



UNIVERSIDAD TECNICA
FEDERICO SANTA MARIA

Departamento de Industrias

**Advanced KPIs: Análisis avanzado del desbalance de
voltaje y desarrollo de herramienta de monitoreo para
sistemas de almacenamiento de energía en baterías**

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
INDUSTRIAL**

AUTOR

PAOLO ANTONIO LUGARO CABRERA

Profesor Guía

Edward Johns Neumann

Profesor Co-referente

Francisco Freire Arriagada

SANTIAGO DE CHILE, AGOSTO, 2026



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: Advanced KPIs: Análisis avanzado del desbalance de voltaje y desarrollo de herramienta de monitoreo para sistemas de almacenamiento de energía en baterías

Nombre del candidato(a): Paolo Antonio Lugaro Cabrera

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Industrial

Campus: Vitacura **Departamento:** Industrias

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Edward Harold Johns Neumann, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 12/08/2026

Firma: 

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 12/08/2026

Firma: 

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Índice

1. Resumen Ejecutivo	8
2. Abstract	10
3. Problema de Investigación	12
4. Objetivos	14
4.1. Objetivo General	14
4.2. Objetivos Específicos	14
5. Marco Teórico	15
5.1. Antecedentes de la Matriz energética chilena	15
5.2. ERNC en Chile	15
5.2.1. Energía Solar	15
5.2.2. Energía Eólica	16
5.3. Vertimiento	18
5.4. Almacenamiento energético	20
5.5. BESS	22
5.5.1. Operación en Chile	24
5.5.2. Sistemas de control y datos en BESS	24
5.5.3. Parámetros de BESS	26
5.5.4. Curva OCV	28
5.6. Problemas en BESS	30
5.6.1. Desbalance de celdas	32
5.6.2. Balanceo de celdas	34
5.6.3. Monitoreo y analítica de datos en BESS	37
6. Metodología	40

6.1.	Entendimiento del negocio y la problemática	40
6.1.1.	Fuente de datos	42
6.2.	Descarga de datos operacionales	42
6.2.1.	Granularidad de datos	43
6.2.2.	Variables	43
6.2.3.	Estrategia de descarga	44
6.3.	Caracterización del desbalance de voltaje	45
6.4.	Detección del punto de relajación y cálculo de Delta SoC	47
6.4.1.	Limitaciones en Tamaya	51
6.5.	Cuantificación de impacto operativo	52
6.6.	Valorización de la Stranded Energy	53
6.7.	Definición de Advanced KPIs	53
6.7.1.	Voltage Relaxation	54
6.7.2.	Capacidad operacional y SoH operacional	55
6.7.3.	RTE	57
6.7.4.	FCE MTD	58
6.8.	Automatización de cálculos de KPIs	60
7.	Resultados	62
7.1.	Caracterización del desbalance de voltaje	62
7.2.	Cálculo de Delta SoC	67
7.3.	Análisis de Stranded Energy	69
7.4.	Valorización del desbalance	70
7.5.	Advanced KPIs	73
7.5.1.	Voltage Relaxation	73
7.5.2.	Capacidad Operacional	75
7.5.3.	SoH Operacional y Delta SoH	77
7.5.4.	RTE	80

7.5.5. FCE MTD	82
7.6. Cálculo automático e implementación en Grafana	83
8. Conclusiones	93
8.1. Limitaciones	98
8.2. Trabajo futuro	99

Índice de figuras

1.	Radiación solar directa diaria promedio en la comuna de María Elena, región de Antofagasta	16
2.	<i>Participación diaria de ERNC</i>	17
3.	<i>Evolución Anual de vertimiento de ERNC</i>	19
4.	Contenedor de módulos de baterías de ENGIE en BESS Capricornio.	23
5.	<i>Curva OCV de celda LFP</i>	29
6.	<i>Desbalance de celdas en la descarga</i>	33
7.	<i>Balanceo pasivo de celdas</i>	35
8.	<i>Balanceo activo de celdas</i>	36
9.	<i>Organización dentro de PowerTitan 1</i>	41
10.	Serie de tiempo de voltajes y SoC en un ciclo	46
11.	Final de la descarga	47
12.	<i>Curva OCV continua de celda LFP</i>	49
13.	Pipeline de automatización de KPIs	61
14.	Comportamiento intradiario de voltajes para los 3 parques	62
15.	Comportamiento intradiario de desbalance de voltaje para los 3 parques	63
16.	Comparación de desbalance de voltaje promedio entre parques	64
17.	Tasa de aumento de desbalance promedio por parque	65
18.	Dispersión del desbalance de voltaje por parque (P10-P90)	65
19.	Distribución de horas de reposo por parque en el último mes analizado	66
20.	Comparación de Delta SoC promedio entre parques	67
21.	Distribución de Delta SoC en el último mes analizado	68
22.	Evolución de Stranded Energy mensual y acumulado por parque	69
23.	Costo de oportunidad mensual en USD	70
24.	Costo de oportunidad acumulado en USD	71

25.	Dispersión del Voltage Relaxation por parque (P10-P90)	73
26.	Distribución Voltage Relaxation por parque en el último mes analizado . . .	75
27.	Capacidad Operacional versus capacidad contractual	75
28.	SoH Operacional y Delta SoH	77
29.	Correlación entre SoH y Voltage Relaxation	79
30.	RTE	80
31.	Distribución de FCE MTD por parque en último mes	82
32.	Evolución de FCE MTD para los tres parques	83
33.	Flujos automáticos en Node-RED	83
34.	Dashboard implementado de Flota BESS ENGIE	85
35.	Dashboard implementado de BESS Coya	87
36.	Dashboard implementado de BESS Tamaya	89
37.	Dashboard implementado de BESS Capricornio	91

Índice de tablas

1.	<i>Variables descargadas</i>	44
2.	<i>Períodos de análisis por parque BESS</i>	45
3.	<i>Condiciones para detección de relajación de voltaje</i>	48
4.	<i>Variables del punto de relajación</i>	50
5.	<i>Capacidad nominal por rack según parque BESS</i>	52
6.	<i>Resumen de KPIs avanzados implementados</i>	60
7.	Resumen de Stranded Energy por parque.	70
8.	Resumen de Costo de oportunidad por parque.	72

Agradecimientos

Al encontrarme escribiendo estas palabras y cerrando la etapa más importante de mi vida hasta ahora, quiero agradecer el enorme esfuerzo y sacrificio de mis padres, Susan y Raimundo, quienes me han dado todas las herramientas y enseñanzas para forjar quien soy, quienes me han guiado y aconsejado en cada decisión que he tomado y de quienes estaré eternamente agradecido.

Gracias Nora por ser mi lugar seguro, confidente y fiel compañera. Por motivarme a crecer como persona y por todo el amor que me has entregado.

Gracias a mis amigos, por el cariño, compañerismo y risas durante todos estos años.

Y por ultimo, gracias a Mota y Domi, mis gatitas, quienes me enseñaron que el amor real viene en distintas formas.

1. Resumen Ejecutivo

El desbalance de voltaje entre celdas es un fenómeno inherente a los sistemas de almacenamiento de energía en baterías (BESS) con celdas en serie. En operación, la celda con menor estado de carga detiene la descarga del rack completo antes de que el resto de celdas alcance su límite inferior, dejando energía almacenada inaccesible para el despacho. Cuantificar ese diferencial y hacer seguimiento automático de su evolución era, al inicio de esta investigación, una capacidad ausente en ENGIE Chile.

Este trabajo desarrolló una metodología para estimar el desbalance de voltaje y su impacto operativo a partir de datos de telemetría SCADA, y construyó una arquitectura de monitoreo automatizada para el cálculo diario de indicadores avanzados de desempeño en los tres parques BESS operativos de la compañía: Coya (638 MWh), Tamaya (418 MWh) y Capricornio (264 MWh), todos basados en tecnología Sungrow PowerTitan 1 con celdas LFP. La cuantificación del desbalance se basa en la detección de eventos de relajación de voltaje posteriores a descargas profundas, bajo condiciones de corriente menor o igual a 1 A, estado de carga inferior al 10 % y duración mínima de 120 minutos. En esas condiciones, el voltaje converge hacia su valor de circuito abierto (OCV), lo que permite estimar el estado de carga de la celda mínima y del promedio del rack mediante interpolación sobre una curva OCV construida por Laborelec en condiciones de laboratorio. La diferencia entre ambas estimaciones define el indicador Delta SoC, que expresa la fracción de capacidad no despachada por ciclo.

El Delta SoC creció de forma sostenida en los tres parques desde el inicio de la operación comercial, a una tasa promedio de 0,2 puntos porcentuales por mes durante la fase inicial. Traducido a energía, los tres parques acumularon en conjunto más de 14.800 MWh de energía no despachada (Stranded Energy) durante los períodos analizados. Valorizada al precio de captura de cada parque, esa energía representa un costo de oportunidad acu-

mulado de 867.799 USD en Coya, 347.075 USD en Tamaya y 145.427 USD en Capricornio. Expresado como porcentaje de los ingresos por despacho, Coya y Tamaya equivalen a 2,4 % y Capricornio a 1,9 %. Además del desbalance, se definieron y calcularon seis indicadores avanzados adicionales: Voltage Relaxation, Capacidad Operacional, SoH Operacional, Delta SoH, RTE y FCE MTD.

Los cálculos se automatizaron sobre Node-RED, con scripts en Python que se ejecutan durante la madrugada y actualizan los indicadores del día anterior en una base de datos InfluxDB Sandbox antes del inicio de la jornada operacional. Los resultados se visualizan en dashboards de Grafana estructurados en tres niveles: flota, parque y rack. La herramienta proporciona a ENGIE una capacidad permanente para cuantificar el impacto del desbalance de voltaje y monitorear el desempeño operacional de su flota BESS mediante indicadores calculados automáticamente a partir de datos SCADA. La solución desarrollada fue revisada por el Global Fleet Manager de BESS & Hydro de ENGIE, quien destacó que constituye el primer sistema integrado de este tipo dentro de la compañía y solicitó los scripts para evaluar su implementación en otros activos internacionales.

Palabras claves: BESS, desbalance de voltaje, Delta SoC, curva OCV, degradación, relajación de voltaje, automatización, Grafana.

2. Abstract

Voltage imbalance between series-connected cells is an inherent phenomenon in lithium-ion battery energy storage systems (BESS). During discharge, the weakest cell reaches the lower voltage cutoff before the remaining cells are depleted, leaving stored energy inaccessible to the grid. This work develops a methodology to quantify that imbalance from operational SCADA telemetry and builds an automated monitoring architecture for the daily calculation of advanced performance indicators across three utility-scale BESS parks operated by EN-GIE Chile: Coya (638 MWh), Tamaya (418 MWh), and Capricornio (264 MWh), all based on Sungrow PowerTitan 1 technology with LFP cells.

Imbalance quantification relies on detecting voltage relaxation events following deep-discharge cycles, under conditions of current below 1 A, state of charge below 10 %, and minimum rest duration of 120 minutes. Under those conditions, cell voltages converge toward their open-circuit voltage (OCV), enabling state-of-charge estimation for the minimum-voltage cell and the rack average via interpolation over a laboratory-measured OCV curve. The difference between both estimates defines the Delta SoC indicator, which represents the fraction of capacity unavailable for dispatch per cycle.

Delta SoC grew steadily across all three parks from commercial operation date, at an average rate of 0.2 percentage points per month during the initial phase. The combined Stranded Energy across the three parks exceeded 14,800 MWh over the analyzed periods. Valued at each park’s capture price, this represents cumulative opportunity costs of USD 867,799 at Coya, USD 347,075 at Tamaya, and USD 145,427 at Capricornio, equivalent to 2.4 %, 2.4 %, and 1.9 % of dispatch revenues, respectively. Six additional advanced KPIs were defined and calculated: Voltage Relaxation, Operational Capacity, Operational SoH, Delta SoH, RTE, and MTD Equivalent Full Cycles.

The calculation pipeline was automated on Node-RED, with Python scripts running overnight and updating the previous day's indicators in an InfluxDB Sandbox before the operations team begins its shift. Results are visualized in Grafana dashboards structured across three levels: fleet, park, and rack. The tool provides ENGIE a continuous capability to quantify the impact of voltage imbalance and monitor the operational performance of its BESS fleet using indicators automatically calculated from SCADA data. The solution developed was reviewed by Thiago Vidor, ENGIE's Global Fleet Manager for BESS & Hydro, who identified it as the first built-in system of this kind within the company and requested the scripts to evaluate their implementation on other international assets.

Keywords: BESS, Voltage imbalance, Delta SoC, OCV curve, degradation, voltage relaxation, automation, Grafana.

3. Problema de Investigación

Históricamente, la matriz energética chilena se componía de carbón y petróleo como principales fuentes de generación, pero en los últimos años las energías renovables no convencionales (ERNC) han ganado terreno. Sin embargo, estas traen consigo el desafío de la variabilidad de su generación (Bird et al., 2016). En este contexto, Chile ha incrementado significativamente la instalación de sistemas de almacenamiento de energía en baterías (BESS). Estos sistemas consisten en grupos de contenedores con gran cantidad de celdas de Ion-Litio en su interior, capaces de almacenar energía eléctrica para su uso posterior. Funcionan como respaldo o reguladores dentro de la red, permitiendo estabilizar la entrega energética según la oferta y la demanda (Chatzinikolaou & Rogers, 2016).

Empresas como ENGIE están invirtiendo en este tipo de tecnologías para fortalecer sus sistemas de generación eléctrica renovable. La planta BESS COYA, ubicada en la región de Antofagasta, es la segunda más grande de este tipo en América del sur. Este activo de la compañía, inaugurado en 2024, cuenta con 139 MW de potencia instalada y una capacidad de almacenamiento de 638 MWh, equivalente a 100.000 hogares (ENGIE Chile, 2024). Al 31 de marzo de 2026, existen 38 sistemas de almacenamiento de diversas compañías en fase de construcción a lo largo de todo el país, los cuales representan una inversión estimada de USD 4.076 millones y un aporte en 4.597 MW de capacidad instalada y 18.780 MWh de energía almacenada (Ministerio de Energía, 2026).

En operación, el monitoreo de las baterías se realiza a través de plataformas SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), que proporcionan alarmas e información sobre el estado del activo (InfluxData, 2026). Estos sistemas adquieren y registran en tiempo real variables como voltaje, corriente y temperatura desde sensores del equipo. Sin embargo, la telemetría disponible en SCADA no siempre basta para identificar de forma temprana fenómenos inherentes a las baterías, los cuales necesitan un mayor cómputo para su detección y

cuantificación (Sun et al., 2025). Uno de estos fenómenos es el desbalance de voltaje entre celdas, intrínseco a los sistemas de almacenamiento en baterías, que reduce la energía despachable del sistema y puede inducir detenciones prematuras de carga o descarga, afectando tanto la disponibilidad operativa como el rendimiento económico del BESS (Bashir et al., 2022; Breuer & Sourkounis, 2025)

En este sentido, se debe desarrollar una metodología aplicable al contexto real de operación de BESS en Chile, orientada a transformar datos de telemetría en información útil para la detección y seguimiento del desbalance, así como para la toma de decisiones de mantenimiento y operación. Su valor radica en conectar la información disponible en plataformas de monitoreo con indicadores técnicos que permitan caracterizar desviaciones, evaluar su evolución en el tiempo y apoyar la gestión del activo. Un enfoque de operación data-driven en BESS no solo puede sacar el máximo provecho de sus sistemas, sino también evitar errores comunes que provocan un rendimiento deficiente, incidentes de seguridad o pérdidas financieras (Chen et al., 2025; Kumar & Das, 2024; TWAICE, 2025).

Lo expuesto nos abre las siguientes preguntas: ¿cómo puede cuantificarse y seguirse el desbalance en un BESS a partir de datos operacionales?, ¿qué indicadores avanzados permiten describir de mejor manera este fenómeno en la operación real?, y ¿de qué forma una arquitectura de monitoreo automatizada contribuye a detectar desviaciones y facilitar decisiones de mantenimiento y operación?

4. Objetivos

4.1. Objetivo General

Desarrollar una metodología automática para cuantificar el desbalance de voltaje y su impacto operativo en sistemas BESS, junto con una arquitectura de monitoreo Near Real-Time para el cálculo e implementación de KPIs avanzados en ENGIE

4.2. Objetivos Específicos

- Descargar, procesar y estructurar datos de telemetría para su uso en el cálculo de indicadores de desempeño y análisis del sistema.
- Caracterizar el fenómeno de desbalance de voltaje en sistemas BESS a partir de datos operacionales obtenidos desde plataformas SCADA.
- Estimar la diferencia de estado de carga (SoC) entre la celda limitante y el promedio del rack mediante la relación OCV-SoC utilizando voltajes medidos en condiciones de relajación.
- Estimar la energía no utilizada (Stranded Energy) asociada al desbalance de voltaje.
- Valorizar económicamente el costo de oportunidad asociado a la energía no utilizada como resultado del desbalance de voltaje.
- Construir una arquitectura de monitoreo automatizada para el cálculo y almacenamiento de KPIs de desempeño en sistemas BESS.
- Implementar y visualizar indicadores clave de desempeño (KPIs) en plataformas de monitoreo, permitiendo el análisis a nivel de flota, parque, contenedor y rack.

5. Marco Teórico

5.1. Antecedentes de la Matriz energética chilena

La generación eléctrica es uno de los pilares fundamentales del desarrollo económico y social de los países, ya que permite abastecer las necesidades energéticas de industrias, hogares, transporte e infraestructura crítica. Esta generación se lleva a cabo a través de diversas fuentes primarias de energía, las cuales se transforman en electricidad mediante procesos termoeléctricos, hidroeléctricos o renovables. En las últimas décadas, el sector energético ha experimentado una transición significativa a nivel global, motivada por la necesidad de reducir las emisiones de gases de efecto invernadero y avanzar hacia una matriz más sustentable.

En Chile, el proceso de transformación de la matriz energética ha sido particularmente acelerado. Hasta principios de la década de 2010, la generación eléctrica del país se sustentaba principalmente en centrales a carbón, diésel e hidroeléctricas. Sin embargo, gracias a condiciones naturales favorables, políticas públicas orientadas a la descarbonización y costos decrecientes (Bird et al., 2016); las energías renovables no convencionales (ERNC) han adquirido un papel central. Sin ir más atrás, en 2023 la matriz estaba compuesta en un 43,7 % por renovables y para el año 2025 este valor aumentó a 67,8 % (Generadoras, 2025a), eso significa que hoy en día la energía generada en el país proviene mayoritariamente de fuentes renovables. A raíz de lo mencionado, se vuelve importante conocer las principales fuentes renovables ERNC del país: solar y eólica.

5.2. ERNC en Chile

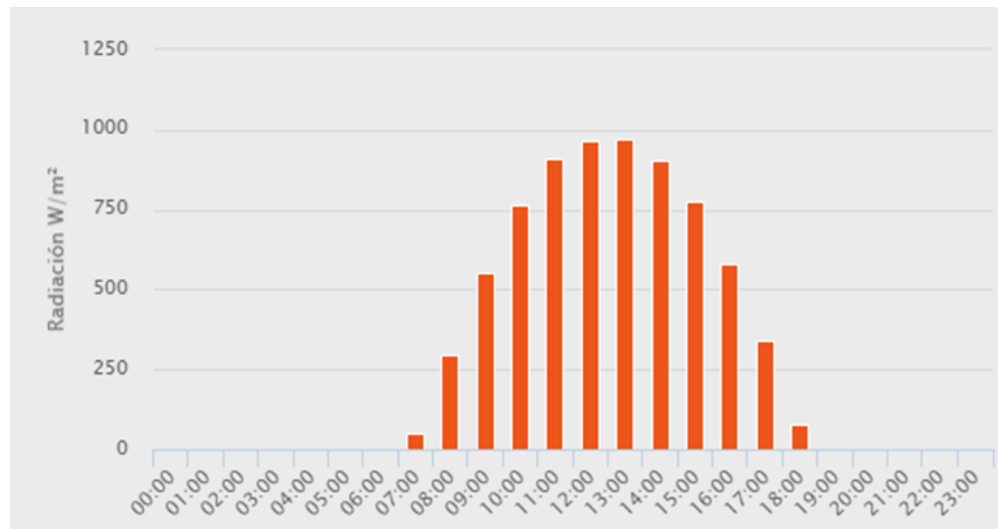
5.2.1. Energía Solar

La generación solar fotovoltaica ha tenido un crecimiento destacable. Esto se debe a la excelente radiación solar que presenta el norte del país, especialmente en la región de Antofagasta y el Desierto de Atacama, donde se registran algunos de los índices de irradiancia más

altos del mundo, con picos de irradiancia superiores a los 2500 [W/m²] (Cordero et al., 2023).

Figura 1

Radiación solar directa diaria promedio en la comuna de María Elena, región de Antofagasta



Nota: Tomado de <https://solar.minenergia.cl/exploracion>

La principal desventaja de estos sistemas es que la energía no es constante. Esto se visualiza en la figura 1. La radiación varía dependiendo de la hora, siendo el momento de mayor generación cuando el sol alcanza el cenit alrededor del mediodía. Este horario peak de generación contrasta con el tramo entre 18:00 y 07:00, donde la generación es nula, por lo que no es posible cubrir de manera continua la demanda energética de la población en horas de baja radiación solar mediante las centrales fotovoltaicas.

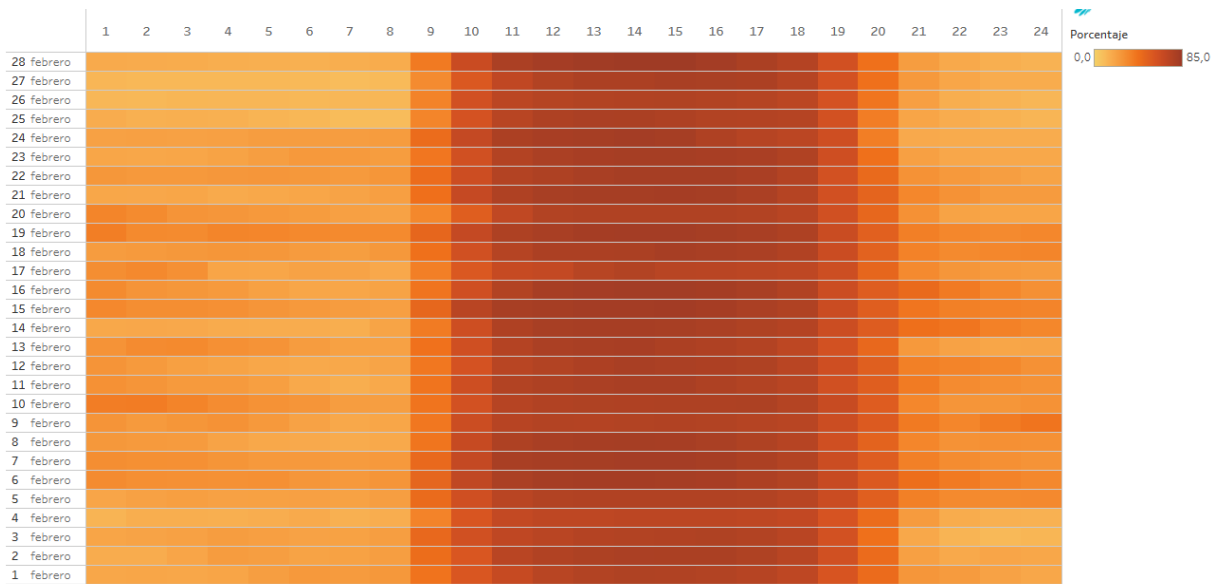
5.2.2. Energía Eólica

La segunda fuente de energía renovable no convencional más utilizada en Chile es la eólica, destacándose por el excepcional potencial de viento que presenta la zona centro-sur del país, especialmente en las regiones de Coquimbo, Los Lagos y Magallanes. Es un gran complemento de la energía solar, ya que las horas y meses con mejor viento son en las

tardes y noches, y en los meses de invierno, opuestos a los periodos de mayor generación solar.

No obstante, a pesar de que las “tendencias de generación eólica a nivel estacional son generalmente claras, se requiere un análisis detallado de una gran cantidad de datos para obtener patrones de generación representativos” (Monje, 2024). La incertidumbre del recurso eólico dificulta garantizar un suministro que cumpla con la demanda del país de manera constante. En este sentido, Li et al. (2023) señalan que la naturaleza variable de la generación eólica puede comprometer la confiabilidad del sistema y conducir a vertimientos, con pérdidas económicas relevantes para las generadoras.

Figura 2
Participación diaria de ERNC



Nota. Tomado de <https://www.acera.cl/centro-de-informacion/>

La figura 2 evidencia el comportamiento diario de las ERNC durante febrero de 2026, donde la participación en horario diurno supera el 80 %, principalmente por la generación de parques fotovoltaicos. Mientras que durante la noche la participación cae bajo el 20 %.

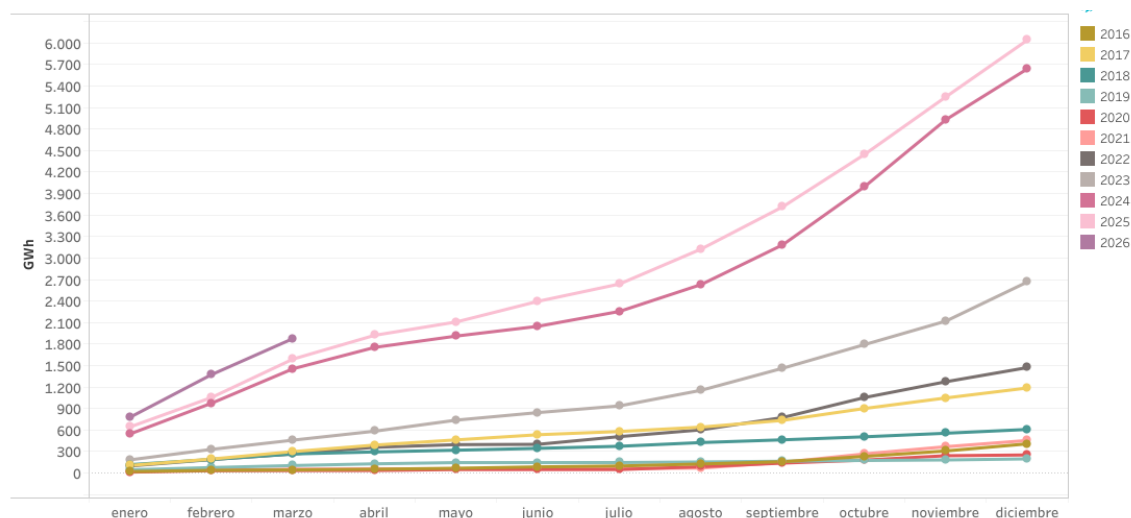
Las tecnologías expuestas (solar fotovoltaica y eólica) acumulan el 92,1 % de capacidad instalada dentro de las ERNC (ACERA, 2026b) y ambas comparten una característica que limita una contribución óptima de energía al sistema eléctrico nacional, y es su variabilidad. Aunque las tendencias estacionales son conocidas (mayor irradiancia solar en verano y vientos más consistentes en invierno), la generación diaria presenta fluctuaciones que no pueden ser controladas por los operadores, desacoplando la oferta renovable y la demanda real del sistema. Esta intermitencia inherente de las ERNC da paso a otro desafío para las generadoras: vertimiento.

