PLP
Demanda horaria por subestación	Para estos efectos se utiliza como demanda la generación neta horaria de cada año seleccionado proveniente de archivos del Cálculo Definitivo de Potencia de Suficiencia del año respectivo. Específicamente desde Data_DemPunta_{año}.xlsx	Del archivo mencionado se obtienen los datos horarios de generación neta que luego son prorrateados a cada barra según su información de demanda. Esto permite internalizar el efecto de las pérdidas en el sistema de transmisión y prescindir de incorporarlas como una variable en el problema de optimización
Estructura base del sistema (centrales, BESS, líneas, topología, conectividad hidráulica)	Información disponible en archivos IPLP del CEN	En general se aprovecha el archivo indHor que acompaña cada corrida del PLP para hacer el traspaso cronológico a horas
Perfiles de generación	Información disponible en archivos IPLP del CEN. En el caso de las centrales fotovoltaicas, el perfil horario proviene de archivos de Generación Real Horaria del CEN.	
Costos y disponibilidad de combustibles	Información disponible en archivos IPLP del CEN	
Disponibilidad de centrales	Información disponible en archivos IPLP del CEN	
Modelación del sistema de transmisión	Información disponible en archivos IPLP del CEN	Se utiliza el sistema de transmisión definido en el modelo PLP para la programación de 12 meses
Modelación de embalses	Información disponible en archivos IPLP del CEN	En relación con la modelación de embalses, se deja constancia de que estos se modelan utilizando la interconectividad hídrica y eléctrica definidas por el CEN en las corridas de PLP que dan origen a la simulación. Como elemento de acople entre etapas de la simulación se utilizan los volúmenes de embalse resultado de la corrida PLP. Así se mantiene el acople temporal respectivo

Estos elementos conforman la estructura determinística sobre la cual se desarrollan los escenarios estocásticos, asegurando la trazabilidad y robustez de los resultados.

4.1.2 Ejercicio de simulación para el año de fijación del período de control de punta

Para efectos del año a proyectar, se mantuvo la estructura general de modelación, incluyendo la representación de generación, demanda y transmisión con resolución horaria, actualizando exclusivamente los insumos estructurales del sistema eléctrico y los parámetros de entrada consistentes con el horizonte temporal analizado. A continuación, la Tabla 6 resume las principales fuentes y supuestos considerados:

TABLA 6: PRINCIPALES SUPUESTOS DEL AÑO DE FIJACIÓN DEL PERÍODO DE CONTROL DE PUNTA

Elemento	Descripción	Comentarios
Año seleccionado para el ejercicio	Año por proyectar	Año en que comienza la fijación del período de control de punta
Fuente principal de supuestos del año proyectado	Bases y resultados del PLP mensual de diciembre del año anterior al año de cálculo. Se considera la programación de 12 meses del CEN publicada en su sitio web.	Se utiliza la programación a 12 meses correspondiente a diciembre del año anterior al año de cálculo, dado que es la última programación completa disponible al momento de realizar el ejercicio de simulación y cuenta con toda la información necesaria.
Resolución temporal	8.760 horas por año, separadas en 48 etapas que corresponden a las mismas semanas que define el CEN en los ejercicios de PLP utilizados (son semanas de 7 u 8 días)	Permite mantener la coherencia con los datos de entrada. Como elemento de acople entre etapas, se consideran los volúmenes finales de embalse de cada semana desde la corrida del PLP
Demanda horaria	Se considera la generación neta horaria proveniente del Cálculo Definitivo de Potencia de Suficiencia publicado en el año de cálculo, y se proyecta considerando el informe de previsión de demanda utilizado en el proceso de fijación de Precios de Nudo de Corto Plazo, ambos de la Comisión Nacional de Energía.	El archivo Data_DemPunta_{año}.xlsx contiene datos horarios de generación que luego se prorratan a las barras según sus datos de demanda. A esto se le agrega un factor proveniente del Informe de Proyección de Demanda para el año que se esté proyectando, específicamente el escenario “Medio”.
Estructura base del sistema (centrales, BESS, líneas, topología, conectividad hidráulica)	Información disponible en archivos IPLP del CEN	En general se aprovecha el archivo indHor que acompaña cada corrida del PLP para hacer el traspaso cronológico a horas
Perfiles de generación	Información disponible en archivos IPLP del CEN. En el caso de las centrales fotovoltaicas, el perfil horario proviene de archivos de Generación Real Horaria del CEN.	
Costos y disponibilidad de combustibles	Información disponible en archivos IPLP del CEN	

Elemento	Descripción	Comentarios
Disponibilidad de centrales	Información disponible en archivos IPLP del CEN	

En la Tabla 6 se resumen los parámetros generales utilizados para la simulación del sistema eléctrico en el año a proyectar, incluyendo los criterios asociados a la demanda, la disponibilidad de generación, la representación de tecnologías, el tratamiento de la hidrología y las consideraciones de transmisión. En términos generales, los supuestos mantienen coherencia metodológica con los utilizados en los ejercicios retrospectivos, asegurando comparabilidad entre resultados y consistencia analítica, incorporando únicamente las actualizaciones necesarias derivadas de la evolución esperada del parque generador y la demanda sistémica.

4.1.3 Construcción de escenarios de estrés

Para construir los escenarios de estrés se separan explícitamente dos capas:

1. **Escenarios físicos de oferta**, que representan condiciones hidrológicas, renovables y térmicas.
2. **Estrés de demanda**, que no representa escenarios probabilísticos, sino incrementos proporcionales de demanda utilizados para medir el margen relativo antes de que aparezca ENS (Energía no Suministrada).

De esta forma, la demanda aumentada no se interpreta como una condición esperada o factible del sistema, sino como una herramienta de diagnóstico para identificar las horas con menor holgura operativa.

Con respecto a la transmisión, esta se mantiene como condición estructural del sistema, utilizando los límites y estados operativos contenidos en los *inputs* del modelo.

No se aplican contingencias artificiales ni reducciones discrecionales sobre líneas específicas, ya que ello podría inducir resultados zonales por diseño. Por ejemplo, degradar deliberadamente un corredor relevante podría generar ENS en zonas particulares no necesariamente por vulnerabilidad estructural horaria, sino por la contingencia impuesta. Por ello, el rol de la transmisión debe analizarse *ex post*.

4.1.3.1 Escenarios físicos de oferta

Corresponden a 25 escenarios de estrés para el Sistema Eléctrico Nacional considerando 5 hidrologías y 5 combinaciones de recursos renovables y de generación térmica del sistema.

4.1.3.1.1 Hidrologías consideradas

La selección hidrológica no se realiza aleatoriamente. Se utilizan las mismas hidrologías consideradas por el Coordinador en la programación mensual, con el objetivo de mantener consistencia metodológica con los escenarios hidrológicos habituales del sistema.

Se consideran cinco escenarios hidrológicos, los que se indican en la Tabla 7:

TABLA 7: ESCENARIOS HIDROLÓGICOS CONSIDERADOS PARA CONDICIONES DE ESTRÉS

Escenario	Año hidrológico asociado	Criterio
Hidrología media	1974-1975	Año con 50% de probabilidad de excedencia
Hidrología seca	2020-2021	Año con 90% de probabilidad de excedencia
Hidrología húmeda	1992-1993	Año con 20% de probabilidad de excedencia
Hidrología 68-69	1968-1969	Una de las dos hidrologías más secas de la estadística, con 96,8% de probabilidad de excedencia
Hidrología 98-99	1998-1999	Una de las dos hidrologías más secas de la estadística, con 98,4% de probabilidad de excedencia

4.1.3.1.2 Oferta renovable y térmica

En la metodología de escenarios de estrés no se aplican salidas aleatorias de centrales térmicas individuales para evitar inducir artificialmente la ENS por aleatoriedad. Además, no se aplica el modelo Monte Carlo generalizado a cada hora y a cada central renovable, ya que, de acuerdo con lo señalado por el Consultor, esto resulta en un estrés sistémico casi nulo. A partir de lo anterior, en el presente proceso se considera la aplicación de factores reductores de disponibilidad.

