UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN ANTONIO ABAD DEL CUSCO

FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, INFORMÁTICA Y MECÁNICA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

TESIS

GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINIMIZAR CARGOS FACTURADOS POR MÁXIMA DEMANDA COINCIDENTE DEL SEIN PARA INCASA 2024

PRESENTADO POR:
Br. JHON BLADIMIR TINTA JIHUALLANCCA
Br. FEDERIC RUBEN PALACIOS SIPAUCCAR

PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRICISTA

ASESOR:
M.Sc. MANUEL LAU PACHECO

CUSCO – PERÚ

2026

Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco

INFORME DE SIMILITUD

(Aprobado por Resolución Nro.CU-321-2025-UNSAAC)

El que suscribe, el **Asesor** MANUEL LAU PACHECO quien aplica el software de detección de similitud al trabajo de investigación/tesistitulada: GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINIMIZAR CARGOS FACTURADOS POR MÁXIMA DEMANDA COINCIDENTE DEL SEIN PARA INCASA 2024

Presentado por: FENERIC RUBEN PALACIOS SIPAVCCAR DNI N° 74023586;
presentado por: JHON BLADIMIR TINTA JIHUALLANCA DNI N°: 76513445
Para optar el título Profesional/Grado Académico de INGENIERO ELECTRICISTA

Informo que el trabajo de investigación ha sido sometido a revisión por 01 veces, mediante el Software de Similitud, conforme al Art. 6° del ***Reglamento para Uso del Sistema Detección de Similitud en la UNSAAC*** y de la evaluación de originalidad se tiene un porcentaje de 01 **%.**

Evaluación y acciones del reporte de coincidencia para trabajos de investigación conducentes a grado académico o título profesional, tesis

Porcentaje	Evaluación y Acciones	Marque con una (X)
Del 1 al 10%	No sobrepasa el porcentaje aceptado de similitud.	X
Del 11 al 30 %	Devolver al usuario para las subsanaciones.	
Mayor a 31%	El responsable de la revisión del documento emite un informe al inmediato jerárquico, conforme al reglamento, quien a su vez eleva el informe al Vicerrectorado de Investigación para que tome las acciones correspondientes; Sin perjuicio de las sanciones administrativas que correspondan de acuerdo a Ley.	

Por tanto, en mi condición de Asesor, firmo el presente informe en señal de conformidad y **adjunto** las primeras páginas del reporte del Sistema de Detección de Similitud.

Cusco, 05 de OCTUBRE de 20 26

M Lau P.

Firma

Post firma MANUEL LAU PACHECO

Nro. de DNI 23828214

ORCID del Asesor 0000-0001-8988-1833

Se adjunta:

1. Reporte generado por el Sistema Antiplagio.
2. Enlace del Reporte Generado por el Sistema de Detección de Similitud: **oid:** 27259:633417436

GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINI...

Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid:::27259:633427436

Fecha de entrega
2 oct 2026, 7:50 p.m. GMT-5

Fecha de descarga
2 oct 2026, 7:59 p.m. GMT-5

Nombre del archivo
GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNI....docx

Tamaño del archivo
91.1 MB

215 páginas

45.876 palabras

257.426 caracteres

1% Similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para ca...

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Coincidencias menores (menos de 20 palabras)
- Trabajos entregados

Fuentes principales

1%	Fuentes de Internet
0%	Publicaciones
0%	Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.º de alertas de integridad para revisión

Los algoritmos de nuestro sistema analizan un documento en profundidad para buscar inconsistencias que permitirían distinguirlo de una entrega normal. Si advertimos algo extraño, lo marcamos como una alerta para que pueda revisarlo.

Una marca de alerta no es necesariamente un indicador de problemas. Sin embargo, recomendamos que preste atención y la revise.

DEDICATORIA

A Dios, por darme la fortaleza, la sabiduría y la perseverancia necesarias para culminar esta etapa académica, guiando cada paso de este proceso.

A mis padres: Rubén Palacios y Cirila Sipauccar por su amor incondicional, su sacrificio constante y su apoyo permanente, que han sido el pilar fundamental para alcanzar este logro profesional.

Federic Rubén Palacios Sipauccar

A Dios, por iluminar mi camino y brindarme fortaleza en cada etapa de mi formación profesional.

A mis padres, Indalincio Tinta y Gabina Jihuallancca, por su entrega, sacrificio y ejemplo, que hicieron posible la realización de este sueño.

A mi hermana Thalía Tinta, por su apoyo constante, su confianza y su fe en mí.

Con profundo agradecimiento, dedico este trabajo a ustedes.

Jhon Bladimir Tinta Jihuallancca

AGRADECIMIENTOS

Expresamos nuestro sincero agradecimiento a la **Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco**, por la formación académica brindada a lo largo de la carrera profesional y por los conocimientos impartidos que hicieron posible el desarrollo de la presente investigación.