5.3. Vertimiento

La variabilidad en la generación mediante ERNC genera pérdidas de eficiencia y, en muchos casos, deriva en lo que se conoce como vertimiento energético o curtailment. El vertimiento ocurre cuando la energía renovable suministrada excede la capacidad de la red, llevando al desperdicio de energía limpia (Laimon, 2025). En el caso de Chile, este ocurre principalmente por el exceso de oferta de energía en los horarios de más irradiancia solar.

Una limitación importante del Sistema Eléctrico Nacional (SEN) es la brecha entre la capacidad instalada y la capacidad de la red de transmisión, lo que imposibilita el transporte de energía desde puntos de generación, como la región de Antofagasta, hacia zonas de mayor demanda. Esto se ha producido porque la infraestructura de transmisión no se ha expandido a la misma velocidad que el desarrollo de centrales renovables (Biblioteca del Congreso Nacional de Chile, 2025).

Figura 3
Evolución Anual de vertimiento de ERNC



Nota. Tomado de <https://www.acera.cl/centro-de-informacion/>

El vertimiento energético ha ido en aumento paralelamente al desarrollo de nuevos proyectos renovables, principalmente solares, en el norte de Chile. De modo que la magnitud de energía vertida a finales de 2025 sobrepasa los 6000 GWh, como indica la figura 3 y que equivale a casi un 7 % de la generación total del país en el año (ACERA, 2026a).

En 2022, la Asociación Chilena de Energía Renovable y Almacenamiento (ACERA) calculó el impacto económico de verter un total de 774 GWh de energía entre enero y septiembre, el resultado fue de 69 millones de dólares que las generadoras dejaron de ganar. Llevándolo al escenario actual, ese costo de oportunidad se supera en un solo mes de operación. Para disminuir esta merma económica, las generadoras buscan soluciones como los sistemas de almacenamiento, para flexibilizar las operaciones renovables y disminuir los vertimientos.

5.4. Almacenamiento energético

En el contexto energético, el almacenamiento corresponde al proceso de capturar energía en un instante determinado para utilizarla posteriormente cuando las condiciones del sistema lo requieran. Esta capacidad permite desacoplar temporalmente la generación y el consumo de energía, otorgando mayor flexibilidad operativa a la red eléctrica (Breuer & Sourkounis, 2025; Fantham & Gladwin, 2020). En sistemas con alta penetración de energías renovables variables, como la solar y la eólica, el almacenamiento desempeña un rol fundamental al absorber excedentes de generación en periodos de baja demanda y liberarlos en momentos de mayor requerimiento energético. De esta forma, contribuye a mejorar la estabilidad del sistema eléctrico, reducir los vertimientos de energía renovable y aumentar el aprovechamiento de los recursos de generación disponibles (Li et al., 2023).

Existen momentos en los que la demanda es baja o donde simplemente la generación supera al consumo de electricidad. Por esto es que se debe almacenar la energía en momentos estratégicos para optimizar su operación. Por ejemplo, cuando hay mucho sol al mediodía o fuertes vientos durante la noche, las generadoras pueden almacenar este exceso de energía en lugar de desperdiciarla o tener que reducir su producción. También sucede que los precios de energía disminuyen en algunos trayectos del día, por consiguiente, las generadoras almacenan energía para poder inyectarla luego al sistema; en lapsos de mayor demanda y mejor precio de venta, aumentando la rentabilidad económica (Argyrou et al., 2018; Chatzigeorgiou et al., 2024; Pérez et al., 2026).

Como ya fue expuesto, los recursos renovables son inherentemente intermitentes y difíciles de predecir. Por otro lado, los sistemas de almacenamiento, más allá de equilibrar oferta y demanda, son esenciales técnica y operativamente, como explica Argyrou et al. (2018): "El almacenamiento de energía también es importante para la gestión de la energía, la regulación de la frecuencia, la reducción de picos de demanda, la nivelación de carga, el

almacenamiento estacional y la generación de reservas durante una falla".

Las tecnologías de almacenamiento pueden clasificarse según la forma física de la energía almacenada en cinco categorías principales: mecánica, eléctrica, química, térmica y electroquímica (Generadoras, 2025b).

Mecánica. Incluye sistemas como el bombeo hidroeléctrico (PHS), el aire comprimido y los volantes de inercia. El almacenamiento hidroeléctrico es el más utilizado en el mundo, representando un 90 % de capacidad instalada a nivel mundial (International Hydropower Association, 2025).

Eléctrica. Utiliza supercapacitores y almacenamiento magnético superconductor.

Química. Generan compuestos para su posterior reconversión a energía, por ejemplo, el hidrógeno verde.

Térmica. Se calienta o enfría un medio de almacenamiento (agua, sales, etc.), con aplicaciones como calefacción o generación eléctrica.

Electroquímica. Esta tecnología utiliza baterías para el almacenamiento energético y basa su funcionamiento en la conversión de energía eléctrica a química y viceversa. Algunos tipos de baterías son: Ion-Litio, Flow Redox y Plomo-Ácido. Las celdas de Ion-Litio acumulan energía mediante el proceso de separación de electrones de átomos de litio, lo que genera un movimiento de iones de litio entre el ánodo y el cátodo, y una conducción de electrones por un circuito externo. Este flujo de electrones permite crear una corriente continua, generando electricidad.

En la categoría de Ion-Litio, las celdas de Litio-Ferrofosfato (LFP, $LiFePO_4$) han ganado terreno en aplicaciones a gran escala. Frente a tecnologías más antiguas, como las de plomo-ácido, el litio presenta beneficios contundentes: puede almacenar mucha más energía en menos peso y funciona con una eficiencia nominal de 95 % (Jaradat & Khatib, 2025; Nazaralizadeh et al., 2024a). Tienen una vida útil de 20 años y demuestran una estabilidad de hasta 10,000 ciclos antes de que su capacidad descienda del 80 % (Naumann et al., 2018).

Estas características explican por qué las baterías de Ion-Litio, y en particular las celdas LFP, constituyen la base tecnológica de gran parte de los sistemas de almacenamiento actuales. Estos sistemas se llaman BESS.

5.5. BESS

Los sistemas BESS (Battery Energy Storage System) son infraestructuras diseñadas para almacenar energía eléctrica mediante baterías electroquímicas y liberarla posteriormente de manera controlada, con el propósito de estabilizar y aumentar la eficiencia y fiabilidad de la red eléctrica. Esta tecnología permite gestionar el desacople entre la oferta y la demanda de energía, especialmente en contextos de alta penetración de fuentes intermitentes como la solar y la eólica.

Los BESS con celdas de Ion-Litio LFP destacan sobre otras tecnologías de almacenamiento por su alta densidad energética, modularidad y versatilidad geográfica, lo que les permite ser instalados cerca de los centros de consumo para reducir las pérdidas de transmisión (Hannan et al., 2021). Los BESS operan a través de la conversión de energía eléctrica a electroquímica durante procesos cíclicos de carga y descarga. Cargando en periodos de alta generación, con el fin de disminuir el vertimiento por exceso de oferta, y descargando en horarios de alta demanda. Permitiendo la disponibilidad de energía de fuente renovable las 24 horas.

En Chile han ganado protagonismo en los últimos años. De manera paralela al fuerte desarrollo de centrales renovables, principalmente parques fotovoltaicos en el norte del país. Según el Ministerio de Energía (2026) en marzo existe una capacidad instalada de 2.071 MW en sistemas de almacenamiento operativos, y si se consideran todas las iniciativas en construcción y fase de prueba, la potencia asciende a 9.836 MW proyectados estar operando en 2027 con una duración de descarga promedio de 4 horas. Un aumento del 475 % frente al año 2026.

Figura 4

Contenedor de módulos de baterías de ENGIE en BESS Capricornio.



Nota: el contenedor estándar mide alrededor de 9 x 2.5 x 2 metros y puede haber más de 200 de estos por cada BESS. Tomado de <https://www.engie.cl/engie-reconvertira-antiguo-complejo-termico-de-tocopilla-en-una-planta-de-almacenamiento-de-energia-renovable/>

La arquitectura de los Sistemas BESS está formada, en su nivel más básico, por celdas de Ion-Litio, específicamente celdas LFP, agrupadas en serie formando módulos o packs (entre 64 y 128 celdas). Estos se apilan en racks y cada rack, de entre 6 a 8 módulos, está conectado a un inversor o convertidor DC/DC. Luego, este conjunto de racks se encuentra dentro de los contenedores metálicos, como el de la figura 4, que los protege del ambiente, muy importante si se tienen en cuenta las duras condiciones del desierto del norte de Chile.

5.5.1. Operación en Chile

La operación típica de un BESS en Chile se relaciona principalmente con el arbitraje energético intradiario, la reducción de vertimientos renovables y la estabilización de la red eléctrica (Energiminas, 2026). Por ello, los sistemas almacenan energía en horarios de alta generación y la desplazan a horarios de alta demanda. Naturalmente, se cargan a medio día; cuando hay colapsos de precios por alta generación solar y se comienza a descargar durante las horas de precios altos en horario nocturno (Pérez et al., 2026).

Esta lógica de operación implica que los BESS no trabajan como reservas ocasionales, sino que tienden a ejecutar ciclos diarios completos, con una utilización intensiva del activo para maximizar el valor del almacenamiento y absorber energía que, de otro modo, sería limitada o vertida por restricciones del sistema (Hu et al., 2021). Este patrón operativo favorece descargas profundas, es decir, que en un solo evento de descarga se inyecta más del 90 % de la capacidad del sistema.

5.5.2. Sistemas de control y datos en BESS

La operación de un parque BESS descansa sobre una arquitectura de sistemas de control e información que va desde los sensores en cada celda hasta la supervisión centralizada de la planta. Cada nivel cumple una función distinta: adquirir datos, gestionar la energía o supervisar el conjunto.

En el primer nivel de la arquitectura se encuentra el BMS (Battery Management System), que opera dentro de cada contenedor y tiene a su cargo el monitoreo celda a celda. Sus funciones incluyen la medición continua de voltaje, corriente y temperatura, la estimación del estado de carga, la activación de mecanismos de balanceo y la protección ante condiciones fuera de rango. El BMS también comunica estas variables hacia los sistemas de control aguas

arriba (Nazaralizadeh et al., 2024b).

Por encima del BMS se encuentra el EMS (Energy Management System), cuya función no es monitorear celdas sino tomar decisiones de despacho. A partir de señales de la red eléctrica y de los estados operacionales del parque, el EMS determina cuándo y con qué potencia cargar o descargar el sistema, coordinando la operación del conjunto de contenedores (Pérez et al., 2026).

En un nivel paralelo opera el SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition), que centraliza la supervisión del parque completo. Recibe los datos que el BMS reporta desde cada contenedor, los almacena como series de tiempo y los presenta a los operadores en tiempo real. Desde SCADA se pueden enviar comandos manuales, recibir alarmas y registrar eventos operacionales (Sun et al., 2025).

Sin embargo, SCADA presenta limitaciones que restringen su utilidad para el análisis avanzado. La frecuencia de muestreo estándar en la industria, típicamente entre 5 y 10 minutos, puede no ser suficiente para capturar fenómenos como fluctuaciones rápidas de voltaje o corriente (Che et al., 2023; Nazaralizadeh et al., 2024b). Además, lo que llega a SCADA suele ser información ya agregada: mínimos, máximos y promedios por rack, no mediciones individuales de cada celda. A esto se suma que los algoritmos de estimación del BMS pueden introducir errores que se propagan hacia arriba sin ser detectados en el monitoreo convencional (Jaffal et al., 2024). En conjunto, estas restricciones crean una brecha entre los datos disponibles en plataformas operacionales y la información que se requiere para caracterizar fenómenos o detectar desviaciones a tiempo.

Esta brecha motiva el desarrollo de metodologías de procesamiento complementarias, apoyadas en variables que sí están disponibles en SCADA (Sun et al., 2025). Para ello, es

necesario primero definir con precisión los parámetros e indicadores que describen el estado y el desempeño de un sistema BESS.

5.5.3. Parámetros de BESS

En un sistema de almacenamiento en baterías existen ciertas variables e indicadores que permiten describir el estado instantáneo del activo y también su desempeño acumulado. Las variables instantaneas más importantes son: voltaje, corriente, temperatura y SoC. Mientras que los indicadores de desempeño principales son: RTE, DoD y SoH. Estas magnitudes permiten analizar en conjunto el estado de operación de las celdas, su eficiencia y el nivel de degradación acumulado. Son la base para un monitoreo basado en datos.

Variables eléctricas operacionales. Las variables eléctricas fundamentales en un BESS son el voltaje, la corriente y la temperatura. Estas son adquiridas por el BMS y visualizadas en SCADA. El voltaje permite seguir el comportamiento eléctrico de celdas, módulos y racks; la corriente refleja el flujo real de carga o descarga; y la temperatura entrega información crítica sobre el estado térmico del sistema. Estas variables son centrales porque alimentan tanto la estimación de otros parámetros, como SoC y SoH, como los mecanismos de monitoreo y protección, ya que desviaciones fuera de rango pueden activar alarmas, o incluso detenciones del sistema.

State of Charge (SoC). El State of Charge, estado de carga en español, es la variable que indica la carga disponible relativa a la capacidad de las baterías. Determina si las celdas se pueden seguir cargando o si están en condiciones de descarga. El SoC no puede ser medido por un sensor y depende de muchos factores, como variables operacionales, su historial de carga/descarga, la degradación percibida de las celdas, etc. Por lo que el BMS utiliza algoritmos avanzados como el Coulomb Counting y la curva OCV para estimarlo (Wang,

2022). En los últimos años, han surgido nuevas investigaciones de estimación de SoC, incluidos métodos con inteligencia artificial para lograr estimaciones de alta precisión (Dony & Arhin, 2026).

RTE. Son las siglas en inglés de Round-Trip Efficiency, en español: eficiencia de ida y vuelta. Es un indicador que mide la eficiencia operativa de carga y descarga, es decir, qué proporción de la energía que entra al sistema puede recuperarse luego en la descarga. Permite resumir las pérdidas del sistema, tanto las de las celdas como las de los sistemas eléctricos asociados. En operación, refleja efectos acumulados de degradación. Se define como la energía cargada dividida por la energía descargada.

SoH. El estado de salud o State of Health es un indicador útil para medir la condición de la batería frente a condiciones ideales o el comienzo de su vida útil. Se define como la capacidad actual dividida por la capacidad nominal. El SoH rastrea el envejecimiento a largo plazo mediante la evaluación de la pérdida de capacidad de almacenamiento y el aumento de la resistencia interna.

DoD. La profundidad de descarga o Depth of Discharge indica el porcentaje de capacidad que se descargó en un ciclo. Por ejemplo, desde una batería totalmente cargada, un DoD de 80 % significa que la batería quedó con 20 % de SoC al final del ciclo.

Capacidad nominal (Ah). La capacidad en Ampere-hora (Ah) es la cantidad de energía almacenada que se puede descargar de una celda.

C-rate (C). Es la tasa de corriente a la cual se descarga por completo la capacidad nominal de una celda en una hora. Una celda con capacidad nominal de 10 Ah requiere 10A de corriente para descargarse completamente en 1 hora (1C). Un C-rate de 2C, significa

descargar la celda a 20A en una hora.

Resistencia interna. La resistencia interna es la oposición a la corriente dentro de la batería. Se manifiesta como una caída de voltaje proporcional a la corriente aplicada, conocida como caída óhmica o IR drop.

FCE. Son las siglas en inglés de ciclos equivalentes completos. Funciona como un contador de ciclos, acumulando cargas y descargas parciales. Por ejemplo, si en 2 ciclos se utiliza la mitad de la capacidad de las baterías, estos equivalen a un ciclo completo (FCE = 1).

5.5.4. Curva OCV

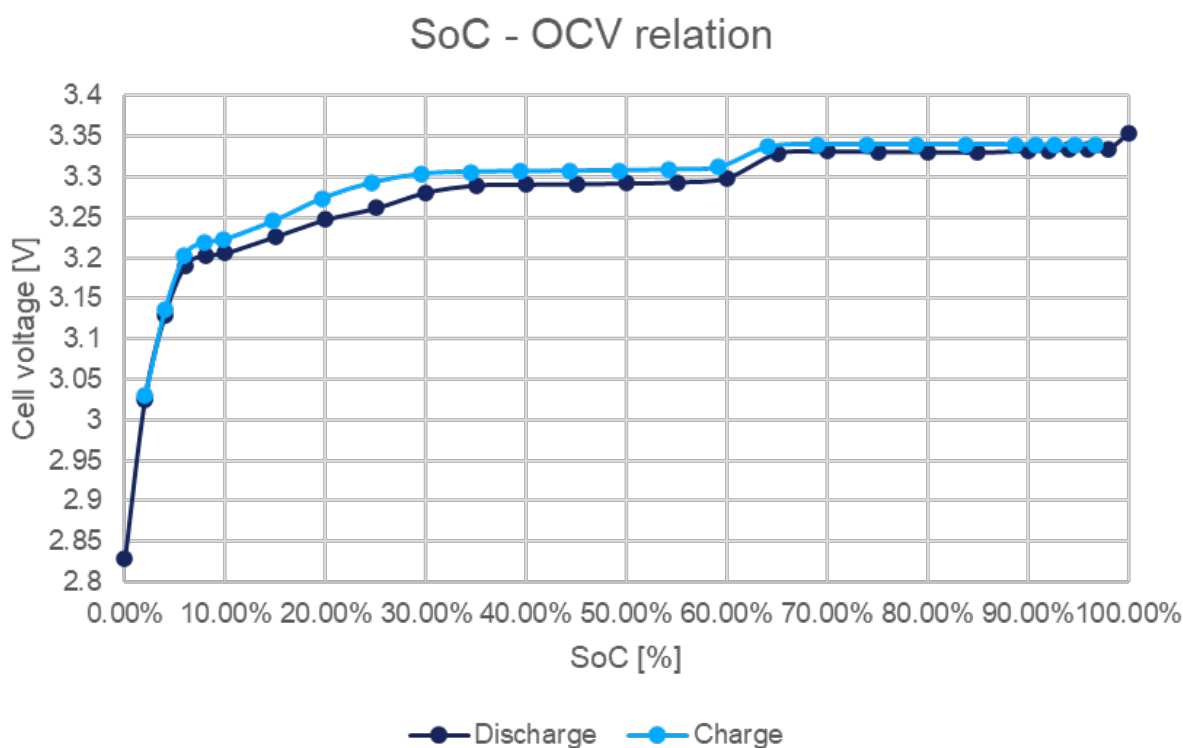
La curva de Voltaje de Circuito Abierto (OCV) constituye la representación de la relación no lineal entre el Estado de Carga (SoC) y el voltaje de una celda (Dony & Arhin, 2026). Cada tipo de tecnología tiene su propia curva OCV y entre celdas también existen diferencias, similar a una huella digital (Braun & Bessler, 2026). La caracterización de esta curva es importante para que los sistemas de control (BMS) puedan realizar seguimiento al estado de carga y estimar la energía de las celdas.

Las curvas se deben construir en condiciones de laboratorio; cada punto de la curva debe medirse después de periodos de reposo suficientemente largos, de modo que la celda alcance un estado cercano al equilibrio electroquímico, eliminando los efectos producidos por circulación de corriente. La literatura muestra que la relajación real puede demorar más de 24 horas (Theuerkauf & Swan, 2022; Voicila et al., 2025). Sin embargo, el artículo de Theuerkauf y Swan (2022), identifica que, tras un periodo de relajación de 2 horas, el voltaje se acerca en un 98 % a su valor de circuito abierto y que tres horas son suficientes para estimar el estado de carga en celdas LFP con gran precisión. Además, han surgido nuevos métodos

avanzados utilizando algoritmos de machine learning y métodos estadísticos para estimar la condición de la batería con tiempos de relajación menores.

En condiciones operacionales, las celdas pueden sufrir los efectos de la resistencia interna y los periodos de relajación tienden a ser más acotados. Lo que dificulta una estimación precisa usando la curva OCV, por lo que es necesario identificar periodos sin circulación de corriente representativos para lograr mejores estimaciones de SoC.

Figura 5
Curva OCV de celda LFP



Nota. Curva proporcionada por Laborelec para la realización de esta memoria.

La figura 5 muestra la curva estándar para una celda LFP, donde, a bajo estado de carga, el voltaje sube rápidamente desde 0 % hasta 10 % de SoC, alcanzando una zona media de baja pendiente entre 30 % y 90 % de carga y finalmente, una pendiente hacia 100 %. La

principal limitación es que la sensibilidad de la curva se reduce fuertemente en la zona media, lo que dificulta la estimación precisa del estado de carga en operación a partir de la sola medición de voltaje. No obstante, los extremos son zonas de mayor confianza para realizar estimaciones de SoC usando el voltaje relajado.

Además, los trayectos de carga y descarga difieren, este fenómeno se conoce como histéresis. El cual produce que se asigne un mismo valor de SoC para 2 voltajes diferentes, según (Accure Battery Intelligence, 2025): las diferencias son entre 5 y 25 mV. Tiene su origen en fenómenos termodinámicos y tensiones físicas generadas dentro de la estructura de los electrodos durante la inserción y extracción de iones (Pattipati et al., 2014).

5.6. Problemas en BESS

Los sistemas de almacenamiento de energía enfrentan problemas operativos a lo largo de su vida útil. Desde una perspectiva operacional, los problemas en BESS pueden agruparse en 2 grupos, problemas de seguridad y problemas de desempeño. Los problemas de seguridad son los que amenazan la integridad física del activo y de los operadores, como cortocircuitos o thermal runaways, eventos en los que se genera calor incontrolable dentro de una batería y se supera su capacidad de disipación. Estos pueden provocar incendios, explosiones y fugas de gases tóxicos. Por otro lado, los problemas de desempeño son los que afectan directamente a la capacidad de las celdas, disminuyendo o limitando la cantidad de energía que las baterías pueden suministrar. El estudio de Menye et al. (2025) atribuye estos problemas a tres causas principales: la naturaleza de los materiales utilizados, el rigor en el diseño y fabricación, y las condiciones operacionales de las celdas. Los problemas de capacidad también se pueden separar en dos subgrupos: capacidad recuperable y capacidad irrecuperable

Capacidad irrecuperable. Las pérdidas irrecuperables o irreversibles de capacidad hacen referencia al deterioro físico permanente causado por el agotamiento de iones de litio

utilizables en las celdas; este concepto también se llama degradación. La literatura atribuye esto a: el envejecimiento natural (calendar aging) y al envejecimiento cíclico (cyclic aging), es decir, por condiciones operativas (Menye et al., 2025; Naumann et al., 2018; Sarasketa-Zabala et al., 2014). El primero se refiere a la degradación de la celda que ocurre mientras no se encuentra en uso, o sea, durante sus periodos de reposo. El segundo abarca los efectos de deterioro que se manifiestan mientras la batería está siendo utilizada activamente a través de ciclos de carga y descarga. Naumann et al. (2018) concluyen que el SoC y la temperatura a la cual se mantienen las celdas en reposo influyen fuertemente en las pérdidas de capacidad y aumento de resistencia interna. Por otro lado, Yang et al. (2025) muestran que operar en rangos amplios de SoC, es decir, alto DoD, acumula estrés en las celdas y disminuye su capacidad. Otros estudios también señalan que profundidades de descargas que superen el 80 % de la capacidad de las baterías producen mayor estrés interno en las celdas y generan degradación acelerada (Gräf et al., 2021; Kim & Shin, 2023).

Capacidad recuperable. Los problemas de capacidad recuperable son aquellos que se pueden corregir en la operación de un sistema BESS. Un ejemplo son los desbalances de voltaje o de SoC, que limitan cantidad de energía que pueden cargar y descargar las baterías (Chatzinikolaou & Rogers, 2016). Otro ejemplo son los errores de estimación de SoC por parte del BMS, causados por operar en la región con baja pendiente de la curva OCV. Los problemas recuperables se pueden abordar mediante balanceos manuales, ecualizaciones y ciclos de calibración de SoC.

Las pérdidas de capacidad son difíciles de detectar, ya que muchas veces no son directamente observables en el monitoreo convencional en SCADA, y a largo plazo pueden generar un acortamiento de la vida útil de las baterías y pérdidas operacionales de gran escala. Las pérdidas irreversibles están incorporadas en los modelos de degradación esperada del activo y son, hasta cierto punto, inevitables dado el patrón de uso. Las pérdidas recuperables, en

cambio, representan energía que el sistema debería poder entregar pero no entrega, y que por tanto, constituyen un costo de oportunidad evitable con gestión adecuada. A continuación, se presenta un ejemplo de pérdida recuperable: desbalance de celdas.

5.6.1. Desbalance de celdas

El desbalance es el fenómeno que se produce cuando las celdas conectadas en serie dentro de un módulo o rack presentan diferencias en su estado de carga o voltaje entre ellas. Estas diferencias son inherentes a las cadenas de celdas en serie. Bashir et al. (2022) separan las causas del desbalance en dos grupos: internas y externas. Las causas internas incluyen diferencias de fabricación que resultan en variaciones de capacidad, resistencia interna y tasas de autodescarga; estas últimas pueden generar diferencias de estado de carga incluso en reposo, sin que el sistema esté siendo utilizado. Por otro lado, las causas externas están asociadas a las condiciones operacionales del sistema, incluyendo la configuración del pack, las corrientes de carga/descarga y la distribución térmica.

Este fenómeno afecta directamente al rendimiento de los BESS. Estos sistemas cuentan con límites de voltajes superiores e inferiores, una vez una celda llega a esos valores, el sistema se detiene (Fantham & Gladwin, 2020). Dado el desbalance, una celda puede llegar primero al límite de voltaje, deteniendo el sistema y por consiguiente, limitando la capacidad del sistema. En la literatura, la celda limitante es llamada *weakest cell* o celda más débil (Bashir et al., 2022; Breuer & Sourkounis, 2025).