Los escenarios de combinación entre generación térmica y generación renovable considerados para la construcción de escenarios de estrés corresponden a los indicados en la Tabla 8:

TABLA 8: ESCENARIOS TÉRMICOS Y RENOVABLES PARA CONDICIONES DE ESTRÉS

<i>supply_pattern_id</i>	Descripción	<i>solar_factor</i>	<i>wind_factor</i>	<i>thermal_derating</i>
S1	Estrés moderado general	0,90	0,90	0,95
S2	ERNC baja general y térmica moderadamente degradada	0,80	0,80	0,90
S3	Solar muy baja	0,70	1,00	0,95
S4	ERNC moderada y térmica baja	0,90	0,90	0,80
S5	Disponibilidad térmica muy baja	0,90	1,00	0,70

La interpretación de estos factores es la siguiente:

- *solar_factor*: multiplica la disponibilidad de centrales solares.
- *wind_factor*: multiplica la disponibilidad de centrales eólicas.
- *thermal_derating*: multiplica la disponibilidad máxima de centrales térmicas.

Mayores detalles pueden ser revisados en el Informe Final del Consultor.

4.1.3.2 Estrés de demanda

La demanda se trata como una variable agnóstica, no como un escenario probabilístico. Para cada escenario físico de oferta se aplican cinco factores proporcionales de demanda según se indica en la Tabla 9:

TABLA 9: FACTORES DE DEMANDA PARA CONDICIONES DE ESTRÉS

<i>demand_factor</i>	Interpretación
1,00	Demanda base
1,05	Demanda +5%
1,10	Demanda +10%
1,15	Demanda +15%
1,20	Demanda +20%

La demanda de cada barra y hora se escala proporcionalmente:

$$Demanda_{b,t}^{stress} = Demanda_{b,t}^{base} \times demand_factor$$

Estos incrementos no se interpretan como escenarios esperados de demanda. Su objetivo es revelar el margen relativo del sistema: las horas en que aparece ENS con menores incrementos de demanda se consideran más vulnerables.

4.2 Algoritmo y métricas consideradas

En virtud de la revisión realizada en el capítulo 2, para la determinación del período de control de punta se propone la utilización de las siguientes métricas de forma conjunta:

- Probabilidad de pérdida de carga (LOLP)
- Severidad esperada de la pérdida de carga (EENS)
- Margen Operativo promedio (M)

Estas métricas permiten capturar tanto la dimensión probabilística como la magnitud del impacto esperado, y se estiman de manera independiente para cada año, manteniendo su estructura horaria completa, según se expresa en las siguientes ecuaciones:

$$LOLP_{h,a} = \frac{\text{número de escenarios con pérdida de carga en la hora } h}{\text{número total de escenarios}}$$

$$EENS_{h,a} = \frac{\text{energía no suministrada total en la hora } h}{\text{número total de escenarios}}$$

$$M_{h,a}^{avg} = \text{promedio del margen operativo en la hora } h^3$$

4.3 Propuesta metodológica para la determinación del período de control de punta

En la presente sección se profundizan y se aplican los criterios generales identificados en la sección 4.2, de modo de seleccionar un período de control de punta para el Sistema Eléctrico Nacional. El objetivo es identificar aquellos meses y horas del día en los cuales el sistema presenta mayor riesgo de pérdida de carga, ya sea por su probabilidad de ocurrencia o por la magnitud esperada de la energía no suministrada. Al mismo tiempo, la metodología debe buscar evitar que el período resultante sea excesivamente amplio o difícil de gestionar por los clientes⁴. Por lo anterior, se integran restricciones operativas que se describirán a continuación.

Conforme a lo expuesto, en la siguiente figura se presenta un esquema que resume el algoritmo propuesto para la selección del período de control de punta.



FUENTE: ELABORACIÓN PROPIA

Etapas 1: Cálculo de indicadores horarios

A partir de las simulaciones de la operación esperada del Sistema Eléctrico Nacional, se determina para cada hora de cada uno de los tres años (dos años históricos y el año en que se fijará el período de control de punta) un conjunto de indicadores agregados sobre los distintos escenarios modelados:

- Probabilidad de pérdida de carga (LOLP)
- Severidad esperada de la pérdida de carga (EENS)
- Margen Operativo promedio (M)

³ El margen operativo de cada hora de cada simulación se obtiene directamente como una salida de las simulaciones y se calcula sumando la generación despachable de las centrales por hora menos la demanda total de las barras y dividiendo en la demanda total.

⁴ Mayor detalle puede ser revisado en el Informe Final del Consultor.

Dado que se consideran múltiples años, las métricas horarias LOLP y EENS se agregan utilizando una estadística robusta. En este caso, se utiliza el percentil 75 como valor representativo por hora.

El uso del percentil 75 implica que la hora debe presentar niveles de riesgo relativamente altos en una fracción significativa de los años considerados, evitando que un único año extremo determine la señal de punta. Este enfoque equilibra prudencia y estabilidad regulatoria, privilegiando condiciones de riesgo recurrentes por sobre eventos excepcionales. Por otro lado, para el margen operativo se utiliza el promedio simple entre años.

De esta manera, las siguientes etapas del algoritmo siempre trabajan con todas las horas de un año, pues se tienen los tres indicadores señalados previamente para cada hora del año.

Etapas 2: Construcción del indicador compuesto de riesgo

Con el fin de ordenar las horas según su relevancia sistémica, se construye un indicador compuesto que combina los indicadores anteriores.

- Probabilidad de pérdida de carga (ponderación de 50%).
- Severidad esperada de la pérdida de carga normalizada (ponderación de 40%).
- Margen crítico relativo (ponderación de 10%).

Estas ponderaciones reflejan una jerarquía técnica: la probabilidad de pérdida de carga constituye el criterio principal, la severidad introduce una dimensión de impacto económico y el margen crítico aporta información adicional sobre el estrés del sistema en esa hora.

$$SCORE_h = w_{LOLP} \cdot LOLP_h + w_{EENS} \cdot EENS_h + w_M \cdot MARGIN_h$$

El hecho de asignar una ponderación dominante a la probabilidad de pérdida de carga evita que el período de control de punta se defina exclusivamente por eventos severos, pero extremadamente raros, mientras que la inclusión de la severidad impide que horas con déficits pequeños, pero frecuentes, dominen por completo la señal.

Además, con el fin de asegurar su comparabilidad, la EENS es previamente normalizada mediante su división por el percentil 95 de los valores positivos observados, lo que permite expresarla en términos relativos respecto de escenarios de alta criticidad. Adicionalmente, se aplica un truncamiento superior en el valor normalizado (cota máxima igual a 1), con el objetivo de limitar la influencia de valores extremos. Esta metodología permite que la EENS contribuya de manera significativa a la caracterización de la severidad del riesgo, manteniendo al mismo tiempo un adecuado equilibrio con las demás métricas consideradas, particularmente la probabilidad de pérdida de carga, y evitando que eventos de baja frecuencia y alta magnitud dominen el proceso de selección de horas de punta.

El margen crítico relativo se construye utilizando percentiles de la distribución de márgenes observados en los datos, según la siguiente expresión:

$$Rh = \frac{P95(M) - M}{P95(M) - P5(M)}$$

Acotando $Rh \in [0,1]$.

Con la fórmula anterior el indicador de margen pasa de ser un indicador absoluto a un indicador relativo, en el que las horas de mayor margen representan menores riesgos, pues Rh tiende a cero, y en el que los márgenes bajos o negativos quedan con un Rh cercano a 1.

Posteriormente, se aplica un exponente de sensibilidad.

$$R_h = (R_h^{base})^\gamma$$

Donde γ es un parámetro de forma que permite controlar la sensibilidad del indicador. Si $\gamma = 1$, la relación es lineal. Es decir, una reducción proporcional del margen genera un aumento proporcional del riesgo. Pero si $\gamma > 1$ se acentúan las diferencias en condiciones de bajo margen, lo que implica que márgenes bajos reciben una penalización mayor. En otras palabras, el indicador de riesgo se hace más sensible a situaciones críticas.

El Consultor en su Informe Final propone un valor de $\gamma = 1,2$. Esta parametrización genera una penalización moderadamente más intensa sobre horas con menores márgenes relativos, sin producir discontinuidades abruptas ni sesgos excesivos hacia eventos extremos.