De manera especial, agradecemos a los docentes de la **Escuela Profesional de Ingeniería Eléctrica**, y en particular a nuestro asesor de tesis, **M.Sc. Manuel Lau Pacheco**, por su orientación, dedicación y valiosas enseñanzas, las cuales fueron fundamentales en nuestra formación profesional y en la culminación de este trabajo de investigación.

Manifestamos nuestro agradecimiento a los profesionales de la Gerencia Comercial de la **Empresa de Generación Eléctrica Machupicchu S.A.** Reconocemos de manera especial al Ing. Daniel Luna por su valioso y constante apoyo en esta investigación, así como a los ingenieros Carlos Menendez, Andersen Campos, Jhusel Aro, Pavel Triveño y Jhon Willihans por los conocimientos compartidos y su motivación. Asimismo, agradecemos a la Ing. Jennifer S. por su importante colaboración.

Finalmente, agradecemos a todos los familiares y amigos que nos motivaron a realizar esta tesis y contribuyeron con su apoyo, orientación y ánimo durante este proceso.

Federic Rubén y Jhon Bladimir

INTRODUCCIÓN

La creciente incorporación de fuentes renovables y la electrificación de procesos industriales incrementan la complejidad operativa y económica de los sistemas eléctricos a escala global. En este contexto, las estrategias de gestión de la demanda y los sistemas de almacenamiento de energía (Battery Energy Storage Systems) adquieren un papel central para mitigar picos de consumo, mejorar la flexibilidad del sistema y optimizar costos operativos. En mercados avanzados, el despliegue de BESS detrás del medidor (behind the meter) se utiliza tanto para arbitraje energético como para servicios apilables a recorte de punta (peak-shaving), reserva y regulación, lo que demuestra que la integración entre predicción de la demanda y operación estratégica del almacenamiento constituye una respuesta técnica y económica robusta para grandes consumidores industriales.

En el Perú, la facturación eléctrica de los clientes libres está fuertemente influida por la máxima demanda coincidente del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN), calculada en intervalos de 15 minutos y administrada por el COES bajo la regulación de OSINERGMIN. Para usuarios libres, los cargos por potencia y los peajes de transmisión representan componentes relevantes de la factura mensual; por tanto, la capacidad de anticipar la fecha y el intervalo horario de la demanda máxima del SEIN tiene un efecto directo sobre la facturación y la gestión de costos. Este marco regulatorio y tarifario obliga a considerar soluciones que combinen predicción precisa y actuación operativa coordinada.

A nivel local, Industrias Cachimayo S.A. (INCASA), como gran usuario libre, presenta un perfil de carga que lo expone a variaciones significativas en cargos por potencia cuando su consumo coincide con la máxima demanda declarada por el SEIN. La actividad operativa de INCASA y las estrategias manuales actualmente empleadas para reducir demanda no garantizan la coincidencia temporal adecuada con la máxima del sistema, lo que motiva la necesidad de una solución sistemática que permita anticipar eventos de pico y programar la operación de un BESS de forma que minimice la potencia coincidente facturada.

La presente investigación propone y evalúa un marco integrado que combina: modelos de predicción diaria de la demanda del SEIN basados en redes neuronales artificiales (Machine

Learning) entrenadas con series históricas, variables meteorológicas y variables de calendario; y la operación estratégica de un BESS para realizar peak-shaving en los intervalos identificados como críticos por la predicción. Complementariamente, se desarrolla un modelo de facturación automatizado en SQL Server y dashboards en Power BI para cuantificar los impactos económicos de distintos escenarios de dimensionamiento y despacho.

El objetivo general es determinar en qué medida la gestión de la demanda mediante BESS y modelos predictivos reduce los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA en el periodo de estudio. Metodológicamente, la investigación adopta un enfoque cuantitativo y cuasiexperimental que combina el procesamiento y validación de series temporales con el diseño y entrenamiento de redes neuronales para la predicción de la demanda, y simulaciones operativas del BESS.

El estudio se estructura en seis capítulos: (I) aspectos generales, (II) marco teórico y antecedentes, (III) diagnóstico del perfil de demanda y modelación de facturación, (IV) diseño y resultados del modelo predictivo, (V) dimensionamiento y modelado del BESS, y (VI) integración de resultados y evaluación económica. En los anexos se incluye el código Python de las RNA empleadas y los detalles de las curvas de carga simuladas. Esta investigación aporta un marco replicable para clientes libres que buscan mitigar cargos por potencia mediante la integración de predicción avanzada y almacenamiento energético.

RESUMEN

La presente tesis analiza la problemática de los elevados cargos de facturación asociados a la máxima demanda coincidente que enfrentan los clientes libres del SEIN, tomando como caso de estudio a la empresa INCASA durante el año 2024. El objetivo es evaluar en qué medida la gestión de la demanda, mediante la incorporación de un sistema de almacenamiento de energía con baterías (BESS) complementado con técnicas de Machine Learning, permite reducir los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN.