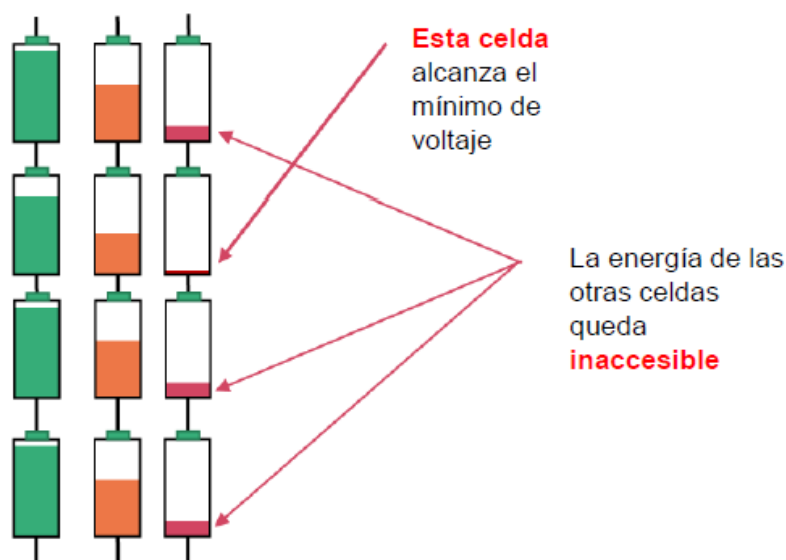
El desbalance está fuertemente relacionado con la degradación desigual de las celdas. El estudio de Breuer y Sourkounis (2025) demostró que el DoD de las celdas desbalanceadas no es homogéneo y que la celda más débil, al alcanzar primero los límites de voltaje, presentaba un DoD mayor al resto. De acuerdo con lo expuesto en la sección anterior, existe una relación directa entre el DoD y la degradación de las baterías. Por lo tanto, la celda más

débil presenta una mayor degradación por DoD que el resto del pack.

El aumento del desbalance, al igual que la degradación, depende de muchos factores, como tolerancias en la fabricación y condiciones operacionales. Como explica Zilberman et al. (2020), las pequeñas variaciones entre celdas y la variación intrínseca de las tasas de envejecimiento podrían identificarse como un factor de influencia importante en el desbalance y en la merma de rendimiento. Además, estudios indican que el ciclado de las baterías tiene efecto en la pérdida de uniformidad de las celdas (Bashir et al., 2022; Breuer & Sourkounis, 2025), creando un mecanismo acumulativo o círculo vicioso en el que la degradación aumenta el desbalance y viceversa.

Figura 6

Desbalance de celdas en la descarga



Nota. Tomado de <https://brillpower.com/wp-content/uploads/2024/06/2023-11-WHITEPAPER-Solving-battery-cell-to-cell-variations-conundrum-Brill-Power.pdf>

La celda más débil frena la carga y descarga al alcanzar los límites de voltaje, mien-

tras aun hay energía en las demás celdas (Bouchhima et al., 2016; Chatzinikolaou & Rogers, 2016), como consecuencia, la energía disponible en las celdas no desbalanceadas no puede utilizarse. El concepto de energía remanente en las demás celdas es llamado energía residual por Khan et al. (2024), la energía residual no puede despacharse y puede considerarse un costo de oportunidad en la operación. Como se aprecia en la figura 6, este comportamiento establece la cantidad de energía que puede inyectar el BESS. De esta manera, un aumento del desbalance provoca una reducción de la energía utilizable que el sistema puede inyectar a la red eléctrica.

Como se expuso, el desbalance es inherente a las celdas en serie, pero su evolución puede ser influenciada mediante decisiones operacionales. Fantham y Gladwin (2020) proponen acotar el rango de SoC operativo a 5 % y 95 %, evitando que la celda más débil alcance los límites de voltaje y se degrade en mayor medida. Paralelamente, los BMS incorporan mecanismos de balanceo de celdas cuya efectividad depende del tipo de balanceo implementado y de las condiciones operacionales del sistema. Estos mecanismos serán explicados en la sección siguiente. Adicionalmente, el reemplazo de la celda más débil tampoco es una solución directa, ya que una celda nueva presenta parámetros distintos al resto del pack y puede convertirse en una nueva fuente de desbalance (Bashir et al., 2022).

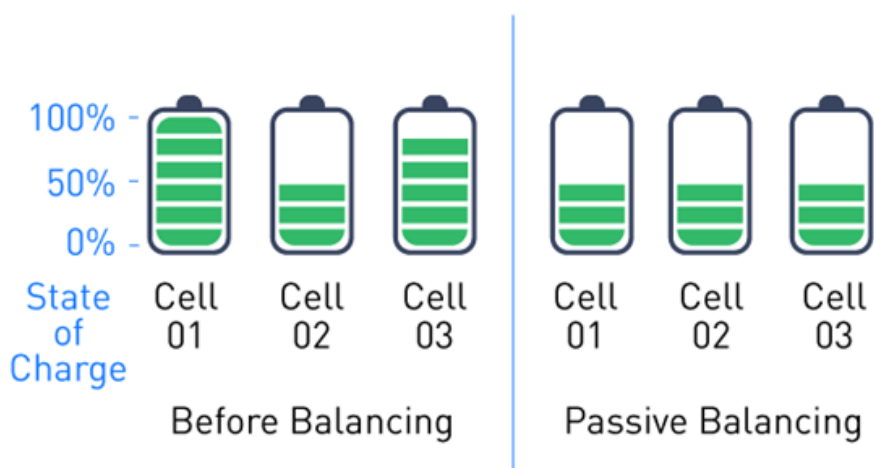
5.6.2. Balanceo de celdas

El balanceo de celdas es un mecanismo presente en los sistemas BMS para ecualizar la energía y voltaje de las baterías. Es un proceso crítico dentro de la operación de un BESS ya que el desbalance no solo limita la capacidad nominal del sistema, sino que acelera la degradación de las celdas y puede significar problemas de seguridad graves como el thermal runaway. (Bashir et al., 2022). El BMS monitorea activamente las variables operacionales de las baterías y detecta celdas desbalanceadas midiendo valores de voltaje o SoC anómalos (Khan et al., 2024).

En la industria y en la literatura, hay 2 principales categorías de balanceo de celdas: balanceo pasivo o disipativo y balanceo activo (Babu & Ilango, 2022; Bashir et al., 2022; Chatzinikolaou & Rogers, 2016; Khan et al., 2024).

Balanceo pasivo. El balanceo pasivo opera bajo un principio disipativo, donde el exceso de energía de las celdas con mayor carga se libera en forma de calor a través de elementos resistivos conectados en paralelo (Breuer & Sourkounis, 2025; Khan et al., 2024). Este método permite que las celdas con mayor energía/voltaje se descarguen hasta igualar el nivel de las demás celdas (Babu & Ilango, 2022). Si bien es una solución predominante en aplicaciones industriales por su robustez y bajo costo inicial y de mantenimiento, presenta el inconveniente de desperdiciar energía de forma irreversible, lo que limita su eficiencia y genera desafíos térmicos adicionales dentro de los contenedores (Khan et al., 2024). El balanceo pasivo se muestra en la figura 7.

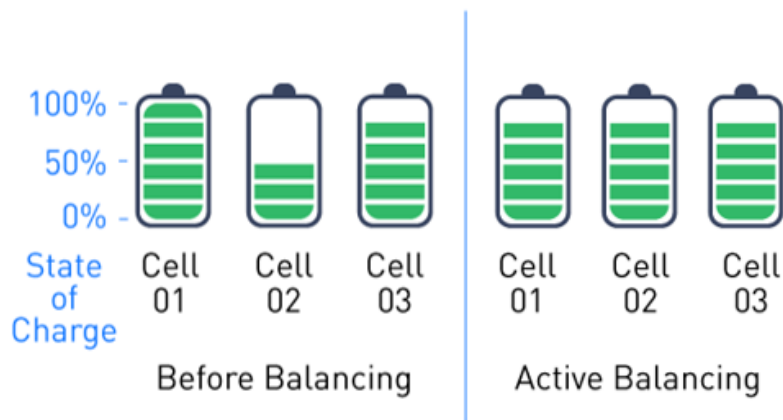
Figura 7
Balanceo pasivo de celdas



Nota. Tomado de <https://www.copowbattery.com/news/active-vs-passive-balancing-85406731.html>

Balanceo activo. Por el contrario, el balanceo activo se basa en la redistribución inteligente de la carga, utilizando componentes de almacenamiento de energía como capacitores, inductores, transformadores o convertidores DC-DC para transferir el excedente desde las celdas con mayor energía hacia aquellas con menor nivel (Babu & Ilango, 2022; Chatzini Nikolaou & Rogers, 2016; Khan et al., 2024). El balanceo activo es más eficiente cuando existen diferencias de capacidad y voltaje, dado que redistribuye la energía y no genera calor extra que pueda afectar la vida útil de las celdas. Sin embargo, requiere más componentes y pueden existir pérdidas dependiendo de la configuración. En estudios, las pérdidas oscilan entre el 10 % y 20 % en la transferencia energética (Babu & Ilango, 2022; Bashir et al., 2022). El balanceo activo se muestra en la figura 8.

Figura 8
Balanceo activo de celdas



Nota. Tomado de <https://www.copowbattery.com/news/active-vs-passive-balancing-85406731.html>

El balanceo aborda las desviaciones de celdas de los packs de BESS, pero la efectividad de este depende de las condiciones operacionales de las baterías. El balanceo pasivo, el más utilizado en la industria, suele operar en los periodos de carga, mas no en la descarga,

ya que, por su naturaleza disipativa, puede sobredescargar y disminuir la vida útil de las celdas (Babu & Ilango, 2022; Bashir et al., 2022). El experimento de Breuer y Sourkounis (2025) muestra que las mayores diferencias de voltaje entre celdas ocurren al final de la descarga, precisamente donde el balanceo pasivo no actúa. Si bien el mismo estudio demuestra que la energía perdida puede recuperarse mediante un proceso de ecualización al final de la carga, este requiere condiciones controladas y tiempos prolongados, no replicables en operación diaria normal. Además, se debe agregar la dimensión de la degradación; si las celdas sufren mayor desbalance y estrés electroquímico en la descarga, aun cuando exista un algoritmo de balanceo pasivo, estas celdas se degradarán más rápido que las demás. El balanceo constituye una herramienta fundamental para mitigar el desbalance entre celdas, pero no elimina completamente sus efectos ni reemplaza la necesidad de monitoreo continuo. En este contexto, el seguimiento sistemático de indicadores operacionales y el análisis de datos históricos adquieren un rol complementario dentro de la gestión del activo, permitiendo detectar desviaciones tempranas, evaluar tendencias de degradación y apoyar decisiones de mantenimiento y operación basadas en datos.

5.6.3. Monitoreo y analítica de datos en BESS

Operar sistemas BESS genera una gran cantidad de datos, debido a la envergadura de las centrales de baterías y la cantidad de sensores. A su vez, las baterías de Ion-Litio son activos sumamente dinámicos que exhiben comportamientos no lineales y un rendimiento impredecible en la operación (Che et al., 2023; Kumar & Das, 2024). Sumado a la pérdida de capacidad progresiva provocada por el ciclado y el envejecimiento natural explicados en 5.6. Por esto, el monitoreo de las variables e indicadores de los sistemas es crucial para asegurar un buen desempeño y eficiencia. Un monitoreo efectivo ayuda a prevenir fallas y disminuir tiempos muertos, construir mejores políticas de mantenimiento, cumplir con políticas regulatorias o garantías de proveedores, con el fin maximizar la vida útil del activo (Sun et al., 2025).

Che et al. (2023) plantea que las baterías de Ion-Litio siguen siendo consideradas "cajas negras", cuyos estados de envejecimiento internos son difíciles de medir directamente mediante sensores. Métodos tradicionales de operación y mantenimiento, y de predicción suelen ser ineficientes dadas las características de las celdas (Kumar & Das, 2024). Con el avance de la inteligencia artificial, el IoT, Big Data, etc., la literatura muestra interés en la adopción de técnicas de gestión data-driven, principalmente por su exactitud y simplicidad frente a enfoques tradicionales (Chen et al., 2025). Grover et al. (2018) indican que las organizaciones top tienen éxito no solo por datos de alta calidad, sino también por contar con personal humano capaz de construir equipos y estrategias acordes. El estudio de De Medeiros y Maçada (2026) concluye que una implementación exitosa de data analytics requiere que las compañías reconozcan que las tecnologías necesitan datos de calidad, modelos efectivos y una cultura organizacional que valore la toma de decisiones data driven.

Existen diversos estudios que vinculan la implementación de estas metodologías inteligentes en la gestión de las baterías. El pronóstico y la gestión de salud, o Prognostics and Health Management (PHM), juega un rol crítico en la optimización y detección de degradación en las baterías. Es una disciplina que apunta a la detección temprana de signos de desgaste, a predecir la degradación de la batería, a diagnosticar fallas y a estimar la vida útil restante (RUL) (Chen et al., 2025; Kumar & Das, 2024).

Si bien, la adopción de inteligencia artificial y machine learning en operaciones puede ser tentadora para las organizaciones, existen ciertas barreras y desafíos. Si los datos están incompletos o desbalanceados, la aplicación de modelos de machine learning puede ser excesivamente compleja (Kumar & Das, 2024). Sin embargo, no todo el valor de un enfoque data-driven depende de modelos de inteligencia artificial. Gran parte de la mejora puede provenir simplemente de automatizar tareas que hoy se realizan de forma manual a partir de

los datos que SCADA ya entrega. Sun et al. (2025) documentan un caso de esto: mediante un script en Python y un dashboard en Power BI, automatizaron la detección de eventos de operación y la evaluación de desempeño de un sistema BESS, un proceso que antes tomaba dos semanas de revisión manual y que ahora se completa en cerca de diez minutos. Sin modelos de aprendizaje automático de por medio se puede optimizar procesos complejos siguiendo una estructuración adecuada de los datos y la automatización de los cálculos.

6. Metodología

El presente estudio es de carácter cuantitativo semiempírico. La investigación se realiza mediante el análisis de datos operacionales históricos proporcionados por la empresa ENGIE Energía Chile, con el fin de determinar el impacto operativo y económico del desbalance de voltaje, y la monitorización Near Real-Time de KPIs avanzados.

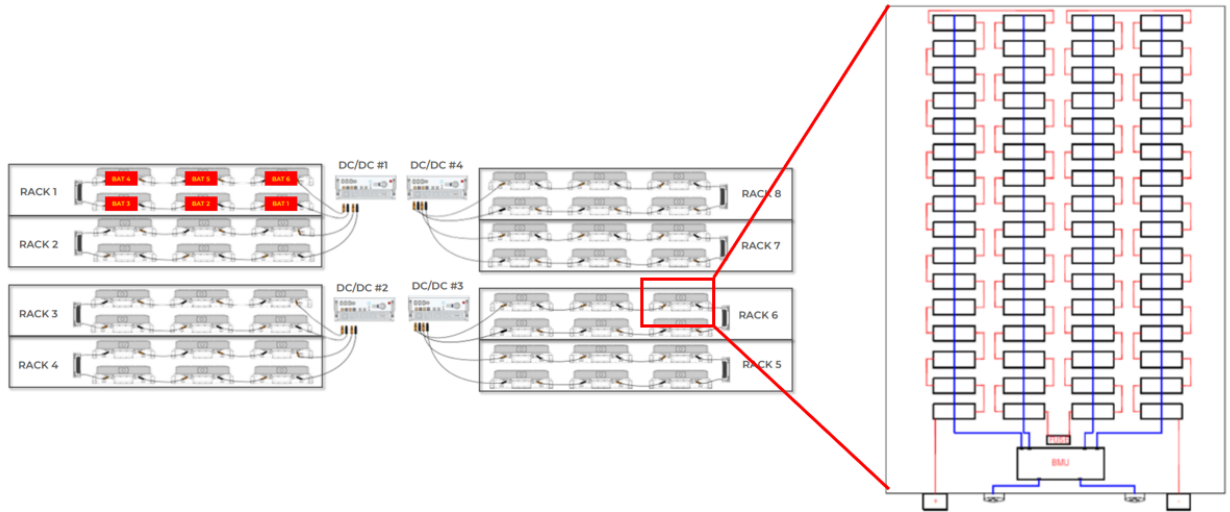
6.1. Entendimiento del negocio y la problemática

ENGIE es una empresa de origen francés con más de 100 años en el rubro energético, presente en múltiples países y enfocada en acelerar la transición hacia un sistema energético más limpio y resiliente. En Chile su filial ENGIE ENERGÍA CHILE mantiene operaciones de generación, transmisión y comercialización de energía a clientes libres y regulados.

Los sistemas BESS cumplen un rol crucial para el avance de las ERNC, y en ENGIE representan un 14,8% de la capacidad instalada a marzo de 2026 (386 MW). Cuentan con proyectos de almacenamiento previstos para entrar en operación en el segundo semestre de 2026, alcanzando los 858 MW de potencia instalada (ENGIE, 2026). Al momento de la investigación, los parques operativos son BESS Coya (139 MW/638 MWh) con 232 contenedores, BESS Tamaya (68 MW/418 MWh) con 152 contenedores y BESS Capricornio (48 MW/264 MWh) con 96 contenedores. Todos los parques están ubicados en la región de Antofagasta y el BESS instalado es el PowerTitan 1 modelo ST2752UX de Sungrow (PT1).

PowerTitan 1. Su arquitectura interna comprende 4 convertidores DC-DC conectados a 2 racks cada uno, dando un total de 8 racks, en donde cada uno tiene 6 módulos de 64 celdas conectadas en serie, dando un total de 3072 celdas LFP por contenedor. Además, este modelo solo cuenta con algoritmo de balanceo pasivo.

Figura 9
Organización dentro de PowerTitan 1



Nota. La porción izquierda muestra el ordenamiento de racks conectados a convertidores DC-DC. La imagen derecha muestra un zoom a las 64 celdas conectadas en serie de cada pack. Tomado de capacitación interna de PowerTitan 1

Dentro de este contexto, el crecimiento de los sistemas BESS en ENGIE ha vuelto más relevantes los fenómenos internos que condicionan su desempeño real. Entre ellos, el desbalance de celdas destaca por su efecto potencial sobre la capacidad utilizable. Al tratarse de un fenómeno intrínseco a los sistemas de baterías de Ion-Litio, como se explica en 5.6.1, su comprensión pasó a ser un tema de interés para la compañía, especialmente en activos de gran escala como Coya, donde pequeñas desviaciones a nivel de celda o rack pueden traducirse en impactos operacionales apreciables a nivel de contenedor y parque.

6.1.1. Fuente de datos

La principal fuente de datos fue la base de datos operacionales de baterías de ENGIE. Las bases de datos son InfluxDB, administradas por la empresa IoT-designs (ESUNWIND), que además funcionan como interfaz de usuario para realizar consultas y visualización de series de tiempo. Los datos almacenados tienen una resolución de 10 minutos. Cada parque tiene su propia base de datos separada de las demás, principalmente porque se construyen una vez que se inicia la operación comercial de los parques. Las bases de datos de cada parque se denominan Influx Site. A su vez, se cuenta con una base de datos para desarrollos, especialmente creada para esta investigación, llamada Influx Sandbox.

Al mismo tiempo, se cuenta con documentos técnicos internos, como manuales de equipos, capacitaciones y análisis realizados anteriormente. La lectura de estos documentos sirve como punto de partida para familiarizarse con el equipo y para entender el desbalance.

Además, se tiene una planilla excel, llamada Benefits eSunwind 20251002.xlsx, que contiene los precios de venta del MWh de los parques BESS, en esa misma planilla vienen proyecciones del precio de venta para realizar análisis a futuro. Por último. Laborelec, el centro de investigación, desarrollo y servicios técnicos de ENGIE con sede en Europa, compartió una curva OCV realizada en laboratorio de las celdas LFP utilizadas en los parques BESS, esta curva fue construida con 5 horas de relajación entre cada punto medido.

6.2. Descarga de datos operacionales

La primera fase de esta investigación comprende el análisis del desbalance de voltaje. Para esto, se generó una metodología de consulta y almacenamiento de datos localmente desde los bancos de información InfluxDB. Para acceder a esta información, se utilizó el cliente oficial de InfluxDB para Python, que permite ejecutar consultas Flux, el lenguaje de InfluxDB, y recuperar los datos tabulados directamente en formato de Dataframe.

6.2.1. Granularidad de datos

La granularidad de datos se refiere al nivel de detalle o especificidad presente en un conjunto de datos. Para esta memoria se utilizó el nivel más detallado disponible: sensores a nivel de rack. Para el análisis, cada rack cuenta con un identificador único (ID), construido a partir de la jerarquía de sensores, desde el nivel más general hasta el más específico. En BESS Coya, este identificador se construyó como `its.lc.bsc.cmu`, mientras que en Tamaya y Capricornio se utilizó la estructura `its.bsc.cmu`. En esta nomenclatura, `its` corresponde al bloque o cluster de contenedores, `lc` al inversor asociado a cada conjunto, `bsc` al número de contenedor y `cmu` al número de rack. En Tamaya y Capricornio, el nivel `lc` no forma parte del ID dado que la arquitectura de datos de esos parques no lo incluye. Esta jerarquía permite trabajar a nivel de rack individual y, posteriormente, agregar los resultados a nivel de contenedor, bloque o parque, según la necesidad del análisis.

6.2.2. Variables

Las variables descargadas para este trabajo son cinco mediciones por rack: voltaje mínimo de celda (`CMU_minCellVolt`), voltaje máximo de celda (`CMU_maxCellVolt`) y voltaje promedio del rack (`CMU_avgVolt`). Complementariamente, se descarga la corriente promedio del rack (`CMU_current`) y el SoC promedio del rack estimado por el BMS (`CMU_soc`).

Tabla 1
Variables descargadas

Nombre	Unidad	Descripción
CMU_minCellVolt	mV	Voltaje mínimo de celda medido en rack
CMU_maxCellVolt	mV	Voltaje máximo de celda medido en rack
CMU_avgVolt	mV	Voltaje promedio de todas las celdas del rack
CMU_current	A	Corriente promedio del rack
CMU_soc	%	SoC promedio estimado en el rack

6.2.3. Estrategia de descarga

La descarga de datos se implementó como un loop diario. Esta decisión respondió a criterios de robustez computacional y manejo de memoria, ya que la cantidad de registros generada por parques de gran escala, con resolución temporal de 10 minutos y múltiples measurements, supera con facilidad el tamaño manejable de una consulta única. La descarga día a día permite, además, aislar y corregir eventuales errores puntuales sin repetir la extracción completa de un período extenso. En cada consulta se aplicó una función para regularizar todas las mediciones a 10 minutos, con el objetivo de estandarizar la serie temporal a una resolución común y comparable entre variables. Esta etapa es importante porque la información original puede presentar diferencias en frecuencia o irregularidades de muestreo, por lo que la agregación temporal asegura una base homogénea para el análisis posterior.

Tabla 2
Períodos de análisis por parque BESS

Parque	COD	Fin del período analizado	Meses de datos
BESS Coya	Marzo 2024	Abril 2026	25
BESS Tamaya	Diciembre 2024	Abril 2026	16
BESS Capricornio	Abril 2025	Abril 2026	12

Nota. COD son las siglas en inglés de Commercial Operation Date (fecha de inicio de operación comercial).

Finalmente, los datos descargados fueron almacenados en archivos comprimidos Parquet. Este formato fue seleccionado por su eficiencia en almacenamiento y lectura, especialmente en escenarios de series temporales de gran volumen, donde resulta conveniente trabajar con archivos organizados en columnas y de acceso rápido, siendo una mejor opción que archivos csv (InfluxData, 2025).

6.3. Caracterización del desbalance de voltaje

Una vez descargados y estructurados en formato dataframe, se puede realizar un análisis exploratorio de datos. Esta primera exploración sirve para detectar valores anómalos o nulos, así como identificar patrones. La etapa de exploración permitió eliminar filas con valores faltantes causados por mantenciones y fallas de transmisión de datos a SCADA. Este paso permitió depurar inconsistencias en los datos y asegurar una base homogénea para el análisis posterior.

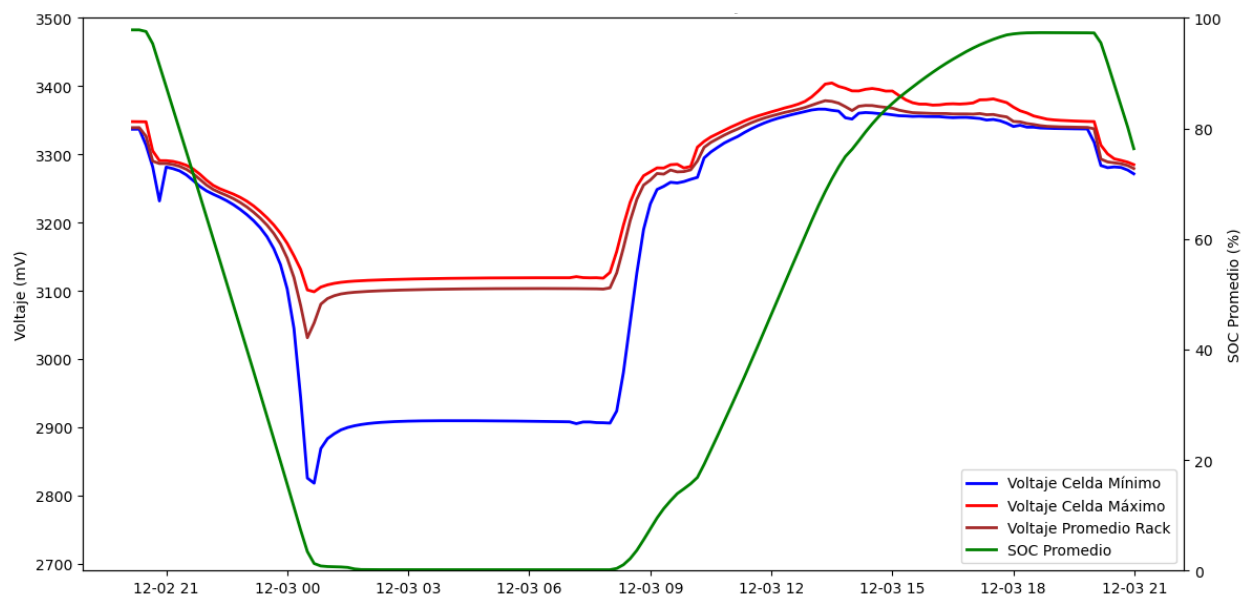
En primera instancia, se puede calcular el desbalance de voltaje utilizando las variables de voltaje de celda máximo y mínimo.

$$Imbalance_{max} = CMU_maxCellVolt - CMU_minCellVolt \quad (1)$$

Esta nueva variable corresponde al desbalance de voltaje máximo medido, se calcula con una resolución de diez minutos y sirve para entender la magnitud del desbalance de voltaje a lo largo de todo el ciclo diario.