Etapas 3: Tratamiento del período vigente y corrección por endogeneidad

El bloque vigente (abril a septiembre, lunes a viernes, 18:00 a 22:00 horas) recibe un tratamiento especial basado en el reconocimiento de un fenómeno de endogeneidad. La demanda utilizada en las simulaciones incorpora el comportamiento adaptativo de los clientes frente a la señal de punta actual. Por lo tanto, el LOLP observado en dicho período no representa una condición “natural” del sistema, sino una condición ya afectada por la señal regulatoria existente.

En consecuencia, el *score* calculado en las etapas anteriores para las horas correspondientes al período de control de punta es ajustado por un factor multiplicativo. El objetivo no es forzar artificialmente su selección, sino corregir parcialmente la subestimación inducida por la propia señal vigente del período de control de punta.

Etapas 4: Evaluación de ventanas horarias

Una vez construido el *score* horario, se evalúan todas las ventanas horarias posibles dentro de restricciones predefinidas de duración. Para efectos de este estudio se estableció una duración mínima de 2 horas y una duración máxima de 4 horas. Así, se evalúan todas las combinaciones de ventanas continuas posibles con esas duraciones.

Luego, para cada una de estas ventanas se calcula la suma y promedio del *score*. Sin embargo, para realizar el *ranking* de riesgo de ventanas no es posible utilizar la suma del *score*, pues se privilegian por construcción las ventanas de mayor duración, dado que incorporan un mayor número de horas y, por tanto, acumulan naturalmente un valor agregado superior aun cuando su intensidad promedio de riesgo sea menor.

Por otra parte, tampoco resulta adecuado utilizar directamente el *score* promedio, ya que este mide únicamente la intensidad media del riesgo dentro de la ventana, sin incorporar explícitamente su extensión temporal. En consecuencia, dos ventanas con igual *score* promedio, pero distinta duración, serían consideradas equivalentes, aun cuando la ventana de mayor duración concentra riesgo durante un período más extenso y, por tanto, representa una condición operativamente más relevante.

Con el fin de corregir ambos sesgos, se utiliza una métrica intermedia que pondera simultáneamente la intensidad promedio de riesgo y la extensión temporal de la ventana.

Finalmente, se determina el *score* de la ventana como:

$$SCORE_w = SCORE_w^{avg} \cdot H^\beta$$

Donde:

- $SCORE_w^{avg}$ corresponde al *score* promedio de la ventana
- H corresponde a la duración de la ventana medida en horas
- β corresponde a un parámetro de ajuste de duración.

Conforme a la recomendación del estudio realizado por el Consultor, se adopta $\beta = 0,5$, lo que implica una ponderación sublineal de la duración.

Este ajuste evita sesgos hacia ventanas excesivamente cortas o largas, permitiendo balancear adecuadamente la intensidad del riesgo y la cobertura temporal de la ventana.

Así, cada ventana para cada mes tiene asignado un *score* ajustado que representa de mejor manera su criticidad operativa relativa y permite construir un *ranking* consistente para la posterior selección de meses y bloques horarios candidatos.

Etapas 5: Selección de meses candidatos

Para cada mes se evalúa la distribución completa de *scores* de ventanas dentro del mes. El indicador mensual se construye mediante el percentil 75. Esto permite medir la criticidad estructural del mes, sin depender exclusivamente de una única ventana extrema.

Una vez obtenido el *score* mensual, se identifican secuencias continuas de meses y se selecciona aquella con mayor criticidad agregada. Para ello, se exige que el *score* mensual de cada mes seleccionado cumpla con corresponder al menos a un cierto porcentaje del mejor mes (*score* más alto). Este porcentaje se determina a partir de un proceso de parametrización del modelo, cuyo objetivo es identificar aquel parámetro que permita capturar los meses de mayor estrechez para el sistema. De esta forma, la elección de este valor permite seleccionar un período de control de punta para los meses de mayor estrechez de suministro. Adicionalmente, se restringe la longitud máxima del bloque estacional a 6 meses.

Etapas 6: Elaboración de *ranking* y selección del bloque horario definitivo

Dado que se exige uniformidad horaria entre meses, es decir, la ventana definitiva debe ser la misma para todos los meses, se selecciona la ventana horaria que maximiza el *score* agregado considerando

únicamente los meses seleccionados. Esta ventana horaria corresponde al período de control de punta resultante de la aplicación de la presente metodología.

4.4 Aplicación de la metodología

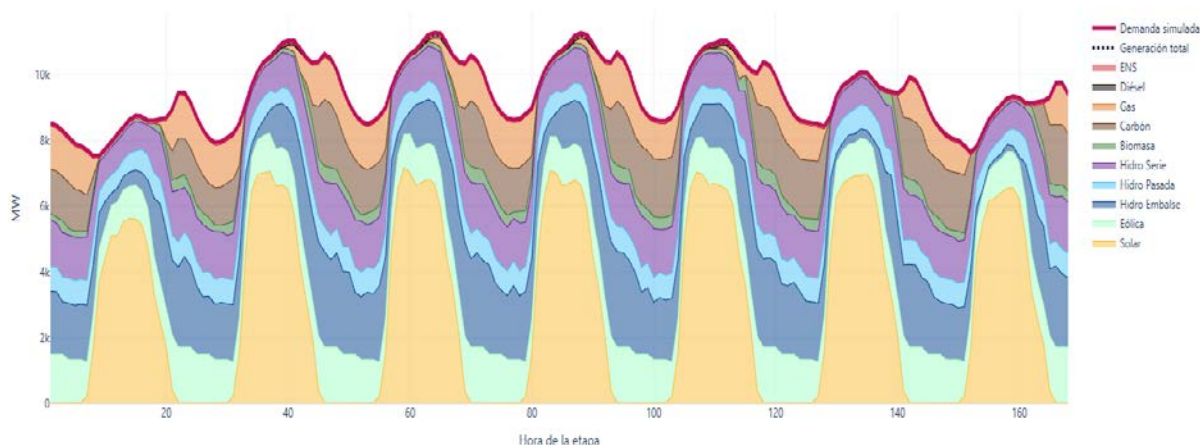
En la presente sección se ejemplifica la aplicación de la metodología de determinación del período de control de punta descrita en las secciones anteriores.

4.4.1 Aplicación del modelo para años históricos

Para efectos de ilustrar la aplicación del modelo de operación económica del sistema, a continuación se realizará el proceso descrito previamente en la Sección 4.1.1 para el año 2024, utilizando como base de datos la Programación de 12 meses de diciembre de 2023 y el Cálculo Definitivo de Potencia de Suficiencia del año 2024, ambos del Coordinador. Considerando lo anterior, la composición resultante para dicho año se puede revisar en mayor detalle en el Informe Final del Consultor.

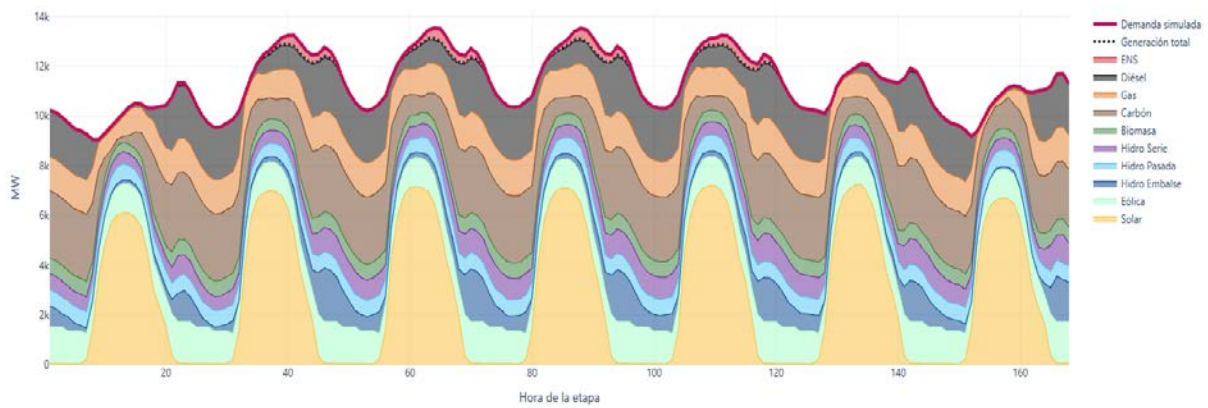
Los resultados de las simulaciones al aplicar el proceso de modelación económica muestran un comportamiento coherente con lo observado en la operación real del sistema, donde se tiene una alta penetración solar durante el día y mayor aporte de centrales térmicas y de embalse durante la noche. La siguiente gráfica muestra el despacho sistémico por tecnología para la primera semana de enero de 2024 en el escenario base y en el escenario de estrés N° 126 (que tiene mayor demanda, hidrología 98-99, limitaciones de disponibilidad térmica y de generación solar y eólica). Se aprecia cómo en este último escenario aparece alta generación diésel, e incluso se registran algunas horas con presencia de ENS.