Para ello, se emplea un enfoque cuantitativo con un diseño cuasiexperimental, basado en registros históricos de demanda en intervalos de 15 minutos. Se diseña y entrena un modelo de predicción de la demanda del SEIN mediante redes neuronales artificiales, utilizando datos históricos de demanda ejecutada y programación operativa del COES, con el fin de anticipar el intervalo de máxima demanda coincidente y optimizar la estrategia de descarga del sistema BESS. Asimismo, se realiza el dimensionamiento y modelado del BESS bajo distintos escenarios.

Los perfiles de demanda resultantes son integrados al modelo de facturación para estimar los nuevos montos facturados y cuantificar los ahorros económicos. Los resultados evidencian una reducción significativa de los cargos por máxima demanda coincidente, con ahorros que oscilan entre 2 y 15 millones de soles, dependiendo del escenario. El análisis económico-financiero demuestra la viabilidad de la implementación del sistema BESS, obteniéndose valores positivos del VAN y TIR superiores al 12% en la mayoría de los escenarios.

Palabras clave: BESS, Machine learning, Máxima demanda coincidente, Optimización energética.

ABSTRACT

This thesis analyzes the issue of high billing charges associated with coincident peak demand faced by free-market customers of the SEIN, using INCASA as a case study for the year 2024. The objective is to evaluate the extent to which demand-side management, through the integration of a Battery Energy Storage System (BESS) complemented by Machine Learning techniques, can reduce the charges associated with the coincident peak demand of the SEIN.

A quantitative approach with a quasi-experimental design is employed, based on historical demand records at 15-minute intervals. A SEIN demand forecasting model based on artificial neural networks is designed and trained using historical actual demand data and COES operational scheduling data, with the aim of anticipating the time interval of the coincident peak demand and optimizing the BESS discharge strategy. In addition, the BESS is sized and modeled under different operating scenarios.

The resulting demand profiles are incorporated into the billing model to estimate the revised billed amounts and quantify the resulting economic savings. The results show a significant reduction in charges associated with the coincident peak demand, with savings ranging from PEN 2 million to PEN 15 million, depending on the scenario. The economic and financial analysis demonstrates the feasibility of implementing the BESS, yielding positive Net Present Value (NPV) values and Internal Rates of Return (IRR) above 12% in most scenarios.

Keywords: BESS, Machine learning, Coincident peak demand, Energy optimization.

INDICE GENERAL

DEDICATORIA ..... **II**

AGRADECIMIENTOS ..... **III**

INTRODUCCIÓN ..... **IV**

RESUMEN ..... **VI**

ABSTRACT ..... **VII**

ÍNDICE DE FIGURAS ..... **XI**

GLOSARIO DE ABREVIATURAS ..... **XVI**

CAPÍTULO I: ASPECTOS GENERALES **1**

1.1. INTRODUCCIÓN 1
1.2. ÁMBITO GEOGRÁFICO 1
1.2.1 Ubicación geográfica de INCASA *1*
1.2.2. Condiciones climatológicas de la zona *2*
1.2.3. Características de la zona *3*
1.2.4. Características del sistema eléctrico de INCASA *3*
1.3. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA 4
1.4. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA 9
1.4.1. Problema General *9*
1.4.2. Problemas Específicos *9*
1.5. OBJETIVOS 10
1.5.1. Objetivo General *10*
1.5.2. Objetivos Específicos *10*
1.6. JUSTIFICACIONES DEL ESTUDIO 10
1.6.1. Justificación Económica *10*
1.6.2. Justificación Práctica *11*
1.6.3. Justificación metodológica *12*
1.7. ALCANCES Y LIMITACIONES 12
1.7.1. Alcances *12*
1.7.2. Limitaciones *13*
1.8. HIPÓTESIS 14
1.8.1. Hipótesis General *14*
1.8.2. Hipótesis Específicas *14*
1.9. VARIABLES E INDICADORES 14
1.9.1. Variable Independiente *14*
1.9.2. Variable Dependiente *14*
1.10. METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN 16
1.10.1. Tipo de la Investigación *16*
1.10.2. Enfoque de la Investigación *16*
1.10.3. Nivel de Investigación *17*
1.10.4. Diseño de Investigación *17*
1.11. POBLACIÓN Y MUESTRA 18
1.11.1. Población *18*
1.11.2. Muestra *18*
1.12. TÉCNICAS DE RECOLECCIÓN DE DATOS 18
1.12. INSTRUMENTO DE RECOLECCIÓN DE DATOS 19
1.13. PROCESAMIENTO DE DATOS 20
1.14. MATRIZ DE CONSISTENCIA 22