Figura 10

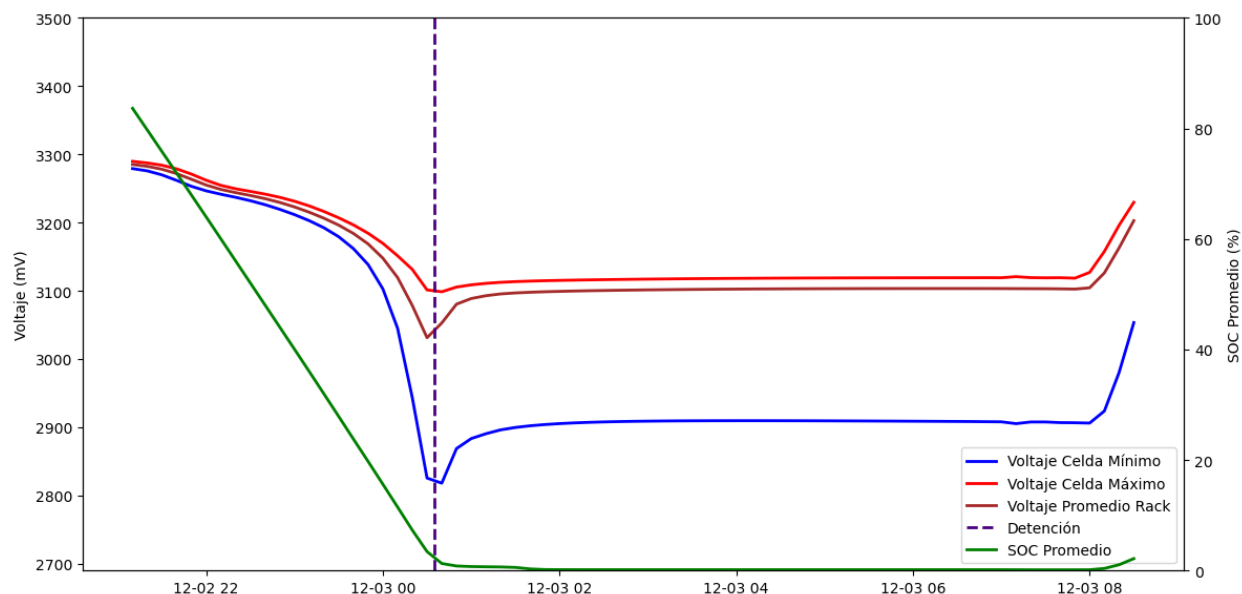
Serie de tiempo de voltajes y SoC en un ciclo



Nota. Elaboración propia

La figura 10 presenta el ciclo diario de operación representativo de todos los parques BESS de ENGIE, con ciclos de descarga profunda, $DOD > 95\%$. La imagen muestra el p50 de los valores de voltaje mínimo, máximo y promedio, y el estado de carga de todos los racks de Coya. En este ciclo se observa una descarga nocturna que comienza aproximadamente a las 21:00, seguida por una detención del sistema cerca de las 00:00, un período de reposo de aproximadamente 6 horas y, posteriormente, el inicio de la carga alrededor de las 08:00.

Figura 11
Final de la descarga



Nota. Elaboración propia

La Figura 11 corresponde a un zoom de la figura 10, muestra la detención del sistema y la posterior relajación del voltaje antes del siguiente ciclo de carga. Como se mencionó en 5.5.4, los voltajes convergen a su valor de OCV tras un período de reposo; en este caso, los tres valores de voltaje se estabilizan aproximadamente dos horas después de la detención del sistema. Esta convergencia es coherente con el criterio de Theuerkauf y Swan (2022) y justifica el uso de ese intervalo como condición de estabilidad para aplicar con mayor confianza la relación OCV-SoC. De este modo, el reposo operacional define el punto en que la estimación del estado de carga resulta más confiable.

6.4. Detección del punto de relajación y cálculo de Delta SoC

Para poder cuantificar la energía remanente en las celdas se eligió utilizar la curva OCV dada la relación entre el voltaje y el estado de carga. Sin embargo, en operación el voltaje difiere de la curva debido a la caída óhmica producida por la resistencia interna bajo

corriente, por lo tanto, para el uso de esta relación es importante contar con periodos de relajación representativos.

Tabla 3

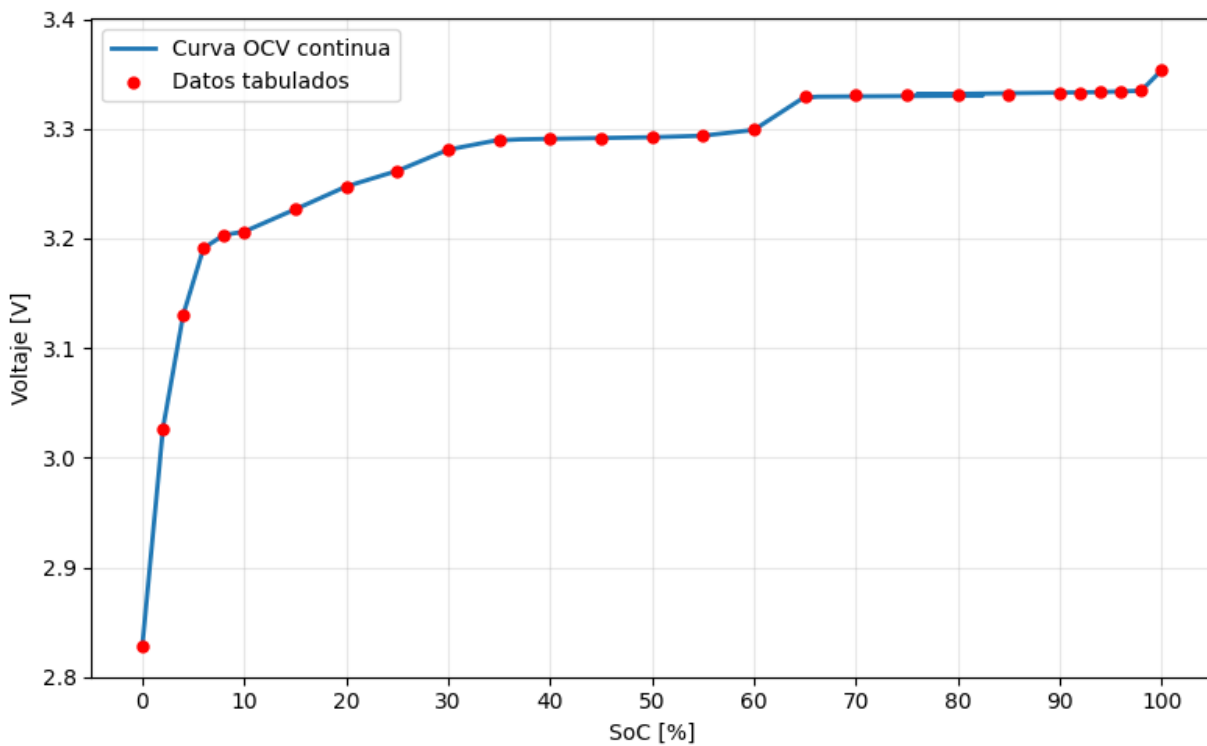
Condiciones para detección de relajación de voltaje

Variable	Condición	Justificación
Corriente	$ A \leq 1$	Tolerancia al ruido de medición del sensor.
SoC	$SoC \leq 10\%$	Representa el rango con mayor sensibilidad de la curva OCV, por lo que permite una estimación más precisa.
Tiempo	≥ 120 minutos	Duración mínima que garantiza una estimación de SoC fiable.

En cuanto a la curva OCV, se utiliza la curva de la figura 12 construida y compartida por Laborelec, la cual consta de 27 puntos en la descarga. Para lograr una estimación precisa, se interpolan los puntos para obtener una función OCV continua. Su rango es: 2828.7 mV (0 % SoC) a 3353.3 mV (100 % SoC). No se utiliza la curva del fabricante, ya que no especifica si los puntos fueron medidos en relajación.

Figura 12

Curva OCV continua de celda LFP



Nota. Elaboración propia con datos de Laborelec.

El algoritmo de Python recorre la serie de variables y una vez que detecta una ventana válida de relajación, captura los datos del último instante antes de que el sistema comience a cargar nuevamente, ya que este es el punto en donde se maximiza la relajación del voltaje a su valor de OCV. Este último punto se denomina: punto de relajación.

El punto de relajación contiene las siguientes variables medidas y calculadas:

Tabla 4
Variables del punto de relajación

Variable	Notación	Descripción
Mincellvolt relaxed	V_{min}^{relax}	Voltaje mínimo de celda medido al final del período de relajación.
Avgvolt relaxed	V_{avg}^{relax}	Voltaje promedio de rack medido al final del período de relajación.
Imbalance	V_{imb}	Desbalance de voltaje al final de la relajación, definido como $V_{avg} - V_{min}$. Representa la separación entre la celda promedio y la celda débil del rack.

Para la cuantificación del desbalance se utilizó la diferencia entre el voltaje promedio del rack y el voltaje de la celda mínima, en lugar de la diferencia entre los voltajes máximo y mínimo. Esta decisión busca representar la diferencia de la celda más débil respecto del comportamiento general del conjunto de celdas. El uso exclusivo de los valores extremos puede sobrestimar el desbalance al depender de dos observaciones particulares, mientras que el voltaje promedio incorpora información de todas las celdas del rack y entrega una referencia más representativa de su estado global. De esta manera, los indicadores calculados reflejan la diferencia entre la celda que limita la operación y el comportamiento promedio del sistema, permitiendo una estimación más robusta del desbalance.

$$Imbalance = V_{avg}^{relax} - V_{min} \quad (2)$$

A partir de estas variables medidas, y utilizando la función OCV continua descrita anteriormente, se define y calcula el KPI Delta SoC, el cual es la diferencia entre el SoC de la celda mínima y el promedio del rack. Cuantifica la diferencia de estados de carga entre la

celda más débil que limita al string y el resto de celdas de un rack.

$$DeltaSoC = f^{ocv}(V_{avg}^{relax}) - f^{ocv}(V_{min}^{relax}) \quad (3)$$

Cabe destacar que para el cálculo de Delta SoC se utiliza un voltaje mínimo corregido V_{min}^{relax} , definido como:

$$V_{min}^{relax} = \begin{cases} V_{min} & \text{si } V_{min} > 2828.7 \text{ mV} \\ 2828.7 \text{ mV} & \text{en otro caso} \end{cases} \quad (4)$$

Esta corrección se aplica porque 2828.7 mV corresponde al voltaje mínimo de la curva OCV disponible (0 % SoC), por lo tanto, voltajes por debajo de este umbral no tienen una estimación de SoC válida dentro del dominio de la curva.

De esta forma, se tiene una metodología para convertir las diferencias de voltaje en el rack a un diferencial de carga disponible en las celdas en estado de equilibrio. Es el indicador central del desbalance operacional a nivel de rack, dado que puede ser utilizado para estimar la cantidad de energía no inyectada y remanente en las celdas.

6.4.1. Limitaciones en Tamaya

El parque Tamaya presenta problemas de comunicación con SCADA desde el COD, esto produce que señales de las variables de SoC y corriente no se registren en las bases de datos. Normalmente sucede cuando el sistema está detenido, rompiendo la logica de detección del punto de relajación. Para esto se implementó un algoritmo de relleno de señales: si un rack deja de reportar su SoC, se asume que ese valor se mantuvo igual al último que reportó. Esto es razonable porque el SoC no cambia si el sistema está detenido. Sin embargo, este relleno tiene un límite de 6 horas; si el espacio sin datos dura más de 6 horas, no se rellena, porque ya no es confiable asumir que el SoC sigue siendo el mismo. Para la corriente se repite

el procedimiento, se rellena con 0 A, asumiendo el sistema detenido.

6.5. Cuantificación de impacto operativo

Como se menciona en 5.6.1, el desbalance limita la energía utilizable por el sistema. En esta investigación se designó el término Stranded Energy para referirse a la energía residual descrita por Khan (2024), enfatizando su condición de energía almacenada que permanece inaccesible para el despacho debido al desbalance. Para poder realizar una estimación de la Stranded Energy se utiliza la capacidad nominal garantizada del rack: C_{rack} . Esto corresponde a la capacidad de almacenamiento del parque garantizada por contrato dividida por la cantidad de racks. Además, la capacidad disminuye en el tiempo, por lo tanto, el proveedor asegura un valor de capacidad para cada año de operación. Por lo tanto, para el cálculo histórico de la Stranded Energy se utiliza la capacidad de rack ajustada por contrato según periodo: $C_{rack}(t)$. Quedando la ecuación:

$$Stranded\ Energy = C_{rack}(t) \times Delta\ SoC \quad (5)$$

De esta manera, se logra transformar a una métrica energética directamente comparable entre parques, contenedores y períodos de tiempo.

Tabla 5
Capacidad nominal por rack según parque BESS

Parque	Capacidad total (MWh)	Clusters	Racks por cluster	C_{rack} (MWh)
BESS Coya	547.705	29	64	0.2952
BESS Tamaya	397.565	19	64	0.3270
BESS Capricornio	251.088	12	64	0.3275

6.6. Valorización de la Stranded Energy

La cuantificación de la Stranded Energy permite estimar una pérdida energética, pero para evaluar su relevancia operacional y económica resulta necesario expresarla en unidades monetarias. Para ello, la energía no despachada se valoriza utilizando la planilla Benefits eSunwind 20251002.xlsx, específicamente la columna capture price, calculada dividiendo los ingresos percibidos en el mes por la energía inyectada en el periodo. Se entiende como el precio promedio de venta en dólares del MWh efectivamente capturado por cada parque en cada período.

$$Capture\ Price\ [USD/MWh] = \frac{Ingresos\ parque[USD/mes]}{Energía\ inyectada[MWh/mes]} \quad (6)$$

Para el cálculo, se asocia el capture price a cada observación de Stranded Energy mediante su correspondiente año y mes de operación. Este enfoque permite reflejar la variabilidad temporal de los ingresos energéticos y no asumir un valor fijo para todo el horizonte de análisis.

Si bien la Stranded Energy corresponde a energía no despachada, no se puede tratar su valor económico como una pérdida, sino como un costo de oportunidad (CO), ya que corresponde a los ingresos que se dejan de recibir por no aprovechar completamente la energía en las baterías.

$$CO\ [USD] = Capture\ Price \times Stranded\ Energy \quad (7)$$

6.7. Definición de Advanced KPIs

La naturaleza dinámica de la operación de sistemas BESS hace necesario contar con métricas que permitan evaluar de manera holística el estado, la eficiencia y la salud del sistema. Si bien la plataforma operacional entrega un conjunto amplio de variables instantáneas y la compañía ya utiliza algunos indicadores de desempeño, estos no siempre se calculan con

la frecuencia necesaria para apoyar un seguimiento diario del activo.

Una vez definida la metodología para la cuantificación del desbalance de voltaje y sus impactos en la operación, el equipo de performance de ENGIE ordena realizar una definición de KPIs que proporcionen información sobre la eficiencia y salud de las baterías. Este listado de indicadores se denomina Advanced KPIs, debido a que corresponden a métricas que no se calculan de forma diaria ni automática y requieren mayor capacidad de cómputo para su estimación. El fin de generar este listado es definir y desarrollar un mecanismo de cálculo automático para su posterior monitoreo en Near Real-Time, en este caso con una frecuencia de actualización diaria. Estos KPIs se almacenan exclusivamente en la base de datos Sandbox.

6.7.1. Voltage Relaxation

La relajación de voltaje es el proceso que ocurre cuando se corta el suministro de corriente y el voltaje converge a su valor de circuito abierto (OCV). La magnitud de esta relajación puede estar asociada a un aumento en la resistencia interna de las celdas. La resistencia interna se manifiesta como una caída de voltaje en operación, esta caída óhmica deprime el voltaje de esa celda por debajo de su valor real, lo que puede causar una detención prematura del equipo. La investigación de Theuerkauf (2022) muestra una correlación positiva entre la resistencia interna y la relajación de voltaje en celdas de Ion-Litio. Por lo tanto, el monitoreo de esta variable puede ayudar a detectar variaciones en la resistencia interna de las celdas.

Durante el desarrollo del trabajo, se identificó que en algunos racks, el voltaje mínimo al momento de detención del sistema era significativamente menor que su valor tras el período de relajación. Por ende, se propone calcular la diferencia entre el voltaje al comienzo de la relajación (V_{min}^{start}) y el voltaje relajado (V_{min}^{relax}). Se utiliza el voltaje mínimo de celda para la medición, ya que es el que muestra mayor magnitud de relajación.

$$V_{relaxation} = V_{min}^{relax} - V_{min}^{start} \quad (8)$$

Un valor elevado de $V_{relaxation}$ indicaría que la celda más débil recupera voltaje significativamente durante el reposo, lo que es consistente con una resistencia interna elevada. Este KPI funciona como estimación empírica para detectar racks con posible deterioro electroquímico avanzado sin requerir mediciones directas de impedancia.

Este KPI se calcula en el punto de relajación utilizando las condiciones descritas en la tabla 3. Es importante recalcar que este punto de relajación se encuentra a bajo SoC y después de un evento de descarga. Su granularidad es a nivel de rack.

6.7.2. Capacidad operacional y SoH operacional

Como se expuso en la sección 5.6, una parte importante de la operación de los BESS es monitorear el envejecimiento y las perdidas de capacidad. En la literatura, el SoH de baterías se define como la relación entre la capacidad actual y la capacidad nominal inicial (Kumar & Das, 2024). Diversos trabajos recientes muestran que la capacidad y el estado de salud pueden estimarse a partir de datos de campo (Che et al., 2023; Kumar & Das, 2024; Menye et al., 2025). Es por esto que se generan 3 KPIs enfocados en el seguimiento de la capacidad, salud y cumplimiento de la garantía del activo: Capacidad operacional, SoH operacional y Delta SoH.

La variable fuente para estos indicadores es `BSC_busPower`, que es la potencia del contenedor completo. Para reducir el efecto de jornadas no representativas, el cálculo se limita a días en que la energía descargada cae dentro de un rango razonable respecto de la capacidad contractual esperada. Se definió un rango de entre 80 % y 110 % de la capacidad garantizada por contrato, entendiendo que la capacidad en operación se mueve entre esos

valores en ciclos representativos, esto responde a una observación empírica. De este modo, el filtrado de ciclos validos es dinámico y sigue la curva de degradación garantizada en el contrato.

Capacidad Operacional

Este indicador mide la energía descargada en un ciclo válido $E_{descargada}$, y funciona como una proxy de la capacidad operacional observada bajo condiciones reales de servicio. Utilizando los filtros se descartan ciclos parciales. dejando solo observaciones compatibles con un ciclo de descarga suficientemente representativo y comparable entre contenedores y parques.

$$E_{descargada} = \int P(t)dt \quad \text{con } P(t) \text{ igual a } \text{BSC_busPower} \quad (9)$$

SoH Operacional

El SoH operacional se define como la energía efectivamente descargada en un ciclo válido $E_{descargada}$ dividida por la capacidad inicial del contenedor medida en un test antes del CoD $C_{0,\text{contenedor}}$. Por lo tanto, este KPI expresa qué porcentaje de la capacidad inicial sigue siendo efectivamente entregado en operación real.

$$SoH_{op} = \frac{E_{descargada}}{C_{0,\text{contenedor}}} \times 100 \quad (10)$$

Delta SoH Por último, del SoH_{op} se desprende un tercer KPI que compara el Estado de Salud estimado con datos operacionales y el SoH tabulado en el contrato. Dando la ecuación:

$$Delta \ SoH = SoH_{op} - SoH_{contractual} \quad (11)$$

Esta métrica permite interpretar el desempeño respecto a la expectativa garantizada por el proveedor, lo que resulta útil para el seguimiento y evaluación de cumplimiento. Si el indicador es negativo significa que el contenedor está entregando menos energía que la que correspondería según su envejecimiento contractual, permitiendo detectar desviaciones

de desempeño que pueden deberse tanto a condiciones operacionales como a diferencias de degradación entre activos.

6.7.3. RTE

La eficiencia de un contenedor es la razón entre la energía cargada y la energía descargada en un mismo ciclo. Inherentemente, existen pérdidas energéticas asociadas a las eficiencias de la batería, inversor y transformador (Jaffal et al., 2024). Al mismo tiempo, la energía cargada sirve como fuente de alimentación para servicios auxiliares dentro de los contenedores, como HVAC y sistemas de comunicación. Por esto, es imposible lograr una eficiencia del 100 %; no obstante, las celdas LFP mantienen un RTE promedio del 95 % al inicio de la vida útil (Jaradat & Khatib, 2025; Nazaralizadeh et al., 2024a).

ENGIE realiza el seguimiento de este indicador de forma mensual, lo que limita la detección oportuna de ineficiencias. La variable fuente difiere según el parque: en Coya se utiliza `BSC_busPower`, potencia DC medida a nivel de bus del contenedor antes del inversor; en Tamaya y Capricornio se utiliza `inv_PowerAC`, potencia AC a la salida del inversor, que agrupa cuatro contenedores. El RTE de Coya excluye las pérdidas del inversor; el de Tamaya y Capricornio las incluye. Esto se debe a condiciones contractuales, la energía garantizada por contrato se mide en distintos puntos dependiendo del parque. Ambas métricas son consistentes para el seguimiento interno de cada parque, pero no son comparables entre ellos.

$$RTE = \frac{E_{descargada}}{E_{cargada}} \times 100 \quad (12)$$

Para el cálculo del RTE se adaptó una metodología de detección de ciclos disponible públicamente (Andrea Lekkas, 2022), modificando la lógica de comparación entre eventos de carga y descarga. En el método original, una descarga se comparaba con la carga siguiente. Aquí se invierte ese orden: una carga se compara con la descarga inmediata que le sigue, de

modo que el RTE refleja un evento completo de almacenamiento y recuperación sin mezclar ciclos distintos.

Un ciclo válido se denomina Trip y corresponde al intervalo entre dos mínimos consecutivos del SoC del contenedor. Los mínimos locales se detectan comparando cada punto con los seis puntos anteriores y posteriores de la serie, equivalente a una ventana de 60 minutos. Solo se consideran valores bajo el 50 % de SoC para excluir pausas en la zona media del estado de carga. La energía de carga y descarga de cada Trip se obtiene por integración trapezoidal de la potencia.

Un Trip se considera válido si cumple cuatro condiciones: DoD superior al 15 %, energía de carga y descarga mayor a 100 Wh, RTE menor a 0,98 (valores superiores indican errores de medición dado que ningún sistema real opera sin pérdidas) y duración mínima de 100 minutos. Cuando un contenedor registra más de un Trip en el día, se reporta el de mayor DoD como el más representativo de la operación real.

6.7.4. FCE MTD

El seguimiento de ciclos equivalentes se utiliza para normalizar el uso de la batería, si bien la operación de los BESS de ENGIE siguen una lógica de ciclos completos, este KPI sirve para realizar seguimiento al desgaste del activo.

Dentro de la compañía ya se tiene un contador de ciclos equivalentes a nivel de rack desde el COD, este fue desarrollado internamente. El nombre de la variable en la base de datos es `CMU_chgDschgCycles`. La lógica interna del contador no está documentada públicamente, pero su revisión a la par del SoC y la dirección de corriente muestra coherencia con el patrón operacional. Se asume que el contador pondera la fracción de ciclo completado en cada intervalo según el SoC y la dirección de operación. Sin embargo, este contador pierde

interpretabilidad al mostrar solo el acumulado de ciclos desde el comienzo de operación, lo que no sirve para hacer comparaciones o detectar racks con subutilización.

Es por esto, que se define un KPI de ciclos equivalentes Month-to-Date, se obtiene como la diferencia entre el valor del contador al momento del cálculo y su valor al inicio del mes calendario, dividida por el número de días transcurridos desde el inicio del mes. El resultado es el número de ciclos equivalentes completos por día, promediado sobre el período mensual transcurrido.

$$FCE_{MTD} = \frac{Ciclos_{ahora} - Ciclos_{inicio_mes}}{d - 1} \quad (13)$$

El cálculo se ejecuta a partir del segundo día de cada mes a las 6:00 horas. Esta restricción tiene dos componentes: el día mínimo evita una división por cero en el denominador; que corresponde a los días transcurridos desde el inicio del mes, y la hora garantiza que los ciclos del día anterior ya estén cerrados y registrados en el sistema antes de consultar el contador.

Tabla 6
Resumen de KPIs avanzados implementados

KPI	Variable fuente	Granularidad	Frecuencia	Condición
Imbalance	$V_{min}^{relax}, V_{avg}^{relax}$	Rack	Diaria	Relajación
Delta SoC	$f^{ocv}(V_{avg}^{relax}), f^{ocv}(V_{min}^{relax})$	Rack	Diaria	Relajación
Volt. Relaxation	$V_{min}^{start}, V_{min}^{relax}$	Rack	Diaria	Relajación
Cap. Operacional	BSC_busPower	Contenedor	Diaria	Ciclo válido
SoH Operacional	BSC_busPower	Contenedor	Diaria	Ciclo válido
Delta SoH	SoH operacional	Contenedor	Diaria	Ciclo Válido
RTE	BSC_busPower, BSC_systemSoc, inv_PowerAC	Contenedor, Inversor	Diaria	Trip
FCE MTD	CMU_chgDschgCycles	Rack	Diaria	Día ≥ 2 , 6:00 am

6.8. Automatización de cálculos de KPIs

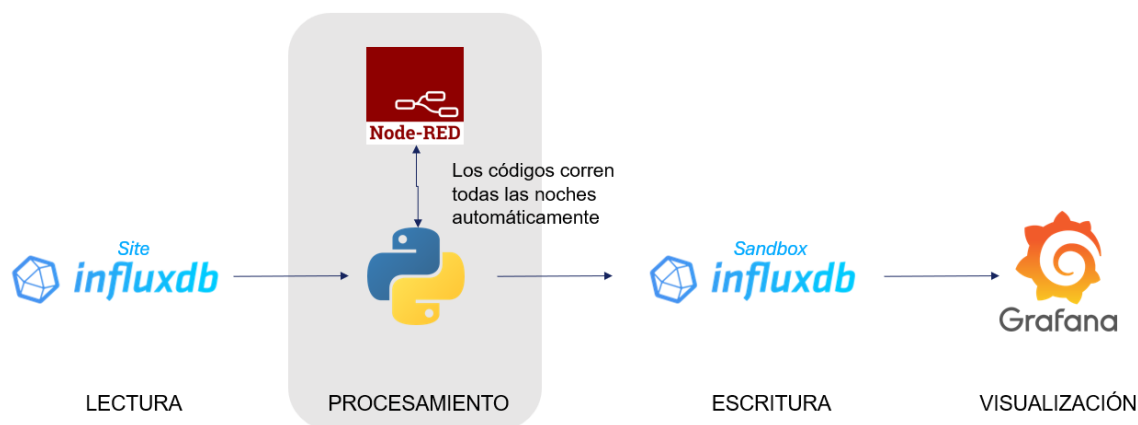
El cálculo automático de KPIs se implementó sobre Node-RED, una plataforma de programación visual basada en flujos que permite orquestar procesos de datos mediante la conexión de nodos funcionales (Node-RED, s.f.). El servidor donde opera fue facilitado por ESUNWIND, empresa externa que administra las bases de datos operacionales de ENGIE Chile, sobre cuya infraestructura se configuraron los flujos de ejecución de los scripts desarrollados en esta metodología.