FIGURA 6: DESPACHO AGREGADO POR TECNOLOGÍA, ENS Y DEMANDA (ENE-2024, SEMANA 1, CASO BASE)



FUENTE: *DASHBOARD* GENERADO POR EL CONSULTOR

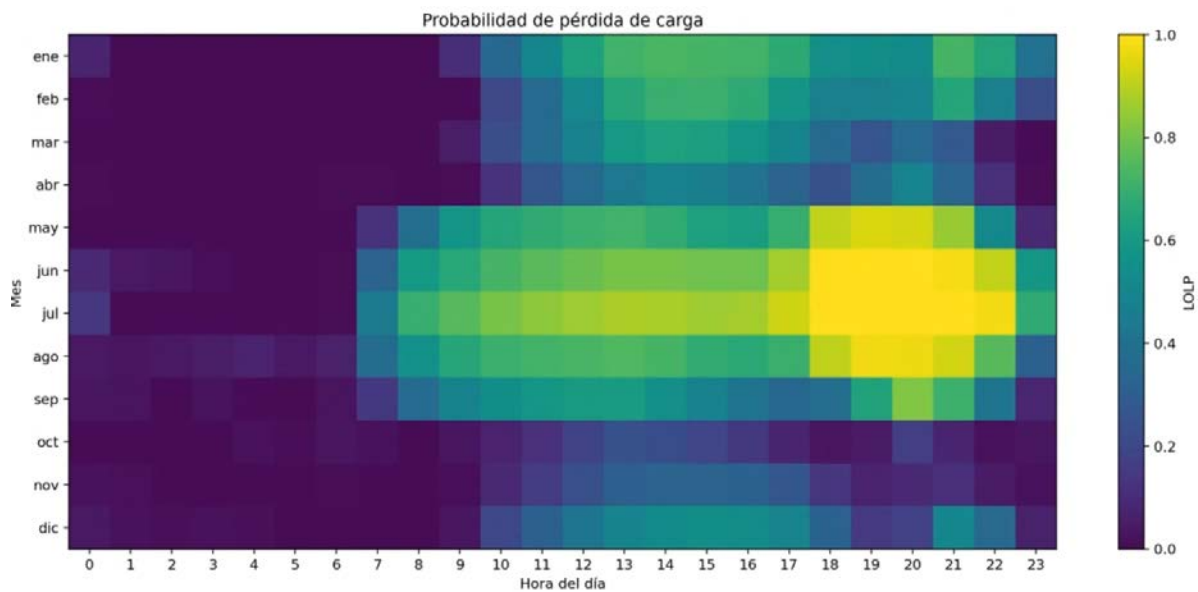
FIGURA 7: DESPACHO AGREGADO POR TECNOLOGÍA, ENS Y DEMANDA (ENE-2024, SEMANA 1, CASO ESTRÉS N°126)



FUENTE: *DASHBOARD* GENERADO POR EL CONSULTOR

Esto muestra que la metodología de escenarios de estrés permite revelar las horas de mayor vulnerabilidad del sistema, pues una vez analizados todos los períodos del año y todas las simulaciones, se identifican las horas de mayor frecuencia de pérdida de carga, así como las que presentan la mayor ENS, para posteriormente detectar la ventana que produzca mayor beneficio en la obtención de una respuesta de la demanda. Al considerar los 126 escenarios de estrés modelados y agrupar las horas en combinaciones mes-hora, se visualiza la siguiente probabilidad de pérdida de carga para el año 2024:

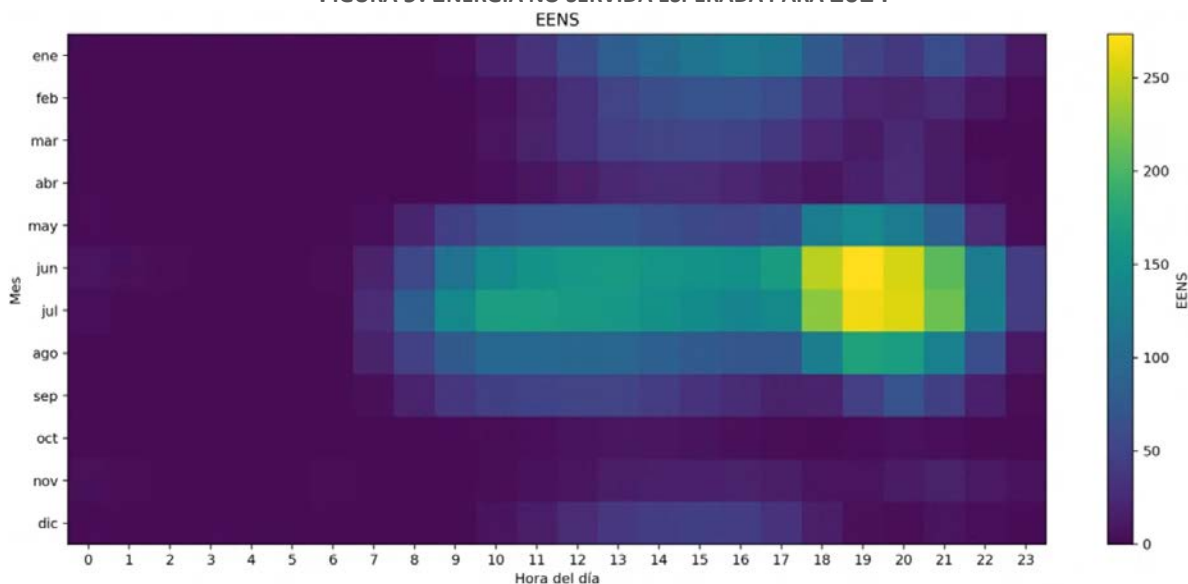
FIGURA 8: PROBABILIDAD DE PÉRDIDA DE CARGA PARA 2024



FUENTE: ESTUDIO FINAL DEL CONSULTOR

Por otro lado, se presenta en el mismo tipo de gráfico la distribución de la EENS, donde se aprecia una concentración de energía no suministrada en horas de la tarde. Es decir, aun cuando en las gráficas de probabilidad de pérdida de carga se ve que existen horas del día donde ocurren eventos de pérdida de carga, en términos de energía lo más relevante ocurre durante la tarde.

FIGURA 9: ENERGÍA NO SERVIDA ESPERADA PARA 2024



FUENTE: INFORME FINAL DEL CONSULTOR

Por ejemplo, de acuerdo con los análisis realizados en el Informe Final del Consultor, se observa que, durante los meses de verano y en las horas solares, la capacidad del corredor Pan de Azúcar-Polpaico se encuentra utilizada al 100% de manera permanente. Lo anterior, sumado a que en esas horas y en esa época del año se producen los *peaks* de demanda del sistema, genera ENS en algunas barras del centro del SEN. Así, la ENS puede atribuirse tanto a falta de capacidad de transmisión como a falta de generación local. Este efecto se profundiza en escenarios de estrés sistémico, tales como mayor demanda o menor disponibilidad de generación térmica, solar o eólica.