CAPITULO II: MARCO TEÓRICO **23**

2.1. ANTECEDENTES 23
2.1.1. Antecedentes Nacionales *23*
2.1.2. Antecedentes Internacionales *25*
2.2. BASES TEÓRICAS 28
2.2.1. Mercado del Sector Eléctrico en el Perú *28*

2.2.1.1. Actores del Mercado Eléctrico 29
2.2.1.3. Grandes Usuarios Libres 30
2.2.1.4. Máxima Demanda Mensual del SEIN 31
2.2.1.5. Facturación a Clientes Libres 31
2.2.2. Gestión de la Demanda Eléctrica (GDE) 34
2.2.2.1. Técnicas de Gestión 34
2.2.2.2. Problemas de Adopción de la GDE 35
2.2.2.3. Desafíos de la GDE 36
2.2.3. Sistemas de Almacenamiento de Energía (BESS) 36
2.2.3.1. Dimensionamiento del BESS 37
2.2.3.2. Componentes del BESS 38
2.2.3.3 Control de la operación y despacho energético de sistemas BESS 40
2.2.3.4. Restricciones de operación para el control del BESS 42
2.2.3.5. Coordinación entre consigna de potencia y estado de carga 44
2.2.3.6. Coincidencia temporal de la inyección del BESS con la demanda 45
2.2.3.6. Aplicaciones del BESS 46
2.2.3.7. Costos de instalación de BESS 47
2.2.4. Modelamiento temporal de sistemas eléctricos 47
2.2.4.1. Simulación cuasi-dinámica mediante perfiles temporales 48
2.2.4.1. Representación del BESS mediante Static Generator en PowerFactory 49
2.2.4.1. Aplicación de perfiles de carga y despacho en la simulación cuasi-dinámica 49
2.2.5. Redes Neuronales Artificiales (RNA) 51
2.2.5.1. Estructura de las RNA 52
2.2.5.2. Clasificación de Redes Neuronales Artificiales 53
2.2.5.3. Función de Activación 54
2.2.5.4. Perceptrón 55
2.2.5.5. Perceptrón Multicapa 55

CAPITULO III: DIAGNÓSTICO DEL PERFIL DE LA DEMANDA Y FACTURACIÓN DE INCASA 57

3.1. INTRODUCCIÓN 57
3.2. ANÁLISIS DEL PERFIL DE DEMANDA DE INCASA 57
3.3. CONTEXTO DEL PROCESO DE FACTURACIÓN A CLIENTES LIBRES 62
3.3.1. Facturación por Energía Activa 62
3.3.2. Facturación por Potencia 63
3.3.3. Facturación por Peaje de Conexión al SPT 63
3.3.4. Facturación por Peaje de Conexión al SST AD10 63
3.3.5. Facturación por Peaje de Conexión al SST AD15 63
3.3.6. Facturación por Peaje de Conexión al SST GGEE-DUP 64
3.3.7. Facturación por FOSE 64
3.3.8. Facturación por FISE 65
3.3.9. Facturación por MCSA 65
3.4. LÍNEA BASE DE FACTURACIÓN DE INCASA 65
3.4.1. Cálculo de Facturación por Energía Activa 66
3.4.2. Cálculo de Facturación por Potencia 69
3.4.3. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SPT 70
3.4.4. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SST AD10 70
3.4.5. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SST AD15 75
3.4.6. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SST GGEE-DUP 78
3.4.7. Cálculo de Facturación por FOSE 79
3.4.8. Cálculo de Facturación por FISE 80
3.4.9. Cálculo de Facturación por MCSA 81
3.5. DESARROLLO DEL MODELO DE FACTURACIÓN EN SQL SERVER Y POWER BI 82
3.5.1. Base de datos 82
3.5.2. Flujograma de Base de datos en SQL para facturación 84
3.5.3. Dashboard de Facturación en Power BI 85
3.6. RESULTADOS DEL DIAGNÓSTICO: ESTRUCTURA DE PARTICIPACIÓN DE CADA CONCEPTO DE FACTURACIÓN 86

CAPÍTULO IV: PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DEL SEIN MEDIANTE MACHINE LEARNING 93

4.1. INTRODUCCIÓN 93
4.2. IMPORTANCIA DE LA PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DEL SEIN 93
4.3. PROCESAMIENTO Y ESTRUCTURACIÓN DE DATOS HISTÓRICOS DE ENTRENAMIENTO 94

4.3.1 Fuentes de Información *94*
4.3.2 Limpieza y Consistencia de Datos *95*
4.3.3 Estructura Final de la Base de Datos *96*
4.4. Diseño del Modelo de Red Neuronal en Python 98
4.4.1. Selección de la Fecha de Predicción y Carga de Datos de Entrenamiento *99*
4.4.2. Procesamiento de Datos *99*
4.4.3. División del Conjunto de Datos *99*
4.4.4. Arquitectura de la Red Neuronal *100*
4.4.5. Entrenamiento del Modelo *101*
4.4.6. Predicción Inicial de la Demanda Diaria *101*
4.4.7. Decisión de Reajuste de la Demanda Diaria *101*
4.5. Entrenamiento y Validación del Modelo Predictivo 101
4.6. Resultados de precisión en la predicción de la demanda del SEIN 103
4.7. Determinación del intervalo óptimo de descarga del BESS en Horas Punta 110