Cada KPI mantiene un script que se almacena en el servidor y se asocia a un disparador temporal que lo ejecuta según un horario predefinido. Los scripts corren de forma secuencial durante la madrugada, cuando los parques no operan y los datos del día anterior están completos.

Esta arquitectura le permite al área de performance de ENGIE Chile desarrollar y actualizar sus propios indicadores sin depender del proveedor externo para cada cambio. Hasta la implementación de esta metodología, los desarrollos de variables calculadas recaían en ESUNWIND, generando tiempos de espera que retrasaban la respuesta operacional del área (G. Du Boullay, comunicación personal, 30 de enero de 2026). Con acceso directo a Node-RED, el ciclo entre identificar una necesidad analítica e implementarla pasó a depender exclusivamente del equipo interno.

Figura 13

Pipeline de automatización de KPIs



Nota. Elaboración propia.

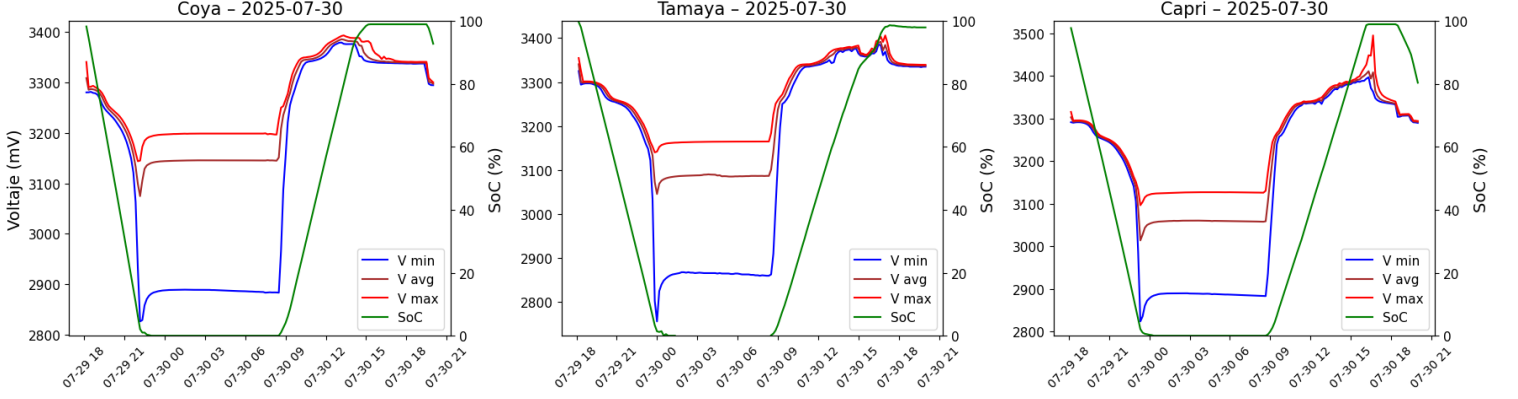
Los KPIs calculados se escriben en una base de datos InfluxDB de desarrollo, separada de las bases operacionales de cada parque para no interferir con los datos de origen. Esa base estructura los indicadores como series de tiempo etiquetadas por parque, contenedor y rack, en un formato directamente consumible por Grafana o Power BI para la construcción de los dashboards de monitoreo. La implementación de esas visualizaciones se describe en el capítulo de resultados.

7. Resultados

7.1. Caracterización del desbalance de voltaje

Figura 14

Comportamiento intradiario de voltajes para los 3 parques

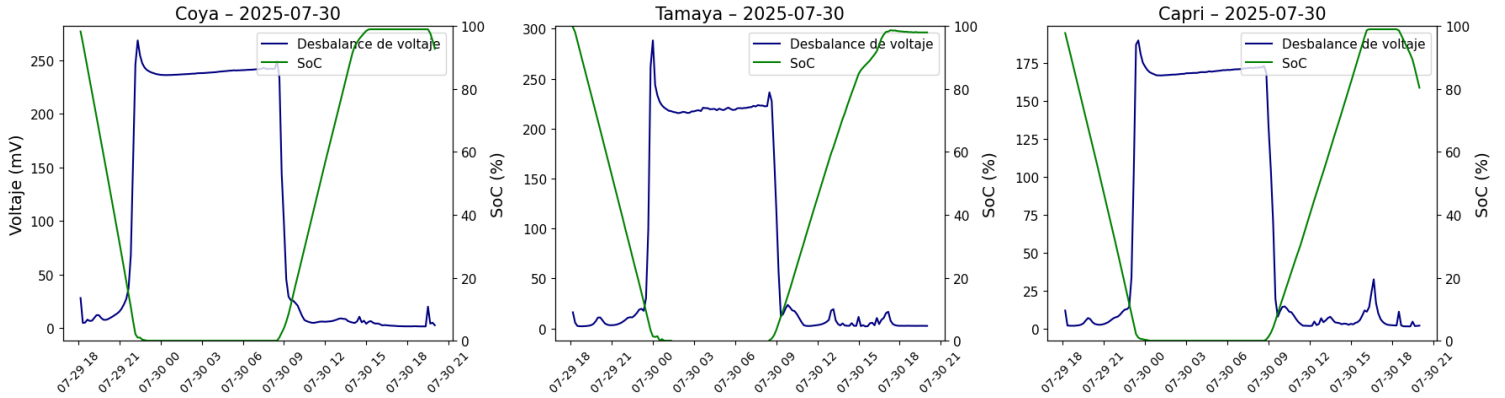


En la figura 14 se presenta el ciclo del 30 de julio de 2025. Este es representativo para mostrar el comportamiento de los voltajes vs el SoC en un día. Para los tres parques el comportamiento del ciclo de carga y descarga es similar, siguiendo una lógica de descarga profunda; descargando las baterías hasta el mínimo. Se logra distinguir el periodo de relajación de cada parque, para todos los parques mayor a 8 horas; y el punto de relajación, el cual es el último instante antes de comenzar el proceso de carga.

Sin embargo, se observan variaciones en los voltajes mínimos cuando se detiene la descarga. En Coya y Capricornio, el voltaje mínimo cae hasta valores mayores a 2800 mV, en cambio, en Tamaya los voltajes mínimos llegan a valores menores a 2800 mV. Esto indica que las celda más débil de Tamaya opera más cerca de los límites de voltaje, y como explican Yang et al. (2025): las celdas con mayor DoD tienden a degradarse más rápidamente.

Figura 15

Comportamiento intradiario de desbalance de voltaje para los 3 parques

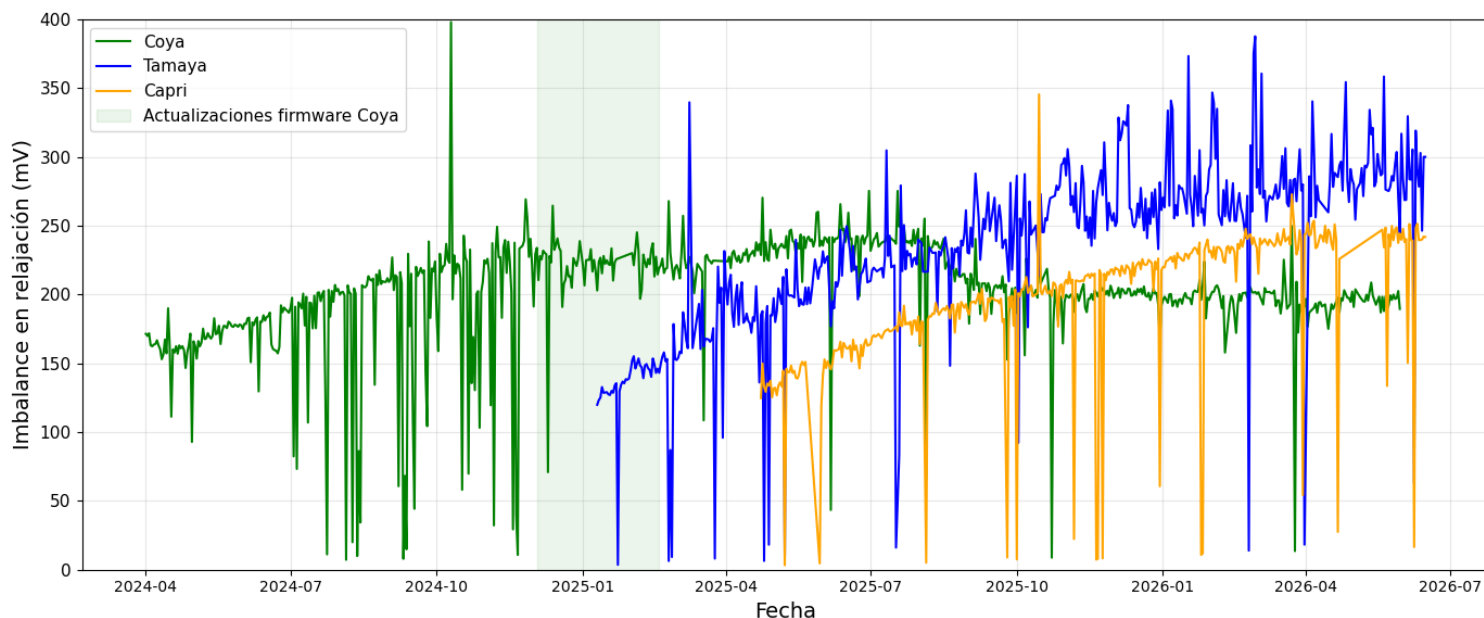


Se presenta la evolución del Imbalance calculado con la ecuación (2) a lo largo del mismo ciclo del 30 de julio de 2025. Durante la mayor parte de la descarga, el desbalance se mantiene relativamente contenido, en torno a los 10–20 mV para los tres parques, y se dispara abruptamente en el tramo final, cuando el SoC se aproxima a cero y la celda más débil del rack alcanza primero el voltaje mínimo de corte, en concordancia con lo descrito por Breuer y Sourkounis (2025) en su experimento. Coya y Tamaya muestran un desbalance sobre los 250 mV al momento de la detención, es decir, la celda más débil tiene 250 mV menos que el promedio del rack en ese instante. Capricornio muestra un desbalance de alrededor de 180 mV cuando la celda más débil limita el sistema. Esto podría estar asociado a que es el parque con menos tiempo en operación.

En los tres parques la diferencia de voltajes post relajación disminuye abruptamente cuando el sistema comienza la carga y se mantiene de esa forma durante el resto del ciclo, esto indica que el desbalance se concentra en la descarga, mas no en la carga.

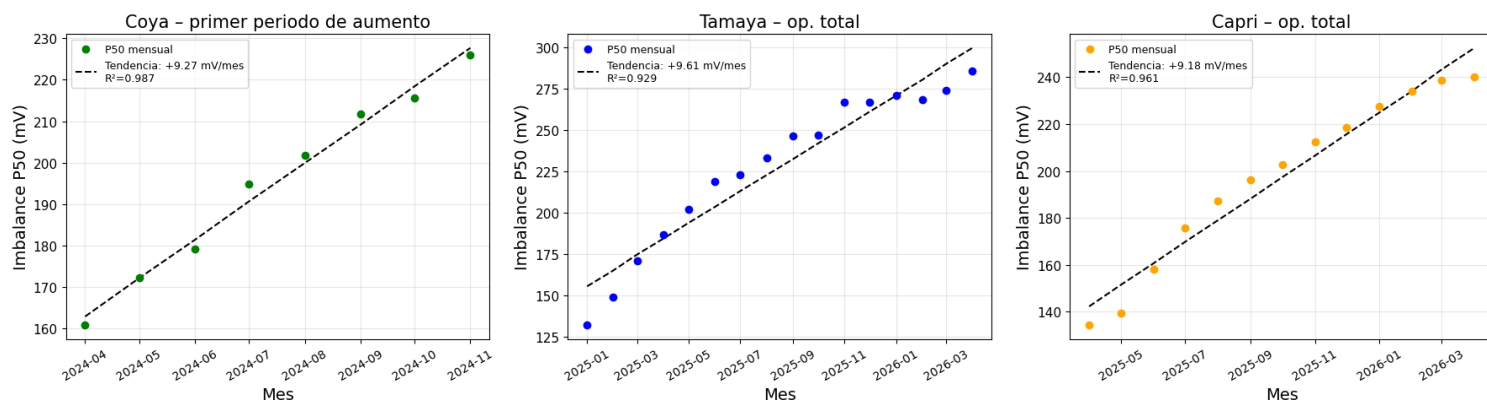
Figura 16

Comparación de desbalance de voltaje promedio entre parques

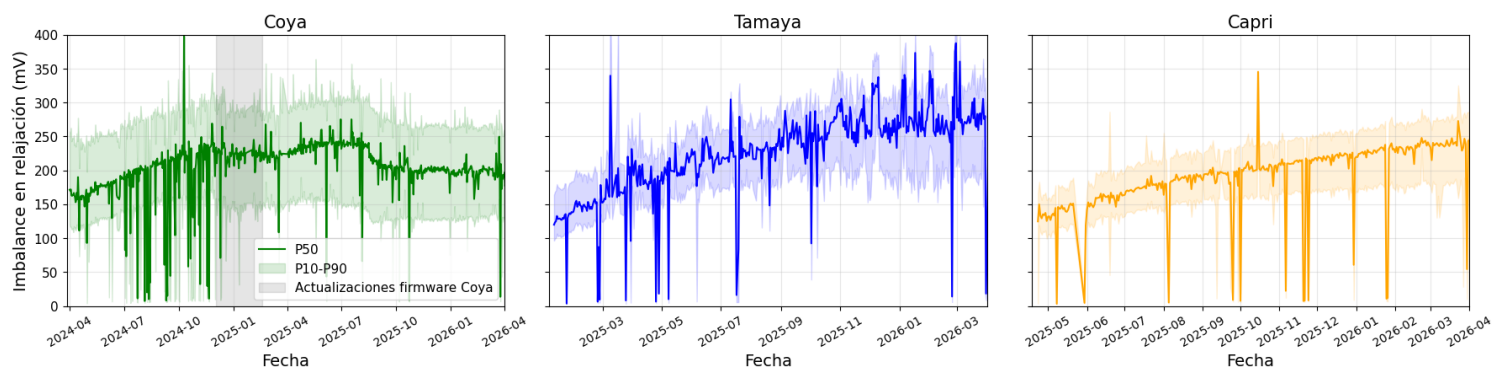


Nota. Desbalance medido en el punto de relajación.

El desbalance medio diario de los tres parques mostró una tendencia ascendente durante sus respectivos períodos de operación graficados en la Figura 16. En Coya, el crecimiento fue sostenido desde 165 mV en abril de 2024 hasta alcanzar valores en torno a los 240-250 mV a mediados de 2025, tras lo cual el indicador descendió y se estabilizó cerca de los 200 mV hasta el cierre del período analizado. Dos eventos operacionales permiten explicar este comportamiento no monótono: las actualizaciones de firmware realizadas por Sungrow entre diciembre de 2024 y febrero de 2025 interrumpieron el crecimiento del desbalance y posteriormente, según explica el ingeniero de performance Gauthier Du Boullay (comunicación personal, 19 de noviembre de 2025), se ejecutaron pruebas en terreno por el mismo proveedor en agosto de 2025 que coinciden con la caída observada. Tamaya y Capricornio, con historias operacionales más cortas, mostraron crecimientos sostenidos durante toda la ventana disponible, sin la inflexión observada en Coya.

Figura 17*Tasa de aumento de desbalance promedio por parque*

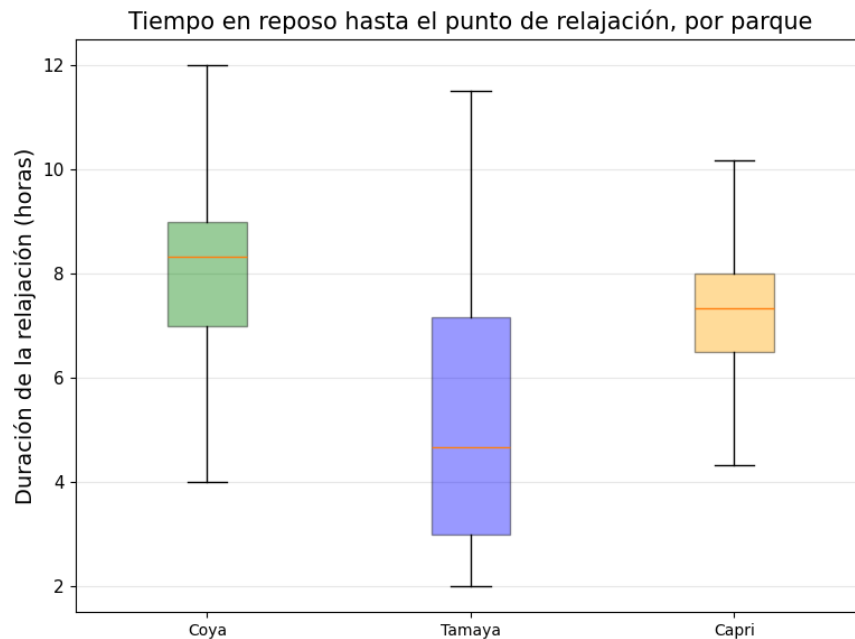
La tasa de crecimiento del desbalance fue cuantificada mediante regresión lineal sobre el P50 mensual de cada parque. Para Coya se utilizó únicamente el primer período de aumento, abril a noviembre de 2024, previo a las actualizaciones de firmware, obteniendo una pendiente de 9,27 mV/mes con un ajuste de $R^2 = 0,987$. Tamaya y Capricornio, cuyos datos válidos abarcan toda su operación disponible, presentaron pendientes de 9,61 mV/mes, $R^2 = 0,929$ y 9,18 mV/mes, $R^2 = 0,961$ respectivamente. La similitud entre las tres tasas sugiere que el ritmo de acumulación del desbalance durante la fase inicial de operación es estándar entre parques, independientemente de su capacidad instalada y fecha de puesta en marcha.

Figura 18*Dispersión del desbalance de voltaje por parque (P10-P90)*

La dispersión del desbalance entre racks, representada por la banda P10-P90, mostró diferencias entre parques. En Coya, la banda se mantuvo amplia a lo largo de todo el período, con una separación entre percentiles de aproximadamente 150 mV en cualquier mes, lo que indica que la heterogeneidad entre racks es estructural y no disminuyó con el tiempo. Tamaya y Capricornio presentaron bandas más estrechas, con una diferencia P10-P90 de alrededor de 100 mV en los meses con datos estables, lo que refleja mayor homogeneidad entre racks en esos parques. Este contraste entre Coya y los otros dos parques podría estar asociado a la mayor antigüedad del sistema y al mayor número de contenedores, 232 frente a 152 y 96, aunque no es posible descartar que parte de la dispersión en Coya corresponda a variabilidad operacional entre bloques de distinta antigüedad relativa dentro del mismo parque.

Figura 19

Distribución de horas de reposo por parque en el último mes analizado



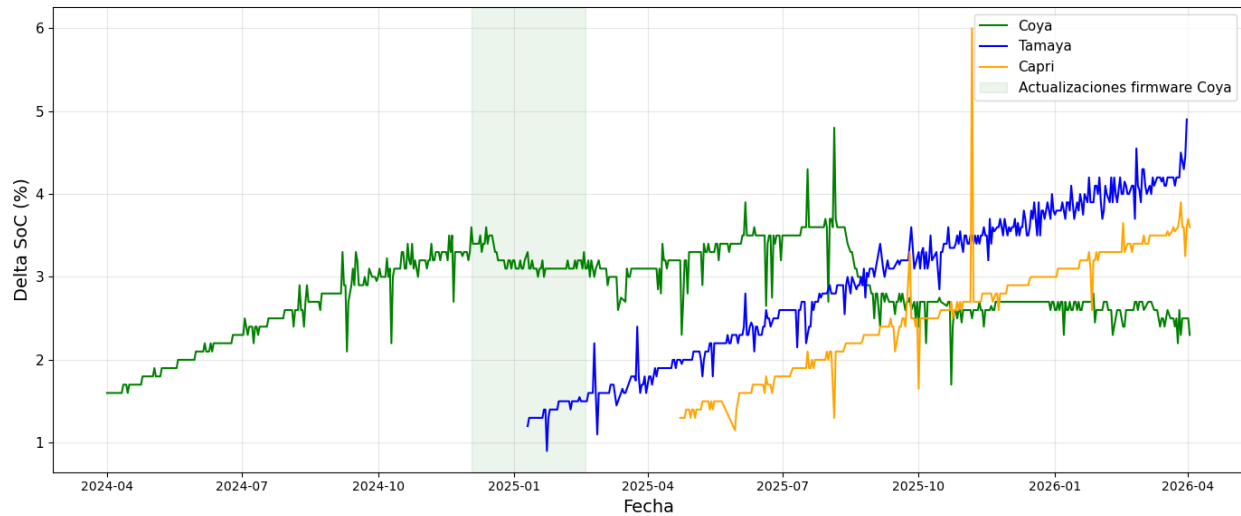
Para el período marzo-abril de 2026, con datos provenientes íntegramente del sandbox y sin las correcciones aplicadas a los datos históricos de Tamaya, las distribuciones de los tres parques convergieron hacia valores más homogéneos. Coya registró una mediana de 8,33

horas (RIQ 7,0-9,0 h) y Capricornio de 7,33 horas (RIQ 6,5-8,0 h). Tamaya alcanzó una mediana de 4,67 horas con mayor dispersión (RIQ 3,0-7,2 h), su patrón de reposo es más variable que el de los otros dos parques, provocado por los problemas de señales de SCADA. En los tres casos, el P25 superó las 3 horas. Theuerkauf y Swan (2022) determinaron que ese intervalo es suficiente para estimar el SoC con alta precisión. Los períodos de reposo promedio medidos se ubican entre 1,5 y 2,8 veces por sobre ese umbral, lo que confirma que las condiciones de relajación bajo las que se capturaron los puntos de análisis son adecuadas para la estimación de SoC mediante la curva OCV.

7.2. Cálculo de Delta SoC

Figura 20

Comparación de Delta SoC promedio entre parques



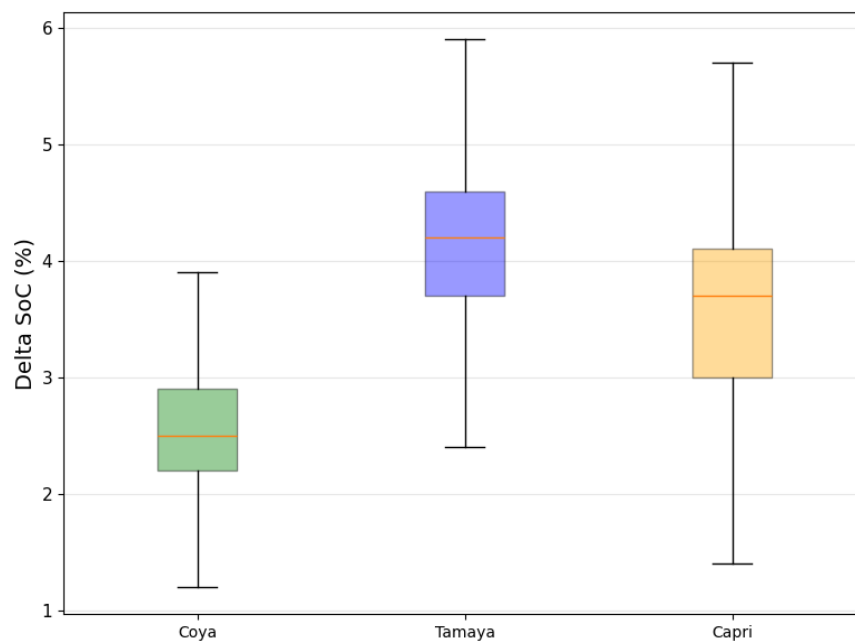
El comportamiento del Delta SoC sigue el mismo patrón que el desbalance, dado que es una transformación del desbalance usando la curva OCV definida por la ecuación (3). Con Coya teniendo un aumento sostenido durante los primeros 8 meses, llegando a un Delta SoC cercano a 3,5 %, hasta frenar con las actualizaciones de firmware en los contenedores. Luego presenta un nuevo aumento durante la primera mitad de 2025 hasta su máximo histórico de 3.7 % en septiembre, para luego descender y mantenerse en alrededor de 2,5 %. Un Delta

SoC de 2,5 % significa que cuando el BMS detiene el sistema porque la celda débil llegó al límite inferior, el promedio del rack todavía tiene un 2,5 % más de carga disponible.

Para Tamaya y Capricornio, se observa un crecimiento sostenido durante toda su operación y una pendiente similar. El primero es el parque con el mayor Delta SoC, superando el 4 % de diferencia entre la celda mínima y el resto del rack. Por su lado, Capricornio con 3,7 % de Delta SoC en los últimos días analizados. Ambos parques están en sus máximos históricos, aumentando a una tasa de 0,2 % por mes. Si bien, en ambos parques se aplicaron las actualizaciones de firmware a los sistemas, no se evidencia mejora de este indicador.

Figura 21

Distribución de Delta SoC en el último mes analizado



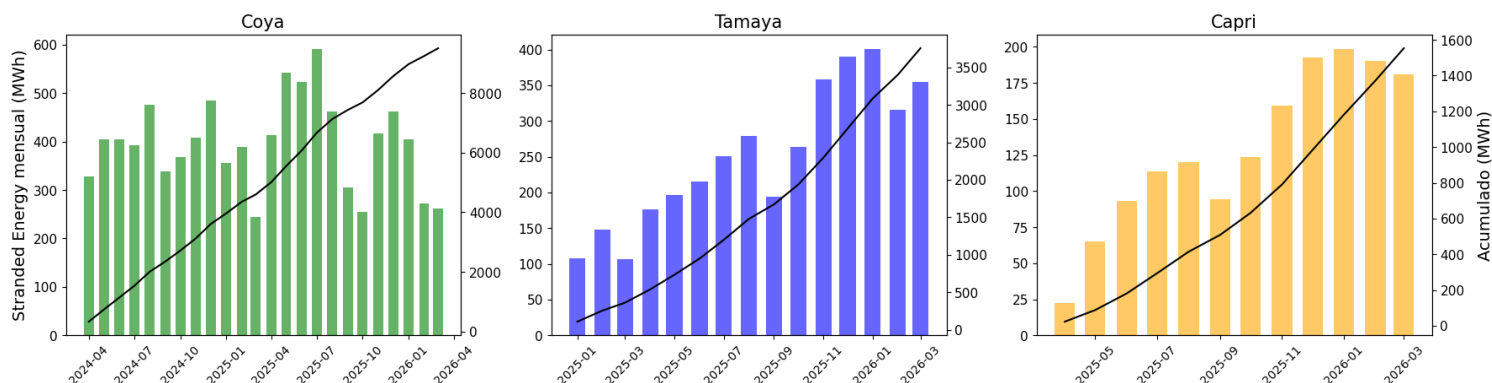
La figura 21 muestra la distribución del Delta SoC en el último mes analizado, en donde Coya presenta una mediana de 2,5 % (RIQ 2,2 - 2,9 %), su rango intercuartil indica un comportamiento más uniforme entre racks que los otros parques. Tamaya registra los valores más elevados, con una mediana de 4,2 % (RIQ 3,7-4,6 %) y un percentil 95 de 5,2 %, evidenciando una mayor fracción de capacidad inutilizable. Por último, Capricornio muestra

un comportamiento más heterogéneo entre racks, con una mediana intermedia de 3,7 % (RIQ 3,0 - 4,1 %) , pero un RIQ mayor que los demás parques y un P95 de 4,6 %. Este indicador representa la fracción de energía no despachada en cada ciclo.