4.4.2 Aplicación del modelo para el año de fijación del período de control de punta

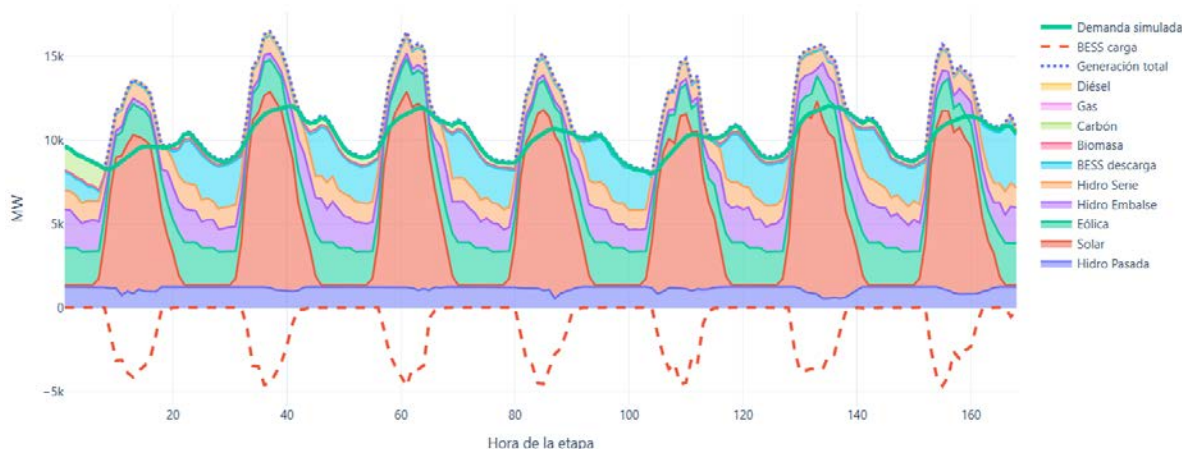
De acuerdo con los supuestos presentados en la Tabla 6, y considerando que el año a proyectar corresponde al año 2027, se realiza el proceso descrito en la Sección 4.1.2 para el año 2027, utilizando como base la Programación de 12 meses de noviembre⁵ de 2025 y el Cálculo Definitivo de Potencia de Suficiencia 2025 SEN-versión 1. La demanda de este último es escalada al año 2027 en función del Informe Definitivo de Previsión de Demanda 2025-2045 Sistema Eléctrico Nacional y Sistemas Medianos. La composición del año 2027 puede ser revisada con mayor detalle en el Informe Final del Consultor.

Los resultados de las simulaciones muestran un comportamiento que, a nivel general, representa adecuadamente la operación del SEN. La siguiente figura muestra el despacho simulado de una semana de enero de 2027 con un patrón diario claramente dominado por la variabilidad solar, lo que es consistente con la operación del sistema eléctrico chileno: durante las horas centrales del día aumenta fuertemente la generación solar, desplazando generación térmica e hidráulica, mientras que hacia la tarde-noche, cuando la producción solar cae rápidamente, el sistema debe cubrir la

⁵ Corresponde a la última programación con información disponible al momento de la elaboración del estudio y se encuentra disponible en <https://www.coordinador.cl/operacion/documentos/estudios-de-la-programacion-de-la-operacion/programacion-mensual/>

demanda con una mayor participación de tecnologías gestionables, incluyendo sistemas de almacenamiento cuya entrada en operación está proyectada para el año 2027. La curva de demanda simulada mantiene ciclos diarios marcados y alcanza niveles exigentes en torno a las horas vespertinas, justamente cuando la generación solar disminuye, generando una condición operativamente más estrecha.

FIGURA 10: DESPACHO AGREGADO POR TECNOLOGÍA, ENS Y DEMANDA (ENE-2027, SEMANA 1, ESCENARIO BASE)

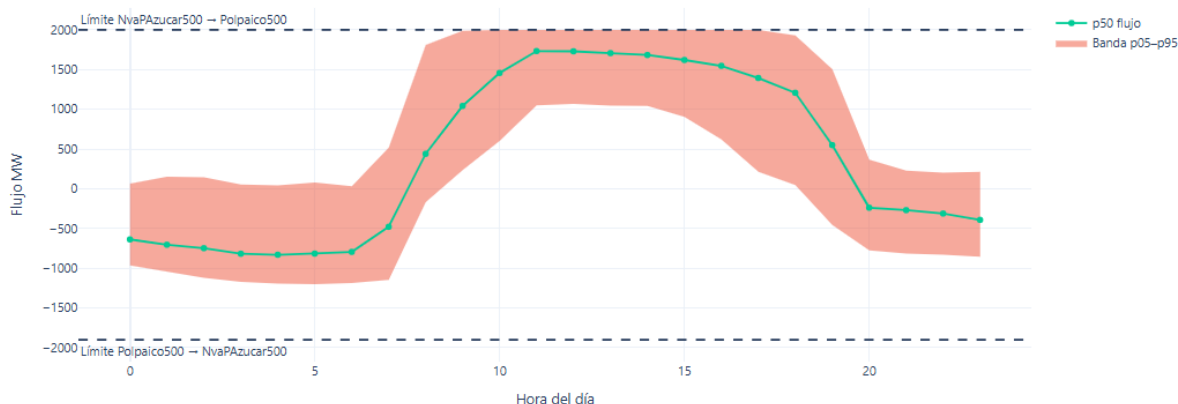


FUENTE: INFORME FINAL DEL CONSULTOR

La alta participación solar en las horas diurnas y la presencia de los sistemas de almacenamiento no solo modifican la composición de la generación, sino que también determinan de manera relevante los flujos de potencia en los grandes corredores de transmisión del SEN. En el caso del corredor Pan de Azúcar-Polpaico 500 kV, en 2024 se observa que durante la madrugada el flujo se mantiene en sentido norte, es decir, desde Polpaico hacia Pan de Azúcar, mientras que, a partir de la mañana, el sentido se revierte rápidamente y el corredor comienza a transportar volúmenes crecientes de energía hacia el sur. Esta inversión coincide con las horas de mayor generación solar, refleja el traslado de excedentes renovables desde el norte hacia la zona centro del sistema y es consistente con la operación real de este corredor. Sin embargo, en 2027, dicho patrón característico de los flujos por esta línea cambia totalmente su forma y los porcentajes de tiempo hacia uno u otro sentido, principalmente debido a la presencia de sistemas de almacenamiento.

Las siguientes figuras presentan un resumen de los flujos horarios de dicho corredor en la última semana de enero del año 2024 y los que se proyectan para el año 2027.

FIGURA 11: PERFIL HORARIO NVAPAZÚCAR500 - POLPAICO500, ETAPA 8 (ÚLTIMA SEMANA DE ENERO 2024)



FUENTE: INFORME FINAL DEL CONSULTOR

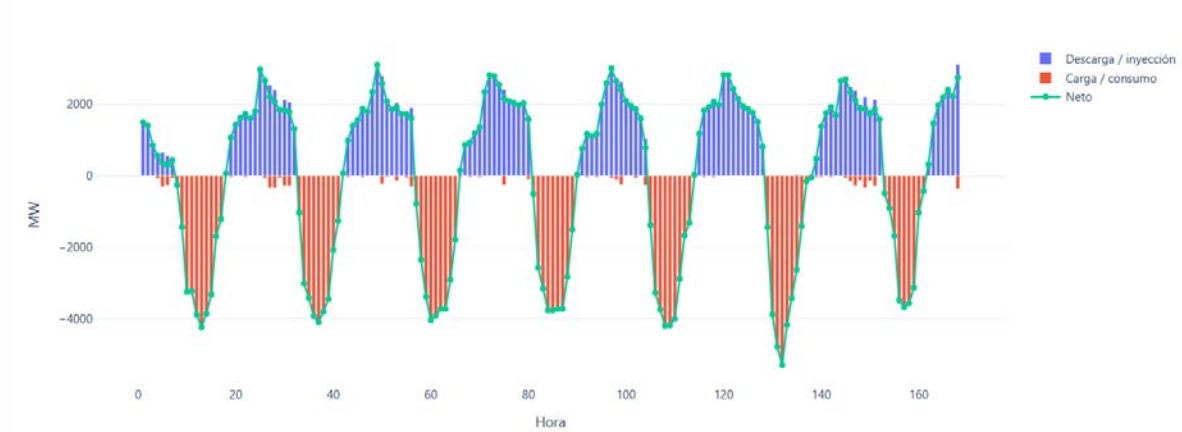
FIGURA 12: PERFIL HORARIO NVAPAZÚCAR500 - POLPAICO500, ETAPA 8 (ÚLTIMA SEMANA DE ENERO 2027)



FUENTE: INFORME FINAL DEL CONSULTOR

La siguiente gráfica muestra el despacho agregado de una semana de julio de 2027, donde se aprecia que los BESS, durante las horas de mayor generación solar, presentan carga, absorbiendo excedentes o energía de bajo costo disponible en el sistema. Posteriormente, en las horas sin sol y de mayor estrechez operativa, los BESS descargan energía hacia el sistema, contribuyendo a cubrir la demanda y reduciendo la necesidad de generación térmica adicional o de ENS. En este sentido, la operación de almacenamiento sigue el patrón esperado para el sistema chileno: carga en horas solares y descarga en horas de punta. Su operación permite aprovechar la alta disponibilidad de generación renovable durante el día y trasladarla hacia horas críticas, apoyando la suficiencia del sistema y reduciendo el estrés operativo asociado a la caída rápida de la generación solar.