CAPÍTULO V: DIMENSIONAMIENTO Y MODELADO DEL SISTEMA BESS 112

5.1. Introducción 112
5.2. Escenarios y Dimensionamiento del Almacenamiento BESS 112
5.2.1. Escenarios de Estudio *112*
5.2.2. Dimensionamiento del Sistema BESS *114*
5.3. Modelado del Sistema BESS y Nuevo Perfil de Carga del Cliente Libre 119
5.3.1 Rampa de Potencia del Sistema BESS *119*
5.3.2 Carga y descarga del sistema BESS *120*
5.3.3. Modelado del sistema BESS en DigSilent *124*
5.3.3.1. Configuración del modelo cuasi-dinámico QDSL (TypQdsl) 126
5.3.3.2. Configuración de la instancia del modelo cuasi-dinámico (ElmQdsl) 134
5.3.3.3. Simulación del modelo BESS 137
5.4. Integración del Modelo de Facturación Para los Casos de Estudio 146
5.4.1. Consumo de Energía Antes y Después del Modelado del Sistema BESS *147*
5.4.2. Montos de Facturación Antes y Después del Modelado del Sistema BESS *151*
5.5. Ahorros económicos y reducción porcentual en cargos de facturación 154
5.6. Análisis económico-financiero 155
5.6.1. Composición de costos de instalación CAPEX *156*
5.6.2. Costos de operación y mantenimiento OPEX *159*
5.6.3. Costo total de instalación operación y mantenimiento del sistema BESS *160*
5.6.4. Evaluación del VAN, TIR y el tiempo de recuperación Payback *160*
5.6.5. Consideraciones para el análisis económico *161*
5.6.6. Resultado del análisis económico *162*

DISCUSIÓN DE RESULTADOS 165

CONCLUSIONES 168

RECOMENDACIONES 169

BIBLIOGRAFÍA 171

ANEXOS 174

ANEXO 1: MATRIZ DE CONSISTENCIA 175

ANEXO 2: OPERACIONALIZACIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE 176

ANEXO 3: PRECIOS EN BARRA DEL SEIN 177

ANEXO 4: PEAJES DE CONEXIÓN A LOS SISTEMAS SECUNDARIOS DE TRANSMISIÓN (SST) 181

ANEXO 5: CODIGO DE PROGRAMACIÓN EN PYTHON DE LAS REDES NEURONALES PARA LA PREDICCIÓN DE LA MÁXIMA DEMANDA DEL SEIN 184

ANEXO 6: COMPARACIÓN DE MONTOS DE FACTURACIÓN ANUAL PARA LOS CASOS DE ESTUDIO CON Y SIN BESS - 2024 192

ANEXO 7: CUADRO DE RESUMEN DE POTENCIA Y PEJAES POR CLIENTE LIBRE 196

ANEXO 8: DIAGRAMA UNIFILAR INCASA 197

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Ubicación geográfica de la empresa INCASA 1

Figura 2 Esquema de conexión eléctrica de INCASA 4

Figura 3 Perfil de Carga Diario de INCASA para Jul-2024 5

Figura 4 Consumo histórico de potencia de INCASA en el periodo 2020-2024 6

Figura 5 Monto facturado por concepto de Energía Activa en HP y HFP 2024 6

Figura 6 Monto facturado por concepto de Potencia Activa 2024 7

Figura 7 Monto facturado por concepto de Conexión al SPT 2024 7

Figura 8 Monto facturado por concepto de FOSE, FISE y MCSA 7

Figura 9 Actores del mercado eléctrico peruano 29

Figura 10 Potencia consumida en MW de los principales grandes usuarios libres del área sur peruano en la fecha de máxima demanda del SEIN del año 2024 (19/11/2024 hora: 15:45) 30

Figura 11 Participación de potencia (MW) en Horas Punta de los principales grandes usuarios del área sur peruano en la fecha de máxima demanda del SEIN del año 2024 (19/11/2024 hora: 20:00) 31

Figura 12 Precio del mercado mayorista vs Demanda del sistema 34

Figura 13 Proyecciones de costos de baterías para sistemas de litio-ion de 4 horas 47

Figura 14 Representación de sistemas de almacenamiento mediante el elemento Static Generator en DIgSILENT PowerFactory. 51

Figura 15 Modelo de neurona artificial 51

Figura 16 Estructura de una RNA 52

Figura 17 Clasificación de redes neuronales artificiales 53

Figura 18 Funciones de activación de RNA 54

Figura 19 Demanda mensual de energía de INCASA para los años 2020 - 2024 58

Figura 20 Demanda diaria promedio de INCASA (lunes a sábado) - octubre a diciembre de 2024 59