7.3. Análisis de Stranded Energy

Figura 22

Evolución de Stranded Energy mensual y acumulado por parque



La Figura 22 presenta la Stranded Energy mensual y su acumulado para los tres parques. En Coya, los valores mensuales oscilan entre 240 y 590 MWh a lo largo de los 23 meses analizados, con un peak de 590 MWh en julio de 2025 que coincide con el máximo histórico de Delta SoC registrado en ese mismo período. Tras la caída del desbalance observada en agosto de 2025, la Stranded Energy mensual descendió y se estabilizó en torno a 300 -400 MWh. Tamaya y Capricornio exhiben una tendencia ascendente sostenida durante toda su operación disponible, coherente con el crecimiento continuo del Delta SoC en esos parques: Tamaya alcanzó valores de 350 -400 MWh/mes al cierre del período, mientras Capricornio llegó a 190 MWh/mes. La curva acumulada de Coya supera los 9.000 MWh al término del análisis, cifra que se explica por su mayor antigüedad y capacidad instalada.

La Tabla 7 normaliza los resultados por el almacenamiento nominal de cada parque para permitir una comparación directa. Coya y Tamaya registran un promedio diario de 2,0 %

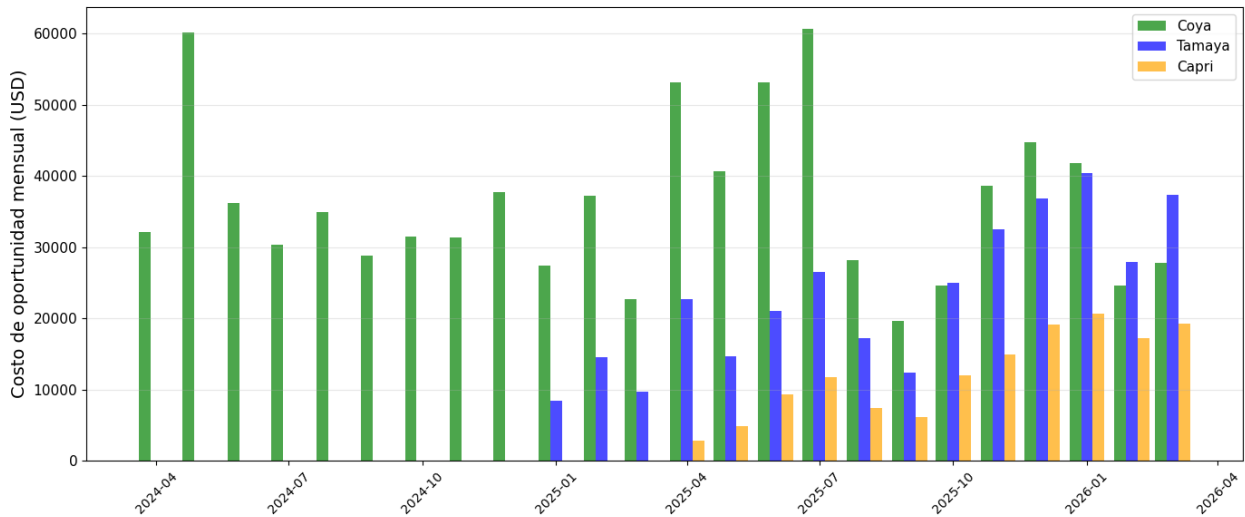
y 2,2 % de su energía nominal respectiva. Tamaya teniendo menos tiempo de operación supera a Coya en este ámbito por tener un Delta SoC mayor. Mientras Capricornio alcanza el 1,9 %. El valor menor de Capricornio es consistente con su etapa más temprana de operación, donde el Delta SoC acumulado aún no alcanza los niveles de los otros dos parques.

Tabla 7
Resumen de Stranded Energy por parque.

Parque	Días	Total (MWh)	Promedio diario (MWh)	Porcentaje diario de energía nominal (%)
Coya	689	9.502,9	13,8	2,0
Tamaya	414	3.755,3	9,1	2,2
Capricornio	313	1.553,3	5,0	1,9

7.4. Valorización del desbalance

Figura 23
Costo de oportunidad mensual en USD

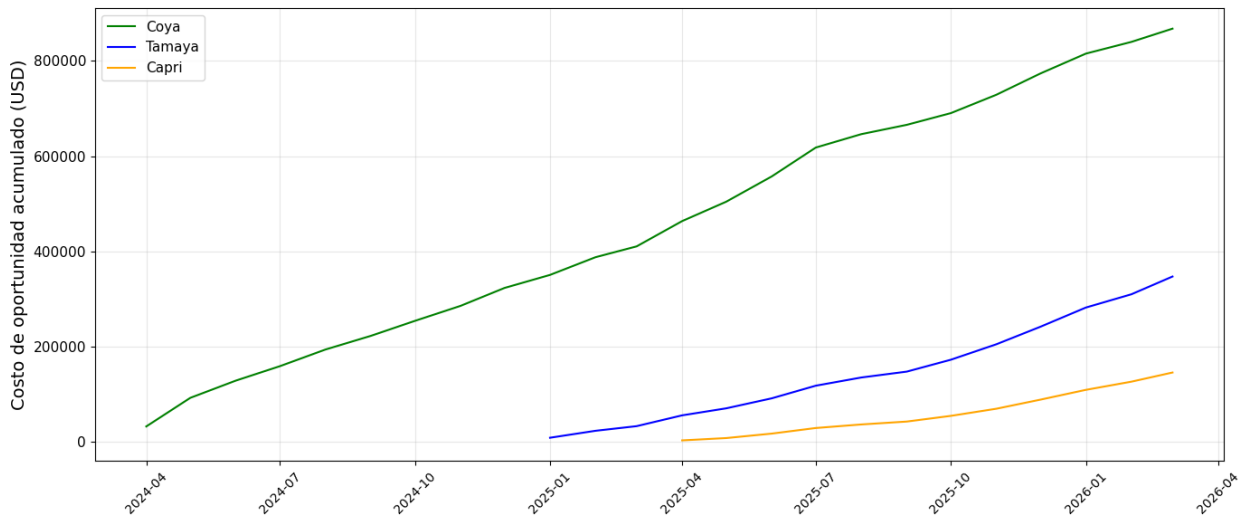


La valorización mensual de la figura 23 evidencia el monto en dólares que los parques dejan de ganar a causa de las limitaciones por desbalance. Coya desde el inicio de operación

mantiene un alto costo de oportunidad, superando en varios meses los 30.000 dólares mensuales durante su primer periodo de aumento de desbalance explicado anteriormente. Esto concuerda con tener mayor capacidad instalada y que el desbalance afecta económicamente en mayor medida a los parques más grandes. Muestra dos peaks: mayo de 2024 (60.000 USD) y julio de 2025 (61.000 USD), el primero coincidente con un aumento en el capture price de mayo y el segundo con los meses de mayor Stranded Energy diaria observados en la sección anterior. Luego existe una caída en agosto de 2025, relacionada a una disminución del capture price esos meses. Por último, Coya registra un costo de oportunidad de aproximadamente 28.000 USD al cierre del periodo analizado.

Tamaya y Capricornio muestran una tendencia ascendente sostenida desde su inicio de operación. Muestran la misma caída en agosto relacionada a un capture price menor. Tamaya alcanza 37.000 USD al cierre del período, superando a Coya a pesar de ser un parque más pequeño. Capricornio mantiene un costo de oportunidad menor en comparación, explicado por ser el parque con cantidad de contenedores inferior, en el último mes llega a 20.000 USD.

Figura 24
Costo de oportunidad acumulado en USD



La Figura 24 muestra la evolución del costo de oportunidad acumulado. Coya supera los 860.000 USD al final del análisis, con una pendiente de acumulación que se mantiene relativamente constante. Tamaya acumula 350.000 USD en 15 meses, con un aumento de pendiente a partir de octubre de 2025 acorde con un aumento del capture price sumado a un Delta SoC creciente. Capricornio acumula 145.000 USD en 12 meses, con una curva de crecimiento más moderada, coherente con su menor capacidad instalada.

La Tabla 8 resume los resultados por parque. El porcentaje de ingresos es el indicador más relevante para comparar la magnitud del fenómeno entre parques de distinto tamaño: Coya y Tamaya convergen en 2,4% y Capricornio en 1,9%, en línea con lo observado en la Stranded Energy normalizada de la sección anterior. Que Tamaya alcance el mismo porcentaje que Coya pese a llevar 9 meses menos de operación y ser un parque 34% más pequeño (232 contenedores Coya, 152 contenedores Tamaya), es consistente con su mayor Delta SoC actual, lo que compensa el menor tiempo acumulado.

Tabla 8

Resumen de Costo de oportunidad por parque.

Parque	Meses	Total (USD)	Promedio mensual (USD)	Porcentaje de ingresos (%)
Coya	24	867.799	36.158	2,4
Tamaya	15	347.075	23.138	2,4
Capricornio	12	145.427	12.118	1,9

7.5. Advanced KPIs

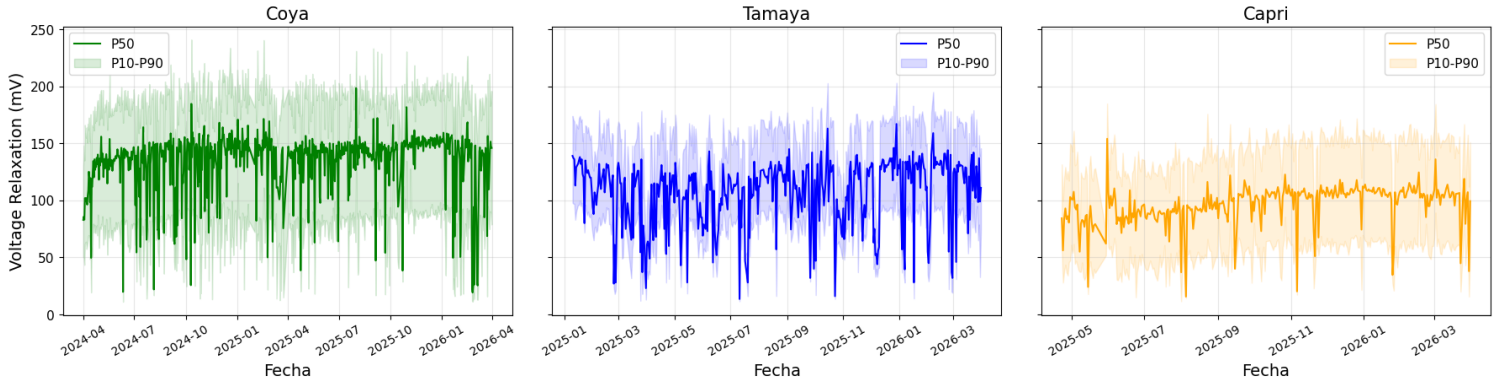
En esta sección se presentan los KPIs avanzados de performance. Todos estos KPIs, a excepción del Voltage Relaxation, tiene un periodo de análisis acotado entre julio de 2025 y abril de 2026. Esto a raíz de que están exclusivamente almacenados en la base de datos Sandbox, la cual está limitada a un año de retención de datos. A diferencia de los KPIs de desbalance que combinan datos descargados locales y datos en la base de datos Sandbox.

7.5.1. Voltage Relaxation

Como se explicó en la sección 6.7.1, la relajación del voltaje en reposo tiene correlación positiva con el aumento de la resistencia interna. Por lo tanto, este indicador se presenta como un proxy o inferencia de la resistencia interna de las celdas, buscando detectar degradación en los racks.

Figura 25

Dispersión del Voltage Relaxation por parque (P10-P90)



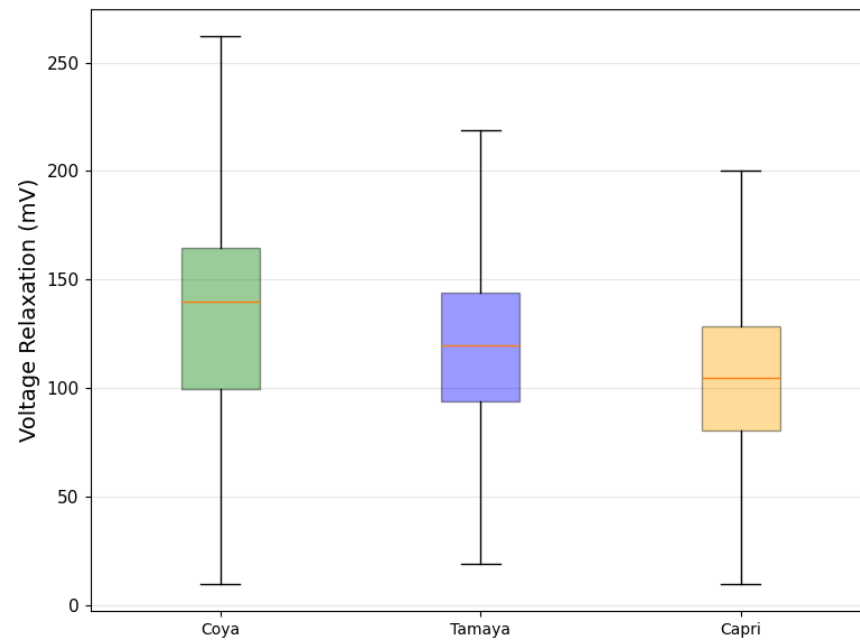
El Voltage Relaxation no creció en el tiempo en ninguno de los tres parques. Coya se mantuvo entre 130 y 160 mV durante los 24 meses analizados; Tamaya en torno a 110-130 mV desde enero de 2025; Capricornio entre 90 y 110 mV. Este comportamiento estable contrasta con el crecimiento sostenido del Imbalance y el Delta SoC en el mismo período. Dos interpretaciones son posibles: que el aumento de resistencia interna todavía no es apreciable en esta etapa temprana de operación, o que el VR tal como se define en la ecuación (8) no

tiene suficiente sensibilidad para capturar cambios graduales de resistencia interna. Fernando et al. (2024) llegaron a una conclusión similar al evaluar métodos de caracterización de relajación en celdas LFP: ninguno de los enfoques analizados logró identificar tendencias de pérdida de capacidad de forma consistente, lo que apunta a una limitación estructural del análisis de relajación más que a un problema específico del indicador.

Dicho esto, el orden entre parques sí es informativo. Coya tiene la mediana más alta: 140 mV (RIQ 103-163 mV), Tamaya queda en el medio con 117 mV (RIQ 96 -143 mV) y Capricornio en el extremo inferior: 103 mV (RIQ 83-127 mV), exactamente el mismo orden que su antigüedad (Figura 26). Naumann et al. (2018) asocian este patrón al envejecimiento en celdas LFP, la resistencia interna aumenta con los ciclos acumulados y ese aumento se refleja en una mayor recuperación de voltaje durante el reposo. Los valores mínimos cercanos a cero en los tres parques corresponden a eventos en los que la celda apenas recuperó voltaje entre la detención y el punto de relajación. Esto podría estar explicado por que fenómenos activaron la condición de termino de relajación del algoritmo, como por ejemplo, ruido en el sensor de corriente.

Figura 26

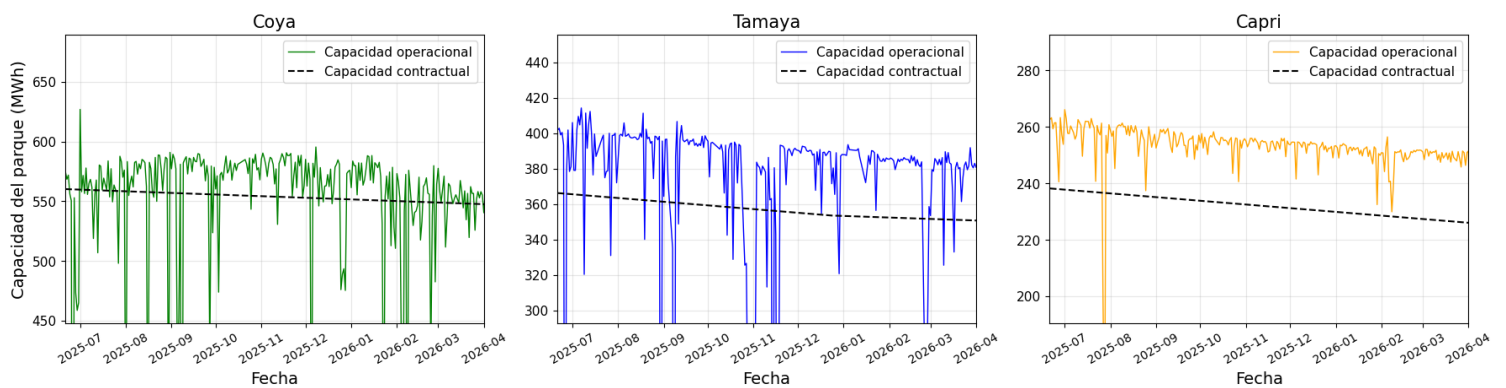
Distribución Voltage Relaxation por parque en el último mes analizado



7.5.2. Capacidad Operacional

Figura 27

Capacidad Operacional versus capacidad contractual



La figura 27 grafica la curva de energía descargada por el sistema, calculada a partir de datos operacionales. La linea punteada representa la energía mínima que el parque debe suministrar según el contrato de cada parque. Coya muestra menor holgura entre los datos de campo y lo contractual, manteniéndose entre 550 y 580 MWh. Se observa un pequeño

aumento de capacidad entre julio y agosto de 2025; esto se puede explicar por la disminución del Delta SoC en el mismo periodo. Cuando la celda débil limita menos la descarga, el sistema entrega más energía por ciclo y Capacidad Operacional sube como consecuencia. La misma lógica explica que la Stranded Energy de Coya haya caído en ese mismo período. Esto se condice con lo definido como capacidad recuperable en 5.6

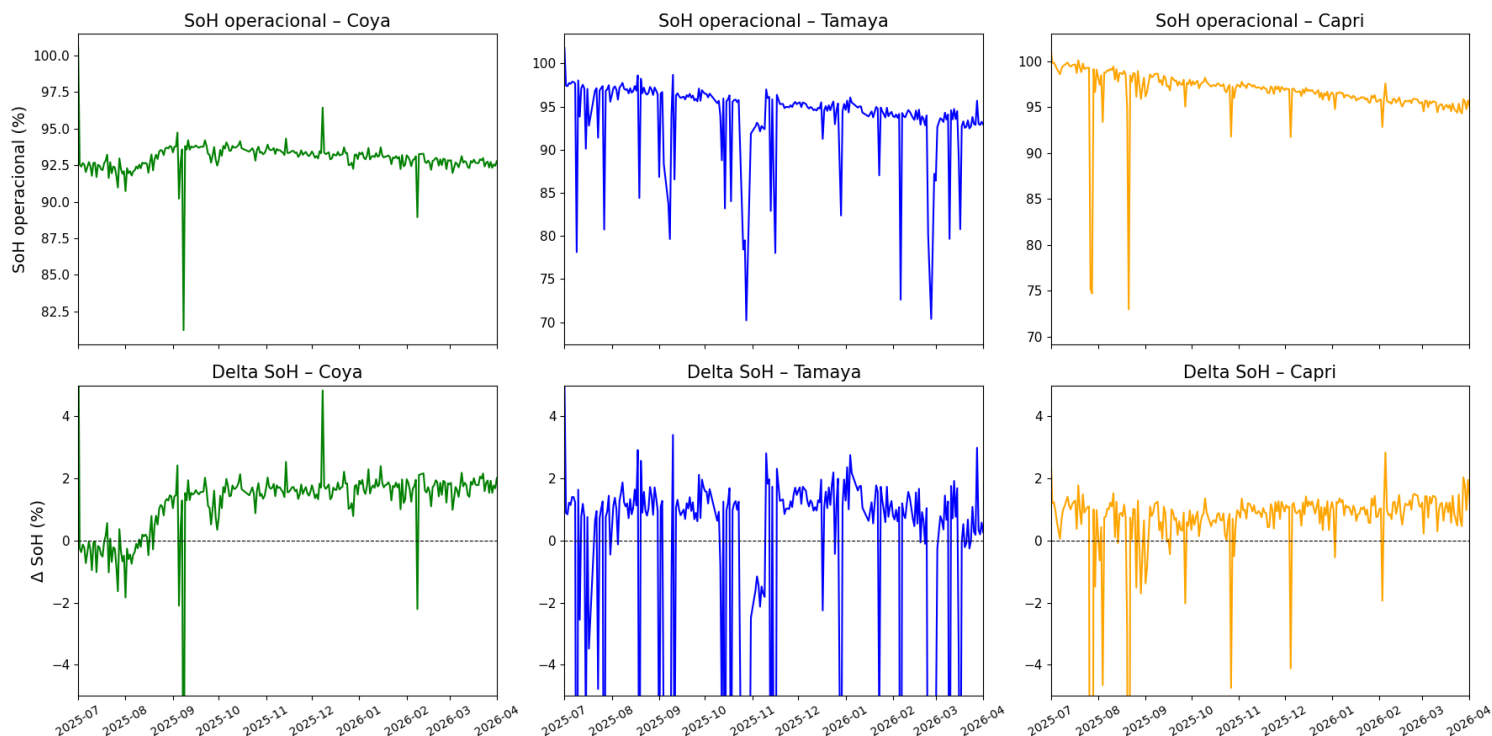
Tamaya muestra mucho ruido en la visualización, probablemente provocado por el filtro de ciclos validos y los problemas de comunicación presentes en el parque. No obstante, en los dias validos se logra ver una tendencia, con la capacidad disminuyendo desde 400 MWh hasta 380 MWh. Además, en enero de 2026, la pendiente de 2026 disminuye la pendiente de la curva contractual, dado que se cumple un año de operación, esto quiere decir que el proveedor pronostica una degradación menor en el segundo año de funcionamiento.

Capricornio se mantiene durante todo el periodo por encima del mínimo contractual, a excepción de eventos puntuales, pudiendo estar relacionados con ciclos incompletos. Muestra un margen consistente de +20MWh frente a la curva contractual.

7.5.3. SoH Operacional y Delta SoH

Figura 28

SoH Operacional y Delta SoH



El SoH operacional de Coya es menor debido a que es el parque más antiguo y acumula la mayor cantidad de ciclos y degradación. Se mantuvo en torno al 92.5 % durante la mayor parte del período, con una excepción notable entre agosto y octubre de 2025: el indicador subió hasta casi 94 %, coincidiendo con la reducción del Delta SoC documentada en la sección 7.2. Este aumento no refleja una recuperación de capacidad real, sino el efecto del menor desbalance sobre la energía efectivamente descargada en cada ciclo.

Tamaya disminuye desde 97 % hasta 94 %, pero presenta caídas recurrentes hasta 70-80 % que no son atribuibles a degradación real, sino a días en que el algoritmo de ciclos válidos no filtró correctamente jornadas con descarga incompleta. También es atribuible a los problemas de datos presentes en Tamaya y descritos en . Capricornio describe una tendencia descendente menos ruidosa, parte desde cerca del 100 % en julio de 2025 y cierra en torno al

95 % en abril de 2026, lo que es la señal de degradación más limpia de los tres parques dada la ausencia de perturbaciones operacionales en su historia corta.

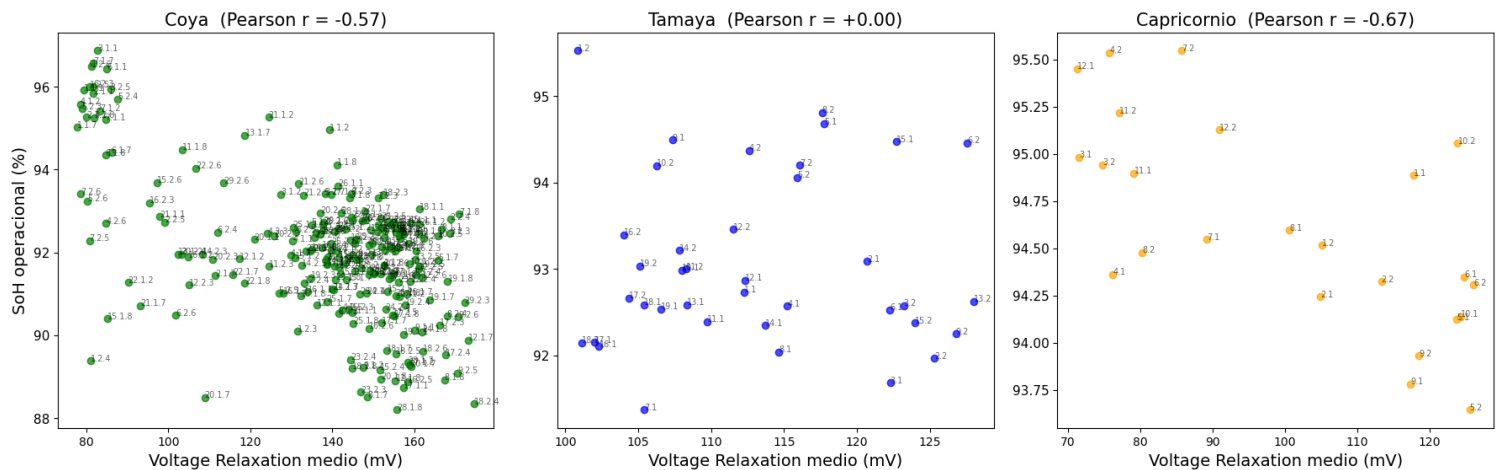
El Delta SoH confirma lo anterior desde otro ángulo en la parte inferior de la figura 28. En Coya, el indicador oscila entre 0 % y +2 % durante la mayor parte del período, con el mismo peak positivo de agosto-octubre 2025 ya descrito, y días negativos puntuales de hasta -2.5 % que corresponden a días aislados con ciclos no representativos. El parque opera consistentemente por encima de lo contractualmente garantizado, sin señales de desviación sostenida a excepción del comienzo del periodo. Esto quiere decir que un Delta SoC mayor a 3,7 % en Coya produce que se opere por debajo del SoH garantizado por el proveedor.

En Tamaya, el indicador oscila de forma errática entre -4 % y +3 %, con las mismas caídas abruptas del panel superior, por lo que sus valores no son interpretables en términos de cumplimiento contractual sin antes resolver los días con ciclos incompletos. Los tres parques comparten un patrón estructural: el Delta SoH es positivo en la mayoría de los días válidos, lo que confirma que la degradación real observada en operación es menor que la proyectada por las curvas contractuales de Sungrow al momento del cierre del análisis.