FIGURA 13: OPERACIÓN HORARIA TECNOLOGÍA BESS PARA AÑO 2027



FUENTE: INFORME FINAL DEL CONSULTOR

4.4.3 Ejemplo numérico de la aplicación del algoritmo

Con el objetivo de ilustrar el funcionamiento del algoritmo, se presenta a continuación un ejemplo numérico simplificado. Este ejemplo no busca reproducir la escala completa del estudio, sino mostrar la lógica del cálculo paso a paso, de acuerdo con la implementación del código. Por simplicidad, se consideran cinco horas de análisis, dos años y cuatro escenarios por año. En la aplicación real, este procedimiento se replica sobre la estructura horaria completa del sistema, es decir, sobre 8.760 horas por año y 125 escenarios de estrés, más un escenario base.

Se consideran las siguientes horas candidatas: 18:00, 19:00, 20:00, 21:00 y 22:00. Cada hora debe entenderse como una hora completa, por ejemplo, la hora 19:00 representa el período comprendido entre 19:00 y 19:59.

1. Cálculo de indicadores horarios por año

Para cada hora y año se dispone de cuatro escenarios simulados. A partir de estos escenarios se calculan los siguientes indicadores horarios:

$$LOLP_{h,a} = \frac{\text{número de escenarios con pérdida de carga en la hora } h}{\text{número total de escenarios}}$$

$$EENS_{h,a} = \frac{\text{energía no suministrada total en la hora } h}{\text{número total de escenarios}}$$

$$M_{h,a}^{avg} = \text{promedio del margen operativo en la hora } h$$

La siguiente tabla resume los indicadores obtenidos para cada hora y año (corresponde a un ejemplo ficticio):

TABLA 10: CÁLCULO DE INDICADORES HORARIOS POR AÑO

Año	Hora	LOLP	EENS	M_avg
Año 1	18:00	0,25	2,50	515,0
Año 1	19:00	0,50	8,75	430,0
Año 1	20:00	0,75	15,00	332,5

Año	Hora	LOLP	EENS	M_avg
Año 1	21:00	0,50	6,25	392,5
Año 1	22:00	0,25	1,25	565,0
Año 2	18:00	0,25	1,25	527,5
Año 2	19:00	0,75	12,50	355,0
Año 2	20:00	0,75	18,75	292,5
Año 2	21:00	0,50	8,75	365,0
Año 2	22:00	0,00	0,00	625,0

Por ejemplo, para la hora 20:00 del año 1, tres de los cuatro escenarios presentan pérdida de carga. Por lo tanto:

$$LOLP_{20:00, Año 1} = \frac{3}{4} = 0,75$$

Si la energía no suministrada en esos cuatro escenarios suma 60 MWh, entonces:

$$EENS_{20:00, Año 1} = \frac{60}{4} = 15,0$$

Si, además, el margen operativo promedio observado en esos cuatro escenarios es 332,5 MW, entonces:

$$M_{20:00, Año 1}^{avg} = 332,5$$

2. Agregación multianual de indicadores horarios

Una vez calculados los indicadores por hora y año, el código realiza una agregación multianual. Para LOLP y EENS se utiliza el percentil 75 entre años. Esto permite representar una condición de riesgo relativamente persistente, evitando que un único año extremo determine completamente la señal de punta.

Para el M_avg, el código utiliza el promedio simple entre años. Por lo tanto, el margen operativo horario representativo corresponde al promedio de los márgenes horarios anuales.

La siguiente tabla resume los indicadores horarios multianuales utilizados por el algoritmo:

TABLA 11: AGREGACIÓN MULTIANUAL DE LOS INDICADORES HORARIOS

Hora	LOLP p75	EENS p75	M_avg prom.
18:00	0,2500	2,1875	521,25
19:00	0,6875	11,5625	392,50
20:00	0,7500	17,8125	312,50
21:00	0,5000	8,1250	378,75
22:00	0,1875	0,9375	595,00

En adelante, el algoritmo trabaja con estos valores representativos por hora.

3. Normalización del EENS

El EENS se normaliza dividiendo cada valor horario por el percentil 95 de los valores positivos observados de EENS. Luego, se aplica una cota máxima igual a 1 para evitar que valores extremos dominen el indicador compuesto.

$$EENS_h^{norm} = \min\left(\frac{EENS_h}{P95(EENS)}, 1\right)$$

En este ejemplo, el percentil 95 de los valores positivos de EENS es igual a 16,5625 MWh.

Por ejemplo, para la hora 19:00:

$$EENS_{19:00}^{norm} = \frac{11,5625}{16,5625} = 0,6981$$

Para la hora 20:00:

$$EENS_{20:00}^{norm} = \frac{17,8125}{16,5625} = 1,0755$$

Como el valor supera 1, se trunca:

$$EENS_{20:00}^{norm} = 1$$

4. Construcción del indicador de riesgo de margen

El componente de margen que entra al *score* es una transformación relativa del margen operativo promedio, M_{avg} . Para ello, se calcula primero la distribución de M_{avg} sobre las horas analizadas. Luego, se obtienen los percentiles 5 y 95 de dicha distribución. En este ejemplo:

$$P5(M^{avg}) = 325,75$$

$$P95(M^{avg}) = 580,25$$

A partir de estos valores se construye un indicador base de riesgo de margen:

$$R_h^{base} = \frac{P95(M^{avg}) - M_h^{avg}}{P95(M^{avg}) - P5(M^{avg})}$$

El resultado se acota entre 0 y 1. De esta manera, las horas con menor margen operativo reciben un valor de riesgo más alto, mientras que las horas con mayor margen operativo reciben un valor de riesgo más bajo.

Luego se aplica un exponente de sensibilidad:

$$R_h^{margin} = (R_h^{base})^\gamma$$

Donde:

$$\gamma = 1,2$$

Por ejemplo, para la hora 19:00:

$$R_{19:00}^{base} = \frac{580,25 - 392,50}{580,25 - 325,75} = 0,7377$$

$$R_{19:00}^{margin} = 0,7377^{1,2} = 0,6942$$

Para la hora 20:00, el margen promedio es particularmente bajo. En este ejemplo, el indicador queda acotado en su valor máximo:

$$R_{20:00}^{margin} = 1$$

5. Construcción del indicador compuesto horario

Una vez obtenidos los tres componentes que efectivamente entran al *score*, se construye el indicador compuesto horario como:

$$S_h = 0,5 \cdot LOLP_h + 0,4 \cdot EENS_h^{norm} + 0,1 \cdot R_h^{margin}$$

La siguiente tabla resume el cálculo final para cada hora:

TABLA 12: CONSTRUCCIÓN DEL INDICADOR COMPUESTO HORARIO

Hora	LOLP	EENS norm.	R_margin	Score horario
18:00	0,2500	0,1321	0,1731	0,1951
19:00	0,6875	0,6981	0,6942	0,6924
20:00	0,7500	1,0000	1,0000	0,8750
21:00	0,5000	0,4906	0,7556	0,5218
22:00	0,1875	0,0566	0,0000	0,1164

En la tabla, R_margin corresponde a MARGIN_RISK.