Figura 21 Demanda diaria promedio de INCASA (domingo) - octubre a diciembre de 2024 59

Figura 22 Consumo de potencia coincidente de INCASA para los años 2020 - 2024 60

Figura 23 Potencia coincidente INCASA vs SEIN de los días 23/07/2024 y 19/03/2024 61

Figura 24 Consumo de energía de INCASA del mes julio-2024 67

Figura 25 Bases de datos de facturación en SQL 83

Figura 26 Arquitectura de flujo de datos en SQL para cálculo de facturación 84

Figura 27 Dashboard de facturación mensual 07-2024 85

Figura 28 Evolución de los montos de facturación de Energía HP 86

Figura 29 Evolución de los montos de facturación de Energía HFP 86

Figura 30 Evolución de los montos de facturación de Potencia 87

Figura 31 Evolución de los montos de facturación de conexión al SPT 87

Figura 32 Evolución de los montos de facturación de conexión al SST AD15 87

Figura 33 Evolución de los montos de facturación de conexión al SST AD10 88

Figura 34 Evolución de los montos de facturación de peaje de conexión al SST DUP 88

Figura 35 Evolución de los montos de facturación de FISE 88

Figura 36 Evolución de los montos de facturación de MCSA 89

Figura 37 Evolución de los montos de facturación de FOSE 89

Figura 38 Porcentaje de participación por concepto de facturación del 1er y 2do semestre del 202491

Figura 39 Porcentaje de participación por concepto de facturación marzo y julio - 2024 92

Figura 40 Consulta de la demanda del SEIN, portal COES 94

Figura 41 Sitio web Open-Meteo para consultas meteorológicas 95

Figura 42 Correlación mensual entre la temperatura y demanda eléctrica del SEIN 96

Figura 43 Flujograma de la estructura de programación 98

Figura 44 Arquitectura de la Red Neuronal 100

Figura 45 Predicción para el día de máxima demanda enero 2024 103

Figura 46 Predicción para el día de máxima demanda febrero 2024 104

Figura 47 Predicción para el día de máxima demanda marzo 2024 104

Figura 48 Predicción para el día de máxima demanda abril 2024 105

Figura 49 Predicción para el día de máxima demanda mayo 2024 105

Figura 50 Predicción para el día de máxima demanda junio 2024 106

Figura 51 Predicción para el día de máxima demanda julio 2024 106

Figura 52 Predicción para el día de máxima demanda agosto 2024 107

Figura 53 Predicción para el día de máxima demanda setiembre 2024 107

Figura 54 Predicción para el día de máxima demanda octubre 2024 108

Figura 55 Predicción para el día de máxima demanda noviembre 2024 108

Figura 56 Predicción para el día de máxima demanda diciembre 2024 109
Figura 57 Perfiles de reducción de carga de los 7 casos de estudio - 23 de julio del 2024 114
Figura 58 Rampa de inicio de descarga del sistema BESS 120
Figura 59 Cargabilidad en los transformadores de INCASA frente a horas de carga del BESS 122
Figura 60 Carga y descarga del sistema BESS 123
Figura 61 Diagrama de simulación del cliente libre en el Software PowerFactory Digsilent 124
Figura 62 Perfiles de carga para los 7 casos de estudio en Digsilent 125
Figura 63 Configuración de los datos básicos del modelo TypQdsl 128
Figura 64 Configuración del apartado Initialisation del modelo TypQdsl 129
Figura 65 Configuración del apartado Load Flow del modelo TypQdsl. 131
Figura 66 Configuración de las ecuaciones de la simulación Cuasi-dinámica del modelo TypQdsl. 133
Figura 67 Configuración de los datos básicos de la instancia ElmQdsl 135
Figura 68 Perfil de carga de INCASA 23/07/3034 Caso 1. 138
Figura 69 Potencia en el punto de suministro de INCASA Caso1. 139
Figura 70 Potencia de despacho del BESS Caso 1. 140
Figura 71 Estado de carga del BESS Caso 1. 141
Figura 72 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 1 142
Figura 73 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 2 142
Figura 74 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 3 143
Figura 75 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 4 143
Figura 76 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 5 144
Figura 77 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 6 144
Figura 78 Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 7 145
Figura 79 Dashboard de facturación mensual del Caso 1 con BESS 07-2024 146
Figura 80 Energía con/sin BESS Caso 1 en los periodos HP y HFP 147
Figura 81 Energía con/sin BESS Caso 2 en los periodos HP y HFP 148
Figura 82 Energía con/sin BESS Caso 3 en los periodos HP y HFP 148
Figura 83 Energía con/sin BESS Caso 4 en los periodos HP y HFP 149
Figura 84 Energía con/sin BESS Caso 5 en los periodos HP y HFP 149
Figura 85 Energía con/sin BESS Caso 6 en los periodos HP y HFP 150