Capricornio presenta un Delta SoH positivo y relativamente estable en torno al +1.5 %, lo que indica que la capacidad observada supera la garantía contratada en ese margen.

Figura 29

Correlación entre SoH y Voltage Relaxation



La Figura 29 presenta la correlación entre el Voltage Relaxation medio de cada contenedor y su SoH operacional. La correlación es negativa en los tres parques, con coeficientes de Pearson de $r = -0,57$ en Coya, $r = -0,23$ en Tamaya y $r = -0,58$ en Capricornio. Los coeficientes de Spearman son consistentes en los tres casos ($\rho = -0,42$, $-0,26$ y $-0,55$ respectivamente), lo que indica que la relación no depende de supuestos de linealidad. El menor coeficiente de Tamaya refleja la mayor variabilidad de su SoH operacional, que arrastra errores en la detección de ciclos y en la comunicación de señales SCADA, reduciendo la calidad de los datos disponibles para detectar una correlación.

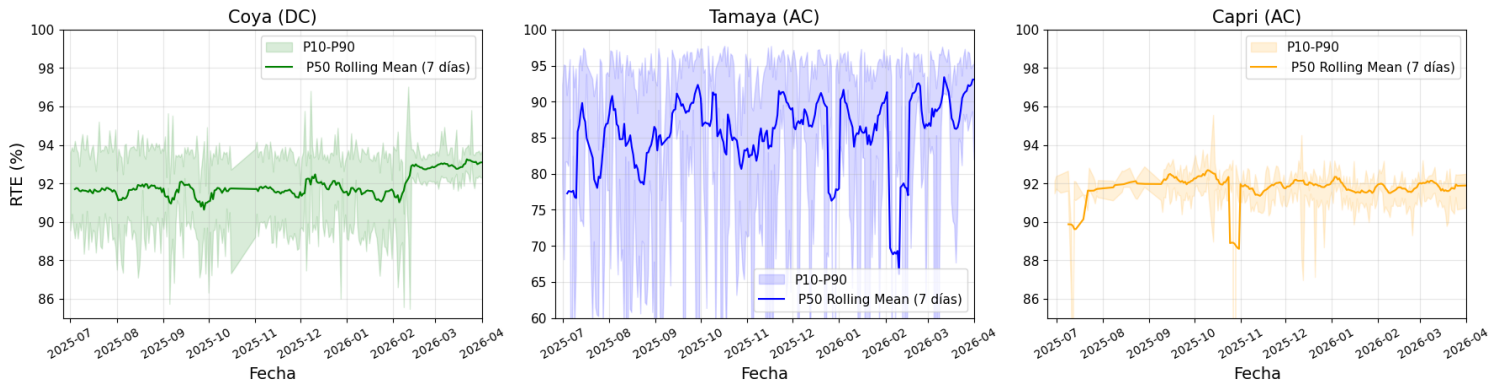
Para evaluar si los contenedores con mayor VR coinciden sistemáticamente con los de menor SoH operacional, se compararon los 15 contenedores de mayor VR medio con los 15 de menor SoH operacional en cada parque. Las coincidencias fueron 3 contenedores en Coya, 5 en Tamaya y 7 en Capricornio. Para descartar que estos solapamientos fueran producidos por azar, se aplicó una prueba hipergeométrica, que calcula la probabilidad de obtener al menos k coincidencias al seleccionar aleatoriamente dos subconjuntos de tamaño 15 de una población de N contenedores sin reemplazo. Los p -valores obtenidos fueron 6,2 % para Coya, 0,79 % para Tamaya y 0,18 % para Capricornio. En Tamaya y Capricornio el solapamiento es

estadísticamente improbable bajo la hipótesis nula de selección aleatoria. En Coya el p -valor más alto refleja que 3 coincidencias sobre 232 contenedores es un resultado menos extremo, aunque apunta en la misma dirección que los otros parques.

Los resultados muestran una correlación negativa moderada entre el Voltage Relaxation y el SoH operacional, consistente con la hipótesis de que el primero actúa como proxy de resistencia interna. Sin embargo, los parques analizados llevan menos de tres años en operación, un período en que la diferenciación entre contenedores aún es incipiente y la variabilidad disponible para detectar tendencias es limitada. El solapamiento de contenedores en los rankings de VR y SoH operacional, estadísticamente significativo en Tamaya y Capricornio, sugiere que el indicador podría ser útil para identificar activos que se desvían del comportamiento esperado del parque y que merecen atención técnica prioritaria.

7.5.4. RTE

Figura 30
RTE



Nota. Se le aplicó un rolling mean semanal a cada gráfico para mejorar la interpretabilidad de las curvas y disminuir el ruido.

El RTE mide la eficiencia energética de un ciclo completo de carga y descarga. La definición del indicador difiere entre parques por disponibilidad de señales: en Coya se calcula

con potencia DC, capturando únicamente las pérdidas internas del contenedor de baterías, mientras que en Tamaya y Capricornio se utiliza potencia AC, que incorpora adicionalmente las pérdidas del inversor y del transformador. Por esta razón los resultados no son comparables entre Coya y los otros dos parques, y se presentan en paneles separados (Figura 30).

Coya mantuvo un RTE DC estable en torno al 91,5 % durante todo el período, con una banda P10 -P90 acotada entre 90 % y 94 %. No se observa una tendencia de degradación en la eficiencia a lo largo de los nueve meses analizados. Hacia el cierre del período el promedio rodante muestra una leve alza hasta 93,0 %, aunque su origen no es posible confirmar con los datos disponibles.

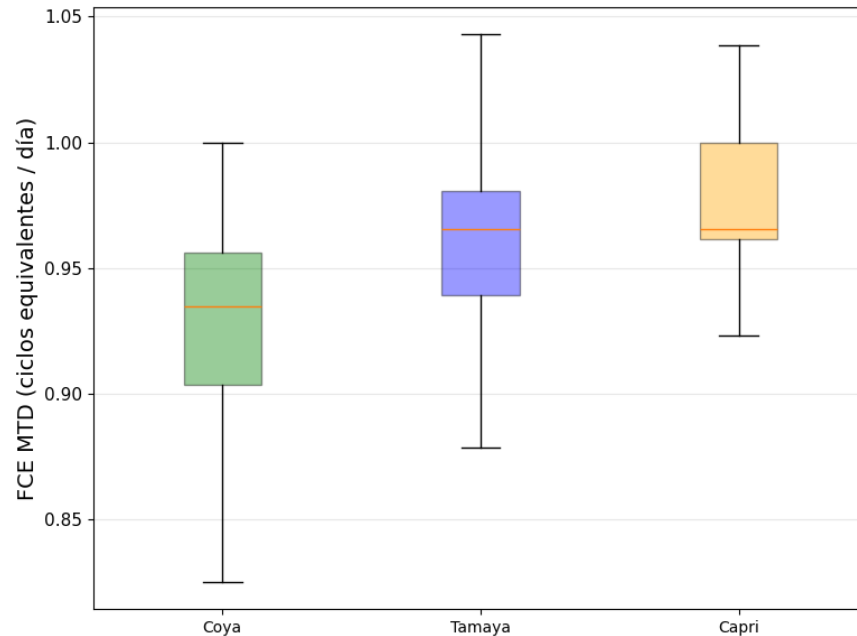
Tamaya muestra un comportamiento distinto. La banda P10-P90 es extremadamente amplia durante todo el período, llegando a cubrir desde 65 % hasta 95 % en algunos meses, y el promedio rodante oscila entre 77 % y 91 % sin una tendencia clara. El RTE promedio del último mes analizado fue 87,1 %, el más bajo de los tres parques. Esta variabilidad no refleja necesariamente una diferencia real de eficiencia respecto a Capricornio: el cálculo del RTE requiere detectar correctamente el inicio y el fin de cada ciclo, y los problemas de comunicación de señales documentados en Tamaya afectan esa detección. Ciclos mal delimitados producen valores de RTE artificialmente bajos o altos que inflan la dispersión observada. Para obtener resultados concluyentes en Tamaya se requiere desarrollar una metodología de detección de ciclos robusta frente a pérdidas intermitentes de señal.

Capricornio presenta un comportamiento similar al de Coya en términos de estabilidad: el RTE AC se mantuvo en torno al 92 % con una dispersión reducida, cerrando el período en 91,7 %. La banda P10-P90 es estrecha durante la mayor parte de la serie, lo que indica homogeneidad entre contenedores dentro de cada ciclo.

7.5.5. FCE MTD

Figura 31

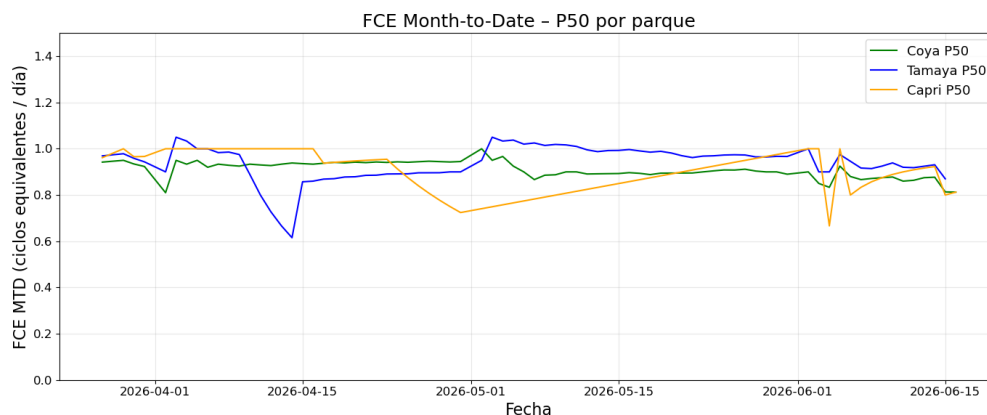
Distribución de FCE MTD por parque en último mes



Los tres parques operaron cerca de un ciclo equivalente completo por día durante el período analizado. Coya registró una mediana de 0,93 ciclos por día con un RIQ de 0,91 -0,95; Tamaya de 0,96 (RIQ 0,95 -0,98) y Capricornio de 0,97 (RIQ 0,96 -1,00). La diferencia entre parques es pequeña en términos absolutos y refleja variaciones en el perfil de despacho más que diferencias de uso estructural. El indicador confirma que los tres parques operan bajo un régimen de arbitraje intradiario con aproximadamente un ciclo completo por día, coherente con el patrón operacional descrito en la sección 7.1.

Figura 32

Evolución de FCE MTD para los tres parques

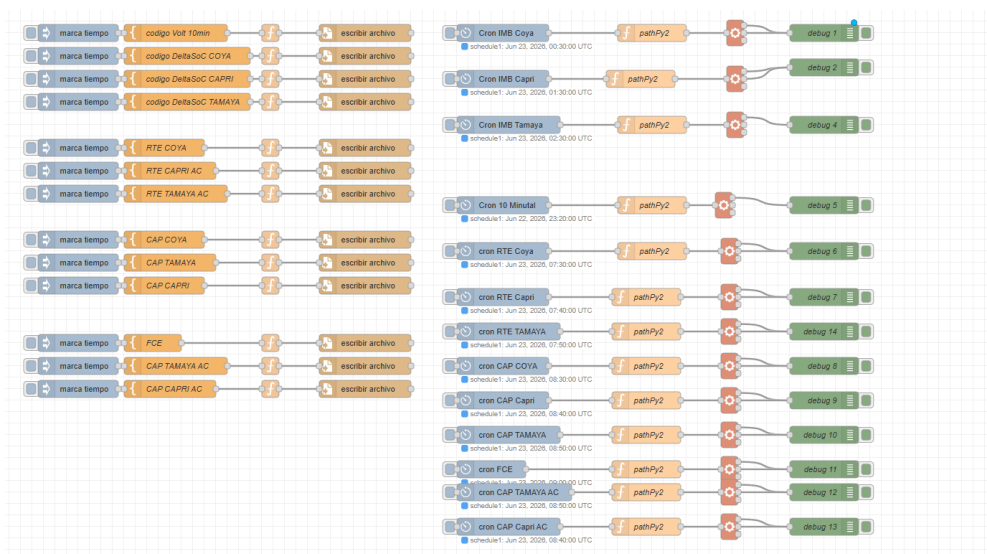


La evolución mensual del FCE MTD de la figura 32 muestra que los tres parques se mantuvieron en una banda estable entre 0,85 y 1,05 ciclos por día durante los tres meses analizados. Existen caídas puntuales asociadas a errores en el contador interno, pero aun así, la señal es estable y sin tendencia visible en la ventana disponible.

7.6. Cálculo automático e implementación en Grafana

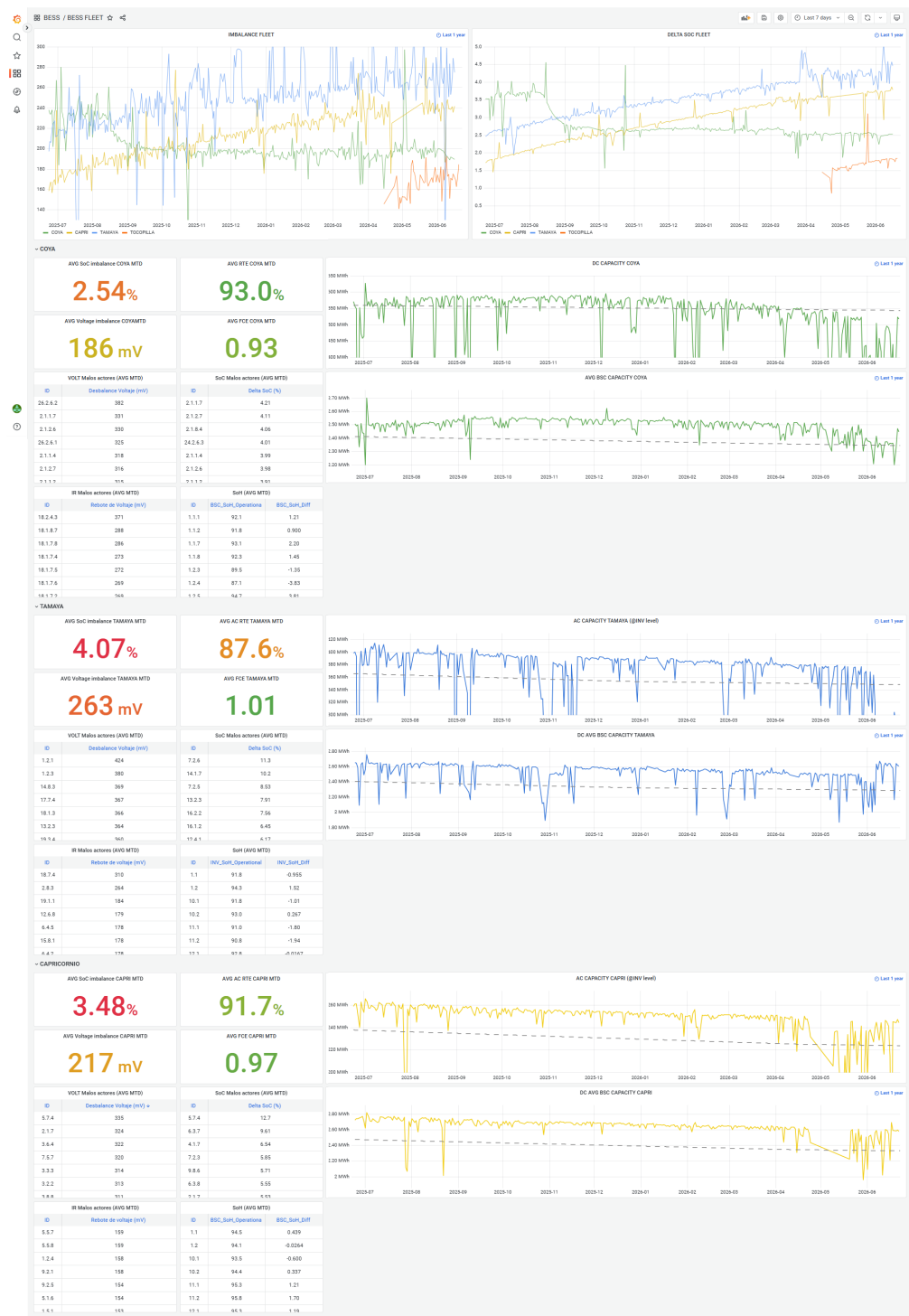
Figura 33

Flujos automáticos en Node-RED



La figura 33 muestra el flujo completo en Node-RED de los scripts para calcular los KPIs de forma automática. En el lado izquierdo se encuentran todos los flujos de escritura de código, donde se escriben y almacenan los scripts de producción dentro del servidor de Node-RED. El lado derecho define los cron jobs que determinan cuándo se ejecuta cada proceso. Los scripts corren de forma escalonada durante la madrugada en horario UTC, comenzando con el cálculo de KPIs de desbalance en Coya a las 00:30 UTC y completando la cadena de cálculo con los últimos KPIs de capacidad y FCE antes de las 09:00 UTC. El escalonamiento evita que dos procesos accedan simultáneamente a la misma fuente de datos en InfluxDB, lo que reduce el riesgo de lecturas incompletas. Con esta arquitectura, los indicadores de los tres parques quedan disponibles en la base de datos Sandbox y en Grafana cada mañana sin intervención manual, cubriendo el día anterior completo.

Figura 34
Dashboard implementado de Flota BESS ENGIE



La Figura 34 presenta el dashboard de flota, diseñado para la supervisión consolidada de los parques BESS de ENGIE Chile. Los dos paneles superiores muestran la evolución his-

tórica del Imbalance y del Delta SoC para los cuatro parques activos, incluyendo Tocopilla, que inició operaciones durante el período posterior al cierre de esta memoria y fue incorporado al monitoreo por el equipo de performance ENGIE usando la metodología desarrollada en este proyecto. Sus valores iniciales (Imbalance en torno a 160 -180 mV, Delta SoC cerca de 1,5 %) replican el comportamiento de los otros parques en sus primeras semanas de operación, lo que confirma la escalabilidad de la metodología a nuevos activos de la misma tecnología.

Bajo los gráficos de flota, el dashboard presenta una sección por parque con seis indicadores MTD actualizados automáticamente cada mañana: Delta SoC, Voltage Imbalance, RTE, FCE, Capacidad operacional promedio por BSC y Stranded Energy acumulada en el mes. Los valores del período de consulta fueron: Coya con 2,54 %, 186 mV, 93,0 % y 0,93; Tamaya con 4,07 %, 263 mV, 87,6 % y 1,01; y Capricornio con 3,48 %, 217 mV, 91,7 % y 0,97. Cada sección incluye además cuatro tablas de malos actores que identifican los racks y contenedores con los valores más extremos de Voltage Imbalance, Delta SoC, Voltage Relaxation y SoH operacional, permitiendo priorizar revisiones sin procesar datos manualmente. El dashboard de flota no reemplaza el análisis detallado por parque, sino que actúa como sistema de alerta temprana: cuando un indicador MTD se desvía del comportamiento esperado o un activo aparece recurrentemente en las tablas de malos actores, el operador navega al dashboard específico para profundizar el diagnóstico.

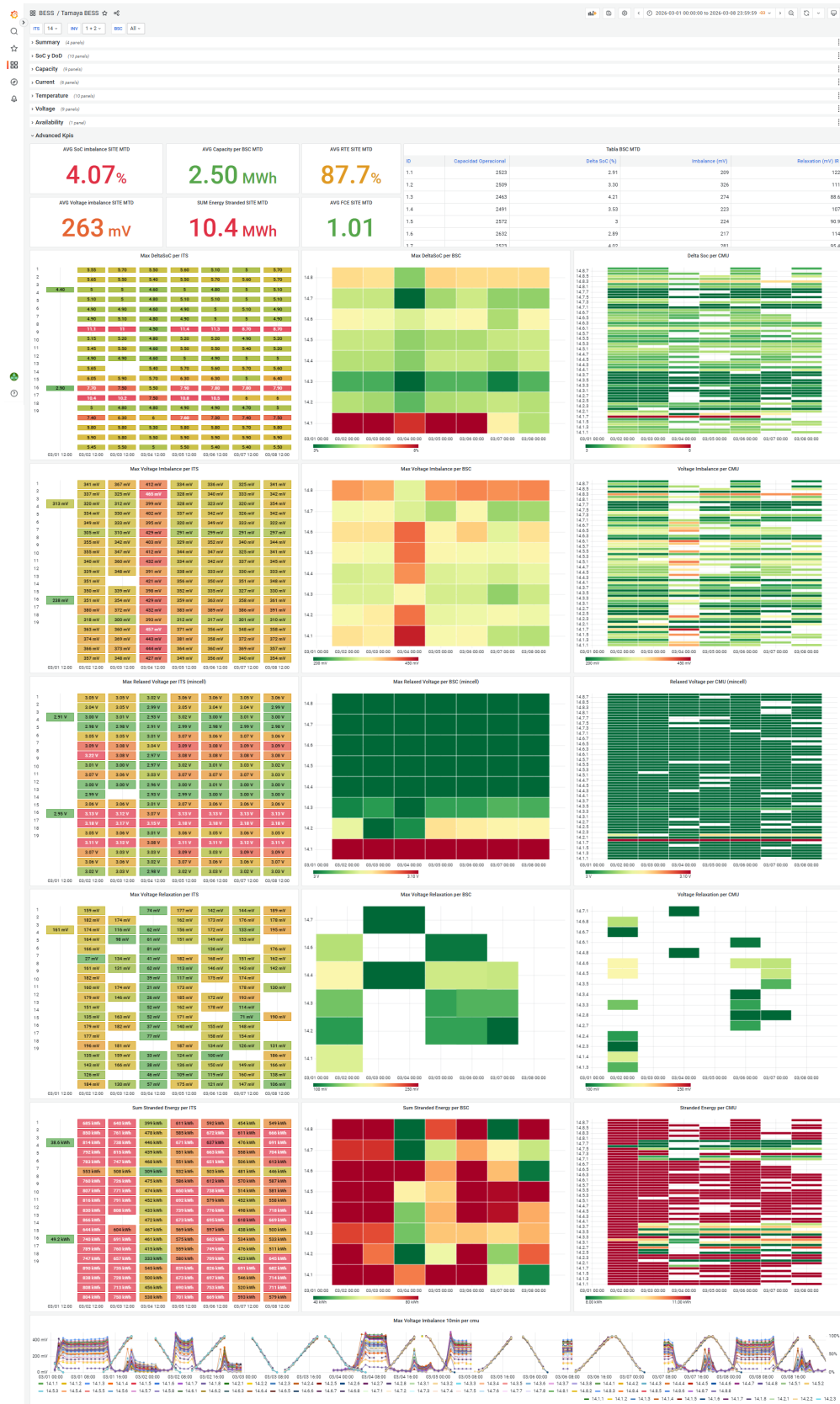
Figura 35
Dashboard implementado de BESS Coya



El dashboard de Coya (Figura 35) es el más completo de los tres en términos de funcionalidades implementadas. Los heatmaps de Delta SoC, Voltage Imbalance, Voltage Relaxation y Stranded Energy se despliegan en tres columnas simultáneas: nivel ITS (tabla numérica con los 23 bloques), nivel BSC en el tiempo (heatmap con evolución diaria del período seleccionado) y nivel CMU (heatmap de racks individuales dentro de un contenedor seleccionado). Esta estructura de tres niveles permite navegar desde una vista agregada del parque completo hasta el rack específico sin salir del dashboard. El operador puede filtrar por ITS y BSC, lo que facilita la inspección dirigida cuando un contenedor aparece en las tablas de malos actores.

Al final del dashboard, el gráfico intradiario de Voltage Imbalance a resolución de 10 minutos muestra el ciclo completo de cada CMU, con el pico de desbalance al final de la descarga y la caída durante el reposo descrita en la sección 7.1. Este panel permite verificar visualmente que el patrón operacional es normal para cada rack individual. Las tablas de malos actores al cierre del dashboard listan los contenedores con mayor Desbalance Voltage y mayor Delta SoC del período.

Figura 36
Dashboard implementado de BESS Tamaya



El dashboard de Tamaya en la figura 36 comparte la estructura de tres columnas de Coya, además incluye un bloque adicional de Relaxed Voltage por ITS, BSC y CMU. Esta variable muestra el voltaje mínimo de celda en el punto de relajación antes de cualquier corrección, lo que permite identificar directamente los racks cuyo voltaje relajado se aproxima al piso de la curva OCV. Los valores en el heatmap oscilan entre 2,95 y 3,19 V, con los valores más bajos concentrados en el ITS 17, coherente con el mayor Voltage Relaxation observado en ese bloque en la sección 7.5.1.

El heatmap de Voltage Imbalance por ITS muestra valores sistemáticamente más altos que en Coya y Capricornio para el mismo período, con varios bloques en el rango naranja-rojo (350 -467 mV). El bloque ITS 3 concentra los valores más extremos, con un contenedor que alcanza 467 mV en la semana analizada. La Stranded Energy acumulada del mes fue 10,4 MWh por BSC, la más alta de los tres parques, consistente con el mayor Delta SoC promedio de Tamaya reportado en la sección 7.3.

Figura 37
Dashboard implementado de BESS Capricornio



Capricornio tiene la estructura más compacta de los tres dashboards, con 12 bloques ITS frente a los 23 de Coya y los 19 de Tamaya. Los heatmaps de Delta SoC muestran una distribución relativamente homogénea entre bloques, con valores en torno a 3,5 -5 % y sin un ITS que se diferencie marcadamente del resto. El heatmap de Stranded Energy por BSC es el que presenta mayor concentración de rojo: los contenedores 5.x y 6.x acumulan consi-

tentamente más energía no despachada que el resto del parque durante el período analizado, coincidiendo con los activos identificados en el análisis de solapamiento de rankings de la sección 7.5.1.

El gráfico intradiario al final del dashboard muestra ciclos más limpios que Tamaya, con curvas de desbalance bien definidas para cada CMU y una dispersión entre racks acotada. La tabla BSC MTD incluye la columna de Capacidad Operacional y Delta SoH junto a Delta SoC e Imbalance, lo que permite al operador evaluar simultáneamente el desbalance y el cumplimiento contractual de cada contenedor en una sola vista. Esta integración de KPIs de distinta naturaleza en una misma tabla es una de las ventajas operacionales de la arquitectura desarrollada: variables que antes requerían consultas separadas a distintas fuentes quedan consolidadas en un único punto de acceso actualizado automáticamente.

8. Conclusiones

los sistemas BESS de ENGIE CHILE carecían de una metodología de cálculo del desbalance de voltaje y cómo este afectaba operativa y económicamente. De la misma forma, tampoco existía un sistema de cálculo de métricas automático en "Near Real-Time".