En este ejemplo, la hora 20:00 presenta el mayor *score* horario, debido a que combina una alta probabilidad de pérdida de carga, una severidad elevada y un margen operativo crítico.

6. Evaluación de ventanas horarias

A continuación se evalúan ventanas continuas de duración mínima igual a 2 horas y máxima igual a 4 horas. Para simplificar el ejemplo, se supone que los *scores* horarios obtenidos representan los *scores* promedio de los días hábiles del mes para cada hora del día. En la aplicación completa, el algoritmo calcula previamente este promedio agrupando todas las horas por mes y hora del día, excluyendo sábados y domingos. Para cada ventana se calcula el *score* promedio de las horas contenidas en ella y luego se aplica un ajuste por duración:

$$S_w = S_w^{avg} \cdot H^\beta$$

Donde:

$$\beta = 0,5$$

La siguiente tabla muestra el resultado para las ventanas posibles:

TABLA 13: EVALUACIÓN DE VENTANAS HORARIAS

Ventana	Duración	Score promedio	Score ajustado de ventana
18:00-19:00	2	0,4438	0,6276
19:00-20:00	2	0,7837	1,1083
20:00-21:00	2	0,6984	0,9877
21:00-22:00	2	0,3191	0,4513
18:00-20:00	3	0,5875	1,0176
19:00-21:00	3	0,6964	1,2062
20:00-22:00	3	0,5044	0,8736
18:00-21:00	4	0,5711	1,1422
19:00-22:00	4	0,5514	1,1028

La ventana con mayor *score* ajustado es 19:00-21:00, con un *score* de 1,2062. Esto implica que, en este ejemplo simplificado, el algoritmo seleccionaría como bloque horario más crítico el período conformado por las horas 19:00, 20:00 y 21:00.

Dado que las horas se consideran completas, este bloque debe interpretarse operacionalmente como de 19:00 a 21:59.

7. Ilustración simplificada de la selección de meses

Para ilustrar la selección de meses, supóngase que el mismo procedimiento se aplica a distintos meses y que el indicador mensual, calculado como el percentil 75 de los *scores* de ventanas del mes, entrega los siguientes resultados:

TABLA 14: SCORE MENSUAL

Mes	Score mensual p75
Abril	1,14
Mayo	1,07
Junio	0,54
Julio	0,40

El mejor mes es abril, con un *score* mensual de 1,14. Si se exige que cada mes seleccionado alcance al menos el 60% del *score* del mejor mes, el umbral mínimo es:

$$0,6 \cdot 1,14 = 0,684$$

Bajo este criterio, abril y mayo cumplen la condición, mientras que junio y julio quedan excluidos. En consecuencia, el bloque estacional seleccionado sería abril-mayo. Además, el algoritmo permite que una secuencia contenga como máximo un mes interior bajo el umbral, siempre que:

- El primer mes cumpla el umbral;

- El último mes cumpla el umbral;
- No haya más de un mes débil dentro de la secuencia; y
- El bloque no exceda los 6 meses.

Finalmente, dado que el algoritmo exige uniformidad horaria entre los meses seleccionados, se compara el desempeño de cada ventana considerando únicamente abril y mayo. Si la ventana 19:00-21:00 maximiza el *score* agregado en ambos meses, el resultado final del algoritmo sería:

Período de control de punta: abril a mayo, 19:00 a 21:59

Este resultado muestra cómo el algoritmo combina probabilidad de pérdida de carga, severidad esperada del déficit, margen operativo y restricciones prácticas de duración, seleccionando un período de punta que concentra riesgo sistémico relevante sin extender innecesariamente la señal horaria.

5 Bibliografía

- [1] Narvik, «Informe Final Estudio análisis y determinación de horario de punta en el Sistema Eléctrico Nacional ID 610-4-LE18,» 2018.
- [2] R. Billinton y R. N. Allan, Reliability evaluation of power systems, Springer Science & Business Media, 1996.
- [3] IEEE Power Engineering Society, «Probability analysis of power system reliability: Tutorial course,» *IEEE Publications*, Vols. %1 de %2IEEE Publication No. 71M30-PWR, 1971.
- [4] North American Electric Reliability Corporation (NERC), «Probabilistic Assessment Guideline,» *NERC Publications*, 2022.
- [5] European Network of Transmission System Operators for Electricity (ENTSO-E), «Mid-term Adequacy Forecast 2023,» *ENTSO-E Publications*, 2023.
- [6] Federal Energy Regulatory Commission (USA), «Resource adequacy requirements: Reliability and economic consultant report,» 2013. [En línea]. Available: <https://www.ferc.gov/sites/default/files/2020-05/02-07-14-consultant-report.pdf>.
- [7] Ofgem (UK), «Electricity Capacity Assessment Report 2023,» *Office of Gas and Electricity Markets publications*, 2023.
- [8] Australian Energy Market Operator (AEMO), «Electricity Statement of Opportunities,» *AEMO Publications*, 2023.
- [9] Ember, «Chile surpasses 40% wind and solar for the first time in December,» 2025. [En línea]. Available: <https://ember-energy.org/latest-updates/chile-surpasses-40-wind-and-solar-for-the-first-time-in-december/>.
- [10] Electric Reliability Council of Texas (ERCOT), «Capacity, Demand, and Reserves Report,» *ERCOT Publications*, 2024.
- [11] Ministerio de Energía, Chile, «Planificación Energética de Largo Plazo,» 2025. [En línea]. Available: <https://energia.gob.cl/pelp>.
- [12] N. Atkinson, T. Vial y A. M. Mandujano, «Renewable Energy 2024 - Chile Trends and Developments. Practice Guides,» Chambers and partners, 2024. [En línea]. Available: <https://practiceguides.chambers.com/practice-guides/renewable-energy-2024/chile/trends-and-developments>.
- [13] Y. Zhou, P. Mancarella y J. Mutale, «Framework for capacity credit assessment of electrical energy storage and demand response,» *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, nº 9, pp. 2267-2276, 2018.
- [14] R. Billinton y W. Wangdee, «Reserve assessment of bulk electric systems containing large wind farms,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 20, nº 2, pp. 1259-1267, 2005.
- [15] International Energy Agency (IEA), «Denmark - Countries & Regions,» 2024. [En línea]. Available: <https://www.iea.org/countries/denmark>.
- [16] B. Hasche, A. Keane y M. O'Malley, «Capacity value of wind power, calculation, and data requirements: the Irish power system case,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, nº 1, pp. 420-430, 2011.
- [17] Empresa de Pesquisa Energética (EPE), «Plano Decenal de Expansão de Energia 2032,» *Ministerio de Minas y Energía, Brasil*, 2023.