Figura 86 Energía con/sin BESS Caso 7 en los periodos HP y HFP 150

Figura 87 Reducción de los cargos por potencia coincidente para cada caso de estudio en 2024 .. 152

Figura 88 Comparación de los cargos por energía para cada caso de estudio en 2024 153

Figura 89 Comparación del monto total de facturación para cada caso de estudio con/sin BESS ... 154

Figura 90 Costo de los componentes de CAPEX de baterías 157

Figura 91 Costo del sistema de baterías en 2024 en función de la duración. 159

Figura 92 Evaluación económica del Caso 1: CAPEX, OPEX, VAN, TIR y Payback 162

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Características climatológicas de Anta 2

Tabla 2 Características eléctricas de INCASA 3

Tabla 3 Operacionalización de variables de indicadores 15

Tabla 4 Datos de contrato INCASA 66

Tabla 5 Precios de potencia y SPT en barra Cachimayo 138 69

Tabla 6 Factores de actualización de SST para los meses de junio y julio 2024. 71

Tabla 7 Peajes acumulados por nivel de tensión 72

Tabla 8 Cargos unitarios de liquidación 72

Tabla 9 Factores FOSE para el año 2024 79

Tabla 10 Valor de la UIT en Perú 81

Tabla 11 Estructura de la base de datos de entrenamiento 97

Tabla 12 Ejemplo de registro de la base de datos de entrenamiento 97

Tabla 13 Resultados de entrenamiento de la red neuronal en el año 2023 102

Tabla 14 Resultados de predicción en la hora pico de los dias de maxima demanda del 2024 109

Tabla 15 Horario de descarga del BESS en los días de máxima demanda del 2024 111

Tabla 16 Comparación entre tecnologías de baterías 115

Tabla 17 Valores de rendimiento seleccionados de diversas tecnologías de almacenamiento 117

Tabla 18 Resultados de dimensionamiento del sistema BESS para los 7 casos de estudio 118

Tabla 19 Rampa de inicio de descarga del sistema BESS 119

Tabla 20 Datos de Carga para el sistema BESS 121

Tabla 21 Cargabilidad de los dos transformadores de alimentación de INCASA 121

Tabla 22 Resumen de los montos de facturación finales con IGV y ahorro económico por caso de estudio 155

Tabla 23 Costos CAPEX y OPEX para los casos de estudio. 160

Tabla 24 Resultados de la evaluación económica para los siete casos de estudio 163

GLOSARIO DE ABREVIATURAS

INCASA: Industrias Cachimayo S.A.

OSINERGMIN: Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería.

BESS: (Battery Energy Storage System) Sistema de almacenamiento de energía de batería.

COES: Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional.

SEIN: Sistema Eléctrico Interconectado Nacional)

FISE: Fondo de Inclusión Social Energético)

FOSE: Fondo de Compensación Social Eléctrica)

SPT: Sistema Principal de Transmisión.

SST: Sistema Secundario de Transmisión.

MCSA: Mecanismos de compensación de sistemas aislados

BRG: Barra de referencia de Generación.

DAX: Data Analysis Expressions, Lenguaje de fórmulas utilizado en Power BI para crear medidas y columnas calculadas en modelos de datos

TIR: Tasa Interna de Retorno

VAN: Valor Actual Neto

ML: Machine Learning

RNA: Redes neuronales artificiales

GDE: Gestión de la demanda eléctrica

HP: Hora punta

HFP: Hora fuera punta

RER: Recursos de energía renovable

RMSE: Raíz del Error Cuadrático Medio

MAPE: Error porcentual medio absoluto

GGEE-DUP: Cargo Unitario por Compensación a los Generadores Eléctricos con Ductos de Uso Propio

CAPÍTULO I: ASPECTOS GENERALES

1.1. Introducción

En el presente capítulo se expone la problemática central de la investigación, vinculada a los elevados cargos de facturación por máxima demanda coincidente que enfrenta el cliente libre INCASA. Asimismo, se presentan los objetivos e hipótesis del estudio, los cuales se orientan a evaluar la gestión de la demanda mediante la predicción de la curva de la demanda del SEIN utilizando técnicas de Machine Learning y el modelado de un sistema de almacenamiento con baterías BESS. De igual modo, se establecen las variables de investigación, los alcances y limitaciones, así como la metodología aplicada, con el propósito de brindar el marco conceptual y técnico que sustenta el desarrollo de la investigación.