El método para cuantificar el desbalance se basa en la detección de eventos de relajación siguiendo condiciones de reposo desde los 120 minutos, corrientes menores o iguales a 1 A y que se produzcan en estados de carga menores a 10 %. La duración mínima de 120 minutos se justifica por el estudio de Theuerkauf y Swan (2022), en la operación los parques mantienen reposos medios mayores a 240 minutos. Para traducir el desbalance de voltaje a una métrica operacional interpretable se utilizó la función de la curva OCV continua, aplicándole esta transformación de voltaje a SoC a los voltajes promedio y mínimo de rack por separado, dando como resultado la diferencia de estados de carga entre la celda más débil y el resto del rack. La razón para utilizar la celda mínima y el promedio es presentar de manera representativa el comportamiento de cada rack, sin caer en sesgo por utilizar valores extremos.

El pipeline confirmó ser escalable a nuevos parques con tecnología PowerTitan 1 de Sungrow con la incorporación de BESS Tocopilla al monitoreo en Grafana, usando la misma lógica que en los demás parques. Este parque entró en operación después de terminar esta investigación y su adición al monitoreo fue realizada por el equipo de ENGIE.

El Imbalance y el Delta SoC crecieron en los tres parques desde el inicio de la operación, aunque con dinámicas distintas. En Tamaya y Capricornio el crecimiento fue sostenido durante todo el período disponible. Coya exhibió una trayectoria diferente: alcanzó un máximo histórico de Delta SoC en julio de 2025, seguido de una caída en agosto del mismo año que los datos disponibles no permiten atribuir a una intervención específica. Esa caída

coincidió con un aumento de la Capacidad Operacional en el mismo período, lo que es consistente con el mecanismo de capacidad recuperable: al reducirse la brecha de SoC entre la celda débil y el resto del rack, la limitación sobre la descarga disminuye y el sistema entrega más energía por ciclo. Por otro lado, las tasas de aumento del desbalance y Delta SoC son similares comparando los primeros 8 meses de Coya y la operación completa de Tamaya y Capricornio, con aumentos mensuales promedio de 9,35 mV de desbalance y 0,2 % de Delta SoC, sugieren un comportamiento estándar de desbalance al comienzo de la operación para la tecnología PowerTitan 1.

La Stranded Energy normalizada permitió comparar los parques sobre una base común. Coya y Tamaya registraron un promedio diario equivalente al 2,2 % de su energía nominal; Capricornio, con menor antigüedad, llegó al 1,9 %. La convergencia entre Coya y Tamaya es el resultado comparativo más relevante del análisis: pese a que Tamaya opera nueve meses menos y tiene una capacidad instalada 34 % menor, registró el mismo porcentaje de energía no despachada que Coya. El Delta SoC actual más alto de Tamaya compensa el menor tiempo acumulado.

El costo de oportunidad acumulado al cierre del período fue de 867.799 USD en Coya, 347.075 USD en Tamaya y 145.427 USD en Capricornio. Expresado como porcentaje de los ingresos por despacho, Coya y Tamaya convergieron en 2,4 % y Capricornio en 1,9 %, valores que relativizan el efecto del tamaño de la instalación y sitúan el Delta SoC como la variable de control relevante. Estas cifras representan la cota superior del impacto económico, dado que el cálculo asume un Delta SoC objetivo de 0 % en todos los racks, escenario que no es alcanzable en operación real. En ENGIE se definió un umbral máximo aceptable de 1 % de Delta SoC, equivalente a un Voltage Imbalance de 100 mV según la curva OCV evaluada en el voltaje mínimo de referencia. El costo de oportunidad efectivamente recuperable corresponde a la fracción que excede ese umbral, cuya cuantificación queda fuera del alcance de

esta memoria.

El Voltage Relaxation no creció en ninguno de los tres parques durante el período analizado: Coya se mantuvo entre 130 y 160 mV a lo largo de 24 meses, Tamaya en torno a 110-130 mV desde enero de 2025 y Capricornio entre 90 y 110 mV. La estabilidad del indicador, frente al crecimiento sostenido del Imbalance y el Delta SoC en el mismo período, no es concluyente e indica que el aumento de resistencia interna todavía no es perceptible en activos con menos de tres años de operación o que simplemente el indicador, usando datos 10 minutales, no logra capturar este fenómeno.

Sin embargo, la correlación entre el Voltage Relaxation y el SoH operacional resultó negativa en los tres parques, con coeficientes de Pearson de $r = -0,57$ en Coya, $r = -0,23$ en Tamaya y $r = -0,58$ en Capricornio. El menor coeficiente de Tamaya refleja la variabilidad de su SoH operacional, atribuible a los problemas de comunicación SCADA del parque. La prueba hipergeométrica descartó que el solapamiento entre los 15 contenedores de mayor VR y los 15 de menor SoH se deba al azar en Tamaya ($p = 0,79\%$) y Capricornio ($p = 0,18\%$); en Coya el resultado fue marginal ($p = 6,2\%$), esperable en una población de 232 contenedores. Estos resultados son compatibles con la hipótesis del proxy de resistencia interna, pero los resultados no son suficientes para confirmarla.

Ninguno de los tres parques incumplió el mínimo contractual de Capacidad Operacional durante el período analizado. Coya operó con el margen más ajustado, entre 550 y 580 MWh; Capricornio sostuvo un excedente de aproximadamente 20 MWh sobre la curva garantizada durante todo el período. La razón para monitorear la Capacidad Operacional junto al Delta SoC es que ambas métricas reflejan el mismo fenómeno desde ángulos distintos: la recuperación de capacidad de Coya en agosto de 2025 y la caída simultánea del desbalance valida la coherencia interna del marco de indicadores implementado.

El SoH operacional de los tres parques se mantuvo por encima del mínimo contractual durante todo el período analizado, con un Delta SoH positivo en la mayoría de los días con ciclos válidos. Esto confirma que la degradación real observada en operación es menor que la proyectada por las curvas contractuales de Sungrow al momento del cierre del análisis. Coya operó con el SoH más bajo de los tres parques, en torno al 92,5 %, lo que es coherente con ser el activo más antiguo y con mayor cantidad de ciclos acumulados. Los datos de Coya muestran además que un Delta SoC superior a 3,7 % produce que el parque opere por debajo del SoH garantizado contractualmente: es decir, el desbalance de celdas puede provocar que el activo incumpla la garantía de capacidad incluso cuando no existe degradación electroquímica adicional. Tamaya registró una tendencia descendente de SoH desde 97 % hasta 94 % en los días con ciclos válidos, señal real de degradación aunque parcialmente enmascarada por el ruido asociado a sus problemas de comunicación. Capricornio presenta la trayectoria más limpia de los tres: parte cerca del 100 % en julio de 2025 y cierra en torno al 95 % en abril de 2026, con un Delta SoH positivo estable de aproximadamente 1,5 %, lo que indica que la capacidad observada supera la garantía contratada en ese margen durante la etapa actual de su vida útil.

El RTE se calculó con potencia DC en Coya y con potencia AC en Tamaya y Capricornio. La diferencia responde a condiciones contractuales de cada parque: en Tamaya y Capricornio, la energía garantizada está tabulada en AC, lo que incorpora las pérdidas del inversor al cálculo. Por esa razón, los resultados no son directamente comparables entre Coya y los otros dos parques. Coya mantuvo un RTE DC estable en torno al 91,5 % sin tendencia de degradación visible; Capricornio registró valores de RTE AC similares, cerrando el período en 91,7 %. Los resultados de Tamaya exhiben una dispersión excesiva provocada por los problemas de comunicación SCADA del parque: la detección incorrecta de los extremos de cada ciclo produce valores artificialmente bajos o altos que no permiten extraer conclusiones

sobre la eficiencia real del parque.

Los scripts de cálculo se ejecutan durante la madrugada y actualizan los KPIs del día anterior antes de que el equipo de performance inicie su jornada. Este ciclo reduce el tiempo entre la ocurrencia de un evento operacional y su disponibilidad como indicador calculado a menos de 24 horas. Antes de esta implementación, el cálculo de variables derivadas dependía de solicitudes a ESUNWIND o de cálculos mensuales, lo que introducía tiempos de espera que limitaban la capacidad de respuesta del área.

Cada nivel del dashboard (flota, parque y rack) corresponde a un tipo de decisión operacional distinto. El nivel de flota actúa como señal de alerta: cuando un indicador MTD se desvía del comportamiento esperado, el operador navega al dashboard del parque para identificar el bloque o contenedor afectado y desde ahí al nivel de rack para localizar el componente específico. Las tablas de malos actores, que ordenan los racks y contenedores con los valores más extremos de Voltage Imbalance, Delta SoC, Voltage Relaxation y SoH operacional, aceleran ese proceso sin necesidad de ordenar ni filtrar series de tiempo manualmente. La razón para integrar en una sola vista indicadores de distinta naturaleza (desbalance, eficiencia y cumplimiento contractual), actualizados automáticamente, es que variables que antes requerían consultas separadas a distintas fuentes quedan disponibles a partir de una única pantalla de acceso diario.

La metodología desarrollada fue evaluada por Thiago Vidor, Global Fleet Manager de BESS & Hydro en ENGIE. Su evaluación indicó que el sistema implementado es el primero de este tipo integrado de forma nativa en ENGIE (comunicación personal, 10 de febrero de 2026). A raíz de esa revisión, el equipo de Vidor solicitó los scripts desarrollados con el objetivo de explorar la implementación de los mismos KPIs en parques de Norteamérica y Europa.

8.1. Limitaciones

Los KPIs avanzados de performance, a excepción del Voltage Relaxation, tienen un período de análisis acotado entre julio de 2025 y abril de 2026, limitado por la retención de un año de la base de datos Sandbox. El SoH operacional, la Capacidad Operacional y el RTE no disponen de más de nueve meses de historia continua. Las conclusiones sobre tendencias de degradación en esos indicadores son preliminares.

En Tamaya y Capricornio la energía está tabulada tras el inversor por disposición contractual, lo que incorpora las pérdidas del inversor en los KPIs de potencia. El cálculo en potencia DC existe para ambos parques pero no fue incorporado en esta memoria, lo que impide una comparación directa con Coya en indicadores como el RTE y la Capacidad Operacional.

Los problemas de comunicación SCADA documentados en Tamaya afectan de forma diferenciada a los KPIs. Los indicadores de relajación fueron recuperados mediante el algoritmo de fill selectivo descrito en la sección 4.2, pero la Capacidad Operacional y el RTE de ese parque exhiben dispersión elevada porque la detección de inicio y fin de ciclo requiere continuidad en la señal de potencia. Los resultados de Tamaya en esos indicadores no son comparables con los de Coya y Capricornio.

La curva OCV utilizada para estimar el Delta SoC fue construida en condiciones de laboratorio controladas y se emplea como función estática en todos los cálculos. No incorpora la dependencia del voltaje de circuito abierto con la temperatura ni con el envejecimiento acumulado de las celdas. A medida que los parques acumulen ciclos, la desviación entre la curva de referencia y la curva real puede introducir un sesgo creciente en las estimaciones.

El costo de oportunidad reportado asume un Delta SoC objetivo de 0% en todos los

racks y representa la cota superior del impacto económico. El umbral operacional de 1 % de Delta SoC definido por ENGIE, equivalente a 100 mV de Voltage Imbalance según la curva OCV evaluada en el voltaje mínimo de referencia, reduce el valor efectivamente recuperable respecto al valor reportado. La cuantificación del costo de oportunidad recuperable a partir de ese umbral no fue incluida en el alcance de esta memoria.

Los tres parques llevan menos de tres años en operación. En ese horizonte, la diferenciación de comportamiento entre contenedores dentro de un mismo parque es incipiente, lo que limita la capacidad del Voltage Relaxation de señalar degradación acumulada. La correlación observada con el SoH operacional es consistente con la hipótesis del proxy de resistencia interna, pero no puede considerarse definitiva hasta disponer de una ventana de observación más larga.

8.2. Trabajo futuro

A partir de los resultados obtenidos y las limitaciones identificadas, se proponen las siguientes líneas de trabajo:

1. Metodología de detección de ciclos más robusta ante pérdidas de señales de SCADA
2. Extensión de la metodología a tecnologías de otros proveedores de BESS
3. Modelo predictivo de degradación de SoH a partir de series de tiempo operacionales
4. Incorporación de la dependencia térmica y de envejecimiento en la curva OCV

Referencias

- Accure Battery Intelligence. (2025). *How the Hysteresis Effect Impacts LFP Battery OCV Curves*. Consultado el 5 de mayo de 2026, desde <https://www.accure.net/blogs/battery-hysteresis-effect>
- ACERA. (2026a). *ACERA presenta balance 2025 del sistema eléctrico: de los récords renovables al desafío de la ejecución*. Consultado el 2 de junio de 2026, desde <https://www.acera.cl/acera-presenta-balance-2025-del-sistema-electrico-de-los-records-renovables-al-desafio-de-la-ejecucion/>
- ACERA. (2026b). *Centro de información*. Consultado el 22 de marzo de 2026, desde <https://www.acera.cl/centro-de-informacion/>
- Andrea Lekkas. (2022). *Battery-RTE*. Consultado el 22 de enero de 2026, desde <https://github.com/AndreaLK3/Battery-RTE>
- Argyrou, M. C., Christodoulides, P., & Kalogirou, S. A. (2018). Energy storage for electricity generation and related processes: Technologies appraisal and grid scale applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 94, 804-821. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.06.044>
- Babu, P. S., & Ilango, K. (2022). Comparative Analysis of Passive and Active Cell Balancing of Li Ion Batteries. *2022 Third International Conference on Intelligent Computing Instrumentation and Control Technologies (ICICT)*, 711-716. <https://doi.org/10.1109/iciict54557.2022.9917778>
- Bashir, H., Yaqoob, A., Kousar, F., Khalid, W., Akhtar, S., & Sultan, W. (2022). A comprehensive review of li-ion battery cell balancing techniques & implementation of adaptive passive cell balancing. *International Conference on Electrical Engineering and Sustainable Technologies*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/iceest56292.2022.10077854>
- Biblioteca del Congreso Nacional de Chile. (2025, junio). Segmento de transmisión de electricidad. <https://obtienearchivo.bcn.cl/obtienearchivo?id=repositorio/10221/37302/1/>

BCN____Revision_del_estado_actual_del_Segmento_de_transmision_electrica.pdf

- Bird, L., Lew, D., Milligan, M., Carlini, E. M., Estanqueiro, A., Flynn, D., Gomez-Lazaro, E., Holttinen, H., Menemenlis, N., Orths, A., Eriksen, P. B., Smith, J. C., Soder, L., Sorensen, P., Altiparmakis, A., Yasuda, Y., & Miller, J. (2016). Wind and solar energy curtailment: A review of international experience. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 65, 577-586. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2016.06.082>
- Bouchhima, N., Schnierle, M., Schulte, S., & Birke, K. P. (2016). Active model-based balancing strategy for self-reconfigurable batteries. *Journal of Power Sources*, 322, 129-137. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.05.027>
- Braun, J. A., & Bessler, W. G. (2026). Diagnosis of the open-circuit voltage curve of batteries with voltage-controlled models. *Journal of Power Sources*, 676, 239471. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2026.239471>
- Breuer, D., & Sourkounis, C. (2025). Experimental analysis of cell voltage imbalance and balancing efficiency in stationary battery systems. *Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 1-7. <https://doi.org/10.1109/iecon58223.2025.11221321>
- Chatzigeorgiou, N. G., Theocharides, S., Makrides, G., & Georghiou, G. E. (2024). A review on battery energy storage systems: Applications, developments, and research trends of hybrid installations in the end-user sector. *Journal of Energy Storage*, 86, 111192. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.111192>
- Chatzinikolaou, E., & Rogers, D. J. (2016). Cell SOC balancing using a cascaded Full-Bridge multilevel converter in battery energy storage systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 63(9), 5394-5402. <https://doi.org/10.1109/tie.2016.2565463>
- Che, Y., Hu, X., Lin, X., Guo, J., & Teodorescu, R. (2023). Health prognostics for lithium-ion batteries: mechanisms, methods, and prospects. *Energy & Environmental Science*, 16(2), 338-371. <https://doi.org/10.1039/d2ee03019e>

- Chen, K., Luo, Y., Long, Z., Li, Y., Nie, G., Liu, K., Xin, D., Gao, G., & Wu, G. (2025). Big data-driven prognostics and health management of lithium-ion batteries:A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 214, 115522. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115522>
- Cordero, R. R., Feron, S., Damiani, A., Sepúlveda, E., Jorquera, J., Redondas, A., & Ouyang, Z. (2023). Surface solar extremes in the most irradiated region on earth, altiplano. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 104(6), 1206-1221. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-22-0215.1>
- De Medeiros, M. M., & Maçada, A. C. G. (2026). Data and analytics strategy: A qualitative analysis of protection, management, and exploration objectives using dynamic capabilities theory. *Data & Knowledge Engineering*, 164, 102600. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2026.102600>
- Dony, N.-A.-D., & Arhin, B. (2026). Data-driven distributed battery state-of-charge balancing using neural network-based open circuit voltage learning. *IFAC Journal of Systems and Control*, 36. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ifacsc.2026.100415>
- Energiminas. (2026, abril). Expansión de renovables en Chile impulsa el uso de baterías y evidencia límites de transmisión. <https://energiminas.com/2026/04/16/expansion-de-renovables-en-chile-impulsa-el-uso-de-baterias-y-evidencia-limites-de-transmision/>
- ENGIE. (2026, marzo). *Q 2026 investor presentation*. Consultado el 22 de mayo de 2026, desde <https://www.engie.cl/wp-content/uploads/2024/10/3M2026-Presentation-ENGIE-CHILE.pdf>
- ENGIE Chile. (2024, 18 de marzo). *Inicia su operación comercial el sistema de almacenamiento más grande de América Latina*. Consultado el 22 de marzo de 2026, desde <https://www.engie.cl/inicia-su-operacion-comercial-el-sistema-de-almacenamiento-mas-grande-de-america-latina/>

- Fantham, T. L., & Gladwin, D. T. (2020). Impact of cell balance on grid scale battery energy storage systems. *Energy Reports*, 6, 209-216. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2020.03.026>
- Fernando, A., Kuipers, M., Angenendt, G., Kairies, K.-P., & Dubarry, M. (2024). Voltage relaxation characterization methods in lithium-ion batteries. *Measurement Energy*, 3, 100013. <https://doi.org/10.1016/j.meae.2024.100013>
- Generadoras. (2025a, marzo). *Boletín Generadoras de Chile – Marzo 2025*. Consultado el 22 de marzo de 2026, desde <https://generadoras.cl/boletin-marzo-2025/>
- Generadoras. (2025b, marzo). *Sistemas de Almacenamiento de Energía, Energía para el futuro*. Consultado el 19 de abril de 2026, desde <https://generadoras.cl/almacenamiento/>
- Gräf, D., Marschewski, J., Ibing, L., Hucklebrink, D., Fiebrandt, M., Hanau, G., & Bertsch, V. (2021). What drives capacity degradation in utility-scale battery energy storage systems? The impact of operating strategy and temperature in different grid applications. *Journal of Energy Storage*, 47, 103533. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103533>
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T.-P., & Zhang, D. (2018). Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388-423. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1451951>
- Hannan, M. A., Wali, S. B., Ker, P. J., Abd Rahman, M. S., Mansor, M., Ramachandramurthy, V. K., Muttaqi, K. M., Mahlia, T. M. I., & Dong, Z. Y. (2021). Battery energy-storage system: A review of technologies, optimization objectives, constraints, approaches, and outstanding issues. *Journal of Energy Storage*, 42. <https://doi.org/10.1016/j.est.2021.103023>
- Hu, Y., Armada, M., & Sanchez, M. J. (2021). Potential utilization of Battery Energy Storage Systems (BESS) in the major European electricity markets. *arXiv (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2112.09816>

- InfluxData. (2025, julio). *Apache parquet*. Consultado el 29 de mayo de 2026, desde <https://www.influxdata.com/glossary/apache-parquet/>
- InfluxData. (2026, marzo). *Unifying telemetry in battery energy storage systems*. Consultado el 19 de marzo de 2026, desde <https://www.influxdata.com/blog/unified-telemetry-BESS/>
- International Hydropower Association. (2025, marzo). *World hydropower outlook*. International Hydropower Association. Consultado el 17 de abril de 2026, desde <https://acrobat.adobe.com/id/urn:aaid:sc:US:b66be2c6-b7b2-4897-8e7e-ebaf0f8d50b3>
- Jaffal, H., Guanetti, L., Rancilio, G., Spiller, M., Bovera, F., & Merlo, M. (2024). Battery Energy Storage System Performance in Providing Various Electricity Market Services. *Batteries*, 10(3), 69. <https://doi.org/10.3390/batteries10030069>
- Jaradat, T., & Khatib, T. (2025). A review of battery energy storage system for renewable energy penetration in electrical power system: Environmental impact, sizing methods, market features, and policy frameworks. *Future Batteries*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.fub.2025.100106>
- Khan, N., Ooi, C. A., Alturki, A., Amir, M., Shreasth & Alharbi, T. (2024). A critical review of battery cell balancing techniques, optimal design, converter topologies, and performance evaluation for optimizing storage system in electric vehicles. *Energy Reports*, 11, 4999-5032. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.04.041>
- Kim, S. H., & Shin, Y.-J. (2023). Optimize the operating range for improving the cycle life of battery energy storage systems under uncertainty by managing the depth of discharge. *Journal of Energy Storage*, 73, 109144. <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109144>
- Kumar, R., & Das, K. (2024). Lithium battery prognostics and health management for electric vehicle application – A perspective review. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 65, 103766. <https://doi.org/10.1016/j.seta.2024.103766>
- Laimon, M. (2025). Renewable energy curtailment: A problem or an opportunity? *Results in Engineering*, 26. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104925>

- Li, J., Wang, C., & Wang, H. (2023). Optimal Energy Storage Scheduling for Wind Curtailment Reduction and Energy Arbitrage: A Deep Reinforcement Learning Approach. *2023 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/pesgm52003.2023.10253181>
- Menye, J. S., Camara, M.-B., & Dakyo, B. (2025). Lithium Battery Degradation and Failure Mechanisms: A State-of-the-Art Review. *Energies*, 18(2), 342. <https://doi.org/10.3390/en18020342>
- Ministerio de Energía. (2026, marzo). *Reporte de proyectos de almacenamiento en desarrollo en Chile*. Ministerio de Energía de Chile. Consultado el 17 de abril de 2026, desde https://energia.gob.cl/sites/default/files/documentos/reporte_de_proyectos_-_marzo_2026.pdf
- Monje, C. (2024). *Desarrollo de una herramienta de optimización de sistemas BESS para diferentes escenarios de generación renovable, mercado eléctrico y demanda industrial* [thesis]. Universidad de Chile.
- Naumann, M., Schimpe, M., Keil, P., Hesse, H. C., & Jossen, A. (2018). Analysis and modeling of calendar aging of a commercial LiFePO₄/graphite cell. *Journal of Energy Storage*, 17, 153-169. <https://doi.org/10.1016/j.est.2018.01.019>
- Nazaralizadeh, S., Banerjee, P., Srivastava, A. K., & Famouri, P. (2024a). Battery Energy Storage Systems: A Review of Energy Management Systems and Health Metrics. *Energies*, 17(5), 1250. <https://doi.org/10.3390/en17051250>
- Nazaralizadeh, S., Banerjee, P., Srivastava, A. K., & Famouri, P. (2024b). Battery energy storage systems: A review of energy management systems and health metrics. *Energies*, 17(5), 1250. <https://doi.org/10.3390/en17051250>
- Node-RED. (s.f.). *About*. Consultado el 10 de junio de 2026, desde <https://nodered.org/about/>

- Pattipati, B., Balasingam, B., Avvari, G., Pattipati, K., & Bar-Shalom, Y. (2014). Open circuit voltage characterization of lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 269, 317-333. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.06.152>
- Pérez, J., Lobos, G., & Bonacic, M. (2026). Integrated forecasting and deep reinforcement learning for price-based self-scheduling of PV-BESS: Utility-scale evidence in Chile. *PLoS ONE*, 21(1), e0336753. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0336753>
- Sarasketa-Zabala, E., Gandiaga, I., Rodriguez-Martinez, L., & Villarreal, I. (2014). Calendar ageing analysis of a LiFePO₄/graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions. *Journal of Power Sources*, 272, 45-57. <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.08.051>
- Sun, H., Finney, R., & Mohamed, A. (2025). Data Analytics Platform for Monitoring and Supervision of Battery Energy Systems and Microgrids. *2025 IEEE Electrical Power and Energy Conference*, 48-52. <https://doi.org/10.1109/epec65543.2025.11230413>
- Theuerkauf, D. (2022). *Voltage Relaxation Methods for State of Charge, and State of Health Estimation in Lithium-Ion Batteries* [Tesis de maestría, Dalhousie University].
- Theuerkauf, D., & Swan, L. (2022). Characteristics of Open Circuit Voltage Relaxation in Lithium-Ion Batteries for the Purpose of State of Charge and State of Health Analysis. *Batteries*, 8(8), 77. <https://doi.org/10.3390/batteries8080077>
- TWAICE. (2025). *The Essential Guide to BESS Performance KPIs*. Consultado el 5 de mayo de 2026, desde https://hs-25492978.f.hubspotemail-eu1.net/hubfs/25492978/25%20-%2006%20-%20Guide%20to%20BESS%20Performance%20KPIs__TWAICE.pdf?utm_campaign=87358679-2025%20-%20Q2%20-%20Energy%20-%20New%20to%20BESS%20industry%20%26%20first%20time%20operators&utm_medium=email&_hsenc=p2ANqtz-_JDDsCTWRdHXo-lOKKNFfCdIJsNGxBbdEPCxsGUiIrir1crRFygGub4i-EK2uIlX_ivXtkH0MvptjyGr1K8r06TjvM0w&_hsmi=110253864&utm_content=110253864&utm_source=hs_automation

- Voicila, T.-I., Enache, B.-A., Argyriou, V., Sarigiannidis, P., Pislă, M.-A., & Seritan, G.-C. (2025). Enhanced OCV Estimation in LiFePO₄ Batteries: A Novel Statistical Approach Leveraging Real-Time Knee/Elbow Detection. *Batteries*, *11*(5), 186. <https://doi.org/10.3390/batteries11050186>
- Wang, Z. (2022). *Data-driven State Estimation of Large-scale Battery Systems* [Tesis doctoral, University of Sheffield].
- Yang, Z., Li, X., Li, J., Li, H., Shi, J., Fan, X., Cong, Z., Feng, X., & Yang, X.-G. (2025). Study on Influencing Factors of Calendar Aging and Cycle Aging of LFP Batteries. *Applied Sciences*, *15*(23), 12749. <https://doi.org/10.3390/app152312749>
- Zilberman, I., Schmitt, J., Ludwig, S., Naumann, M., & Jossen, A. (2020). Simulation of voltage imbalance in large lithium-ion battery packs influenced by cell-to-cell variations and balancing systems. *Journal of Energy Storage*, *32*, 101828. <https://doi.org/10.1016/j.est.2020.101828>