- [18] National Grid ESO (UK), «Electricity Capacity Report 2023,» *National Grid publications*, 2023.
- [19] R. Doherty y M. O'Malley, «Reliability assessment of bulk electric systems containing large wind farms,» *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 29, nº 7, pp. 557-565, 2007.
- [20] A. Keane, M. Milligan, C. J. Dent, B. Hasche, C. D'Annunzio, K. Dragoon y M. O'Malley, «Capacity value of wind power,» *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, nº 2, pp. 564-572, 2011.
- [21] J. D. Kueck, B. J. Kirby, P. N. Overholt y L. C. Markel, «Part 4 Loss of Load Probability: A Historical Perspective,» *Measurement Practices for Reliability and Power Quality: A Toolkit of Reliability Measurement Practices*, 2004.
- [22] K. Dragoon y M. Milligan, «Assessing wind integration costs with dispatch models: A case study,» de *Windpower 2003 Conference*, Austin, Texas, USA, 2003.
- [23] P. Giorsetto y K. F. Utsurogi, «Development of a new procedure for reliability modeling of wind turbine generators,» *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 2, pp. 134-143, 1983.
- [24] M. Milligan y K. Porter, «Determining the capacity value of wind: An updated survey of methods and implementation,» *National Renewable Energy Laboratory publications*, Vols. %1 de %2NREL/CP-500, nº 43433, 2008.
- [25] I. J. Pérez-Arriaga y C. Batlle, «Impacts of intermittent renewables on electricity generation system operation,» *Economics of Energy & Environmental Policy*, vol. 1, nº 2, pp. 3-17, 2012.
- [26] C. D'Annunzio y S. Santoso, «Noniterative method to approximate the effective load carrying capability of a wind plant,» *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 23, nº 2, pp. 544-550, 2008.
- [27] California Independent System Operator (CAISO), «2023 Summer Loads and Resources Assessment,» *CAISO Publications*, 2023.
- [28] Coordinador Eléctrico Nacional, Chile, «Estadísticas de Operación del Sistema Eléctrico Nacional,» 2024. [En línea]. Available: <https://www.coordinador.cl>.
- [29] N. I. Oses y D. Watts, «Análisis espacio-temporal de la generación agregada de proyectos eólicos en los sistemas eléctricos en Chile,» *Tesis para optar al grado de Magister en Ciencias de la Ingeniería. Pontificia Universidad Católica de Chile*, 2015.
- [30] M. I. Osses y R. Palma, «Estudio del potencial de complementariedad existente en la producción de energía eléctrica mediante fuentes renovables en Chile,» *Memoria para optar al título de ingeniero civil eléctrico. Universidad de Chile*, 2022.
- [31] T. I. Gómez y R. Rondanelli, «Identificación de patrones de gran escala conducentes a la formación de condiciones de río atmosférico en Chile continental,» *Tesis para optar al grado de magíster en meteorología y climatología. Universidad de Chile*, 2022.
- [32] D. A. Silva y C. Aguirre, «Caracterización de la evolución de la surgencia costera en Chile, mediante el análisis de tendencias de viento y temperatura superficial del mar,» *Memoria del proyecto para optar al título de Ingeniero Civil Oceánico. Universidad de Valparaíso*, 2019.
- [33] Generadoras de Chile A.G., «Boletines Mensuales,» Julio 2025. [En línea]. Available: <https://generadoras.cl/category/boletines-mensuales/>.
- [34] Asociación Chilena de Energías Renovables y Almacenamiento A.G., «Estadísticas. Sector de generación de energía eléctrica renovable,» Julio 2025. [En línea]. Available: <https://cdn.acera.cl/wp-content/uploads/2025/09/2025-07-Boletin-Estadisticas-ACERA.pdf>.

- [35] M. M. Islam, T. Yu, G. Giannoccaro, Y. Mi, M. La Scala, M. R. Nasab y J. Wang, «Improving Reliability and Stability of the Power Systems: A Comprehensive Review on the Role of Energy Storage Systems to Enhance Flexibility,» *IEEE Topical Review*, 2024.
- [36] Ministerio de Energía, Chile, «Estrategia nacional de electro-movilidad,» 2021.
- [37] ECCO International, «Propuesta de diseño de un mercado mayorista de energía, servicios complementarios y capacidad basado en ofertas en Chile,» Informe realizado para el Coordinador Eléctrico Nacional, Chile, 2024.
- [38] L. R. Atkeson y R. M. Álvarez, *The Oxford Handbook of Polling and Survey Methods*, Oxford University Press, 2015.
- [39] Instituto Nacional de Estadísticas, Chile, «Encuesta de microemprendimiento 2017. Diseño muestral,» 2017.
- [40] C. Wolf, D. Joye, T. W. Smith y Yang-chih Fu, *The SAGE Handbook of Survey Methodology*, SAGE Publications Ltd, 2016.
- [41] Centro de Estudios Públicos, «Manual de usuario Encuesta CEP,» 2025.
- [42] L. A. y R. Álvarez, *The Oxford Handbook of Polling and Survey Methods*, Oxford University Press, 2015.
- [43] C. E. Nacional, «Reporte anual de desempeño del SEN,» [En línea]. Available: <https://www.coordinador.cl/reportes/documentos/reporte-anual-de-desempeno-del-sen/>. [Último acceso: 2025].
- [44] Ministerio de Economía, Fomento y Reconstrucción, «Decreto con Fuerza de Ley 4/2018,» 05 Febrero 2007. [En línea]. Available: <https://bcn.cl/32RcDQ>.
- [45] Ministerio de Energía, Chile, «Fija listado de instalaciones de transmisión zonal de ejecución obligatoria, necesarias para el abastecimiento de la demanda,» DE 418-17, 04 Agosto 2017. [En línea].
- [46] Superintendencia de Electricidad y Combustibles, Chile, «Oficio ordinario electrónico N°227259,» Informa interpretación administrativa que indica, 22 Mayo 2024. [En línea].
- [47] Ministerio de Energía, Chile, «Establece un nuevo sistema de transmisión eléctrica y crea un organismo coordinador independiente del sistema eléctrico nacional,» Ley N° 20.936, 20 Julio 2016. [En línea]. Available: <https://bcn.cl/3gqia>.
- [48] Coordinador Eléctrico Nacional, Chile, «Minuta reasignación de ingresos tarifarios por art. 114°bis DFL N°4,» Revisión 4. [En línea]. [Último acceso: Julio 2025].
- [49] Ministerio de Energía, Chile, «Aprueba reglamento de calificación, valorización, tarificación y remuneración de las instalaciones de transmisión,» DE 010-19, 13 Junio 2020. [En línea]. Available: <https://bcn.cl/3le9s>.
- [50] Coordinador Eléctrico Nacional, Chile, «Informe cálculo definitivo de potencia de suficiencia de las centrales generadoras del sistema eléctrico nacional año 2024,» 2025.
- [51] Söder, L., «Simulation of wind speed forecast errors for operation planning of multiarea power systems,» *International IEEE Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems*, pp. 723-728, 2004.
- [52] G. Heynes, «Renewables supply 100% of South Australia's electricity demand for almost a third of 2024,» PV-Tech, 2025. [En línea]. Available: <https://www.pv-tech.org/renewables-supply-100-of-south-australias-electricity-demand-for-almost-a-third-of-2024/>.
- [53] EirGrid (Ireland), «Generation Capacity Statement 2023-2032,» *EirGrid Group publications*, 2023.

- [54] C. Ludeña y D. Ryfisch, «Chile: Mitigación y Adaptación al Cambio Climático,» *Documentos Banco Interamericano del Desarrollo. División de Cambio Climático y Sostenibilidad*, 2015.
- [55] J. C. Castilla, F. J. Meza, S. Vicuña, P. A. Marquet y J. P. Montero, *Cambio climático en Chile. Ciencia, mitigación y adaptación*, Ediciones Universidad Católica de Chile, 2019.
- [56] F. Pinto, «Cambio climático en Chile: del desafío global a la oportunidad local,» *Friedrich Ebert Stiftung Chile*, 2019.
- [57] F. Santibáñez, «El cambio climático y los recursos hídricos de Chile. La transición hacia la gestión del agua en los nuevos escenarios climáticos de Chile,» Informe realizado para el Ministerio de Agricultura. Oficina de Estudios y Políticas Agrarias, 2016.
- [58] Z. Shen y M. Ritter, «Forecasting volatility of wind power production,» *Elsevier Applied Energy*, vol. 176, pp. 295-308, 2016.
- [59] J. Carvalho, U. B. Schwartz y C. Borges, «Copula based model for representation of hybrid power plants in non-sequential Monte Carlo reliability evaluation,» *Elsevier Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 35, nº 101077, 2023.
- [60] S. Fields, «Critical peak pricing: What you need to know,» EnergySage, 6 Diciembre 2023. [En línea]. Available: <https://www.energysage.com/electricity/critical-peak-pricing-overview/>.
- [61] Repsol, «Tarifa luz con discriminación horaria,» Repsol. [En línea]. Available: <https://www.repsol.es/particulares/hogar/luz-y-gas/tarifas/tarifa-discriminacion-horaria/>. [Último acceso: 23 Julio 2025].
- [62] F. Le Gay Brereton, «Co-incident peak demand charges,» Gridcog Blog, 12 Agosto 2024. [En línea]. Available: <https://www.gridcog.com/blog/peak-demand-charges>.
- [63] Acclaim Energy México, «100 horas críticas: El reto del Mercado para el Balance de Potencia,» LinkedIn, 2 Marzo 2023. [En línea]. Available: <https://es.linkedin.com/pulse/100-horas-cr%C3%ADticas-el-reto-del-mercado-para-balance-de>.