1.2. Ámbito Geográfico

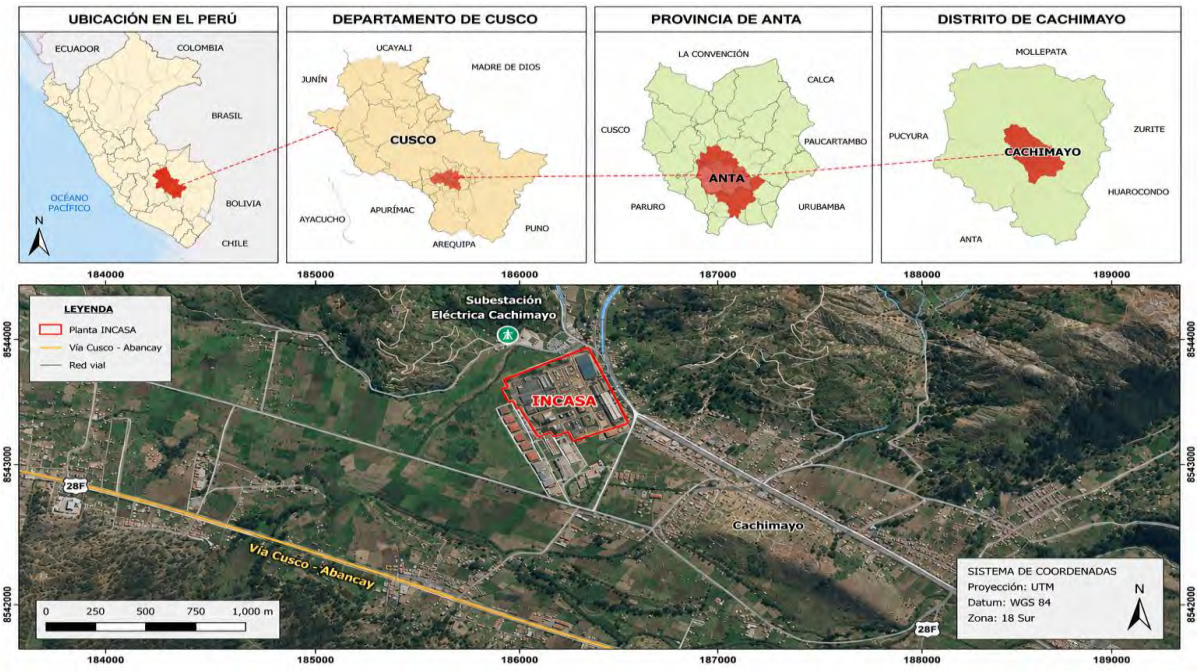
1.2.1 Ubicación geográfica de INCASA

Industrias Cachimayo S.A. (INCASA) se ubica en el departamento de Cusco, provincia de Anta, distrito de Cachimayo. La planta industrial se ubica en las coordenadas geográficas 13°25'21" S de latitud y 72°18'22" O de longitud, aproximadamente a 3390 m.s.n.m. El acceso a la planta se realiza por la vía Cusco - Abancay hasta el desvío a Cachimayo, a una distancia aproximada de 75 km al este de la ciudad del Cusco.

Esta distribución territorial se detalla en la **Figura 1**, la cual presenta en su parte superior la macro ubicación de la empresa mediante mapas de localización progresiva desde el nivel nacional hasta el distrital. En la sección inferior, a través de una vista satelital referenciada en coordenadas UTM (WGS 84, Zona 18 Sur), se delimita el polígono de la planta INCASA y se muestran sus componentes adyacentes, tales como la Vía Cusco - Abancay y la Subestación Eléctrica Cachimayo.

Figura 1

Ubicación geográfica de la empresa INCASA



Fuente. Elaboración propia

1.2.2. Condiciones climatológicas de la zona

La zona de estudio presenta condiciones climáticas propias de la sierra del Cusco. De acuerdo con SENAMHI, la estación Anta registra variaciones estacionales de temperatura y precipitación en la **Tabla 1** se muestran los principales parámetros climatológicos.

Tabla 1

Características climatológicas de Anta

Parámetro	**Valor**
Provincia	Anta
Departamento	Cusco
Temperatura máxima característica	19.6 - 20.7 °C
Temperatura mínima característica	4.0 - 6.0 °C en verano
Temperatura mínima en invierno	Hasta – 5.5 °C
Precipitación anual	958 mm
Año de referencia reciente	2024

Fuente: SENAMHI, Climas del Perú - Mapa de Clasificación Climática Nacional.

1.2.3. Características de la zona

La zona de estudio se encuentra en el valle del río Vilcanota y presenta un entorno de actividades industriales y agrícolas, con infraestructura vial y eléctrica asociada al desarrollo productivo. El territorio presenta características topográficas propias del entorno andino.

1.2.4. Características del sistema eléctrico de INCASA

INCASA es un gran usuario libre conectado al SEIN mediante su punto de suministro en la Barra de Referencia de Generación (BRG) Cachimayo en 138 kV. Sus principales características eléctricas se resumen en la **Tabla 1** y en la **Figura 2**

Tabla 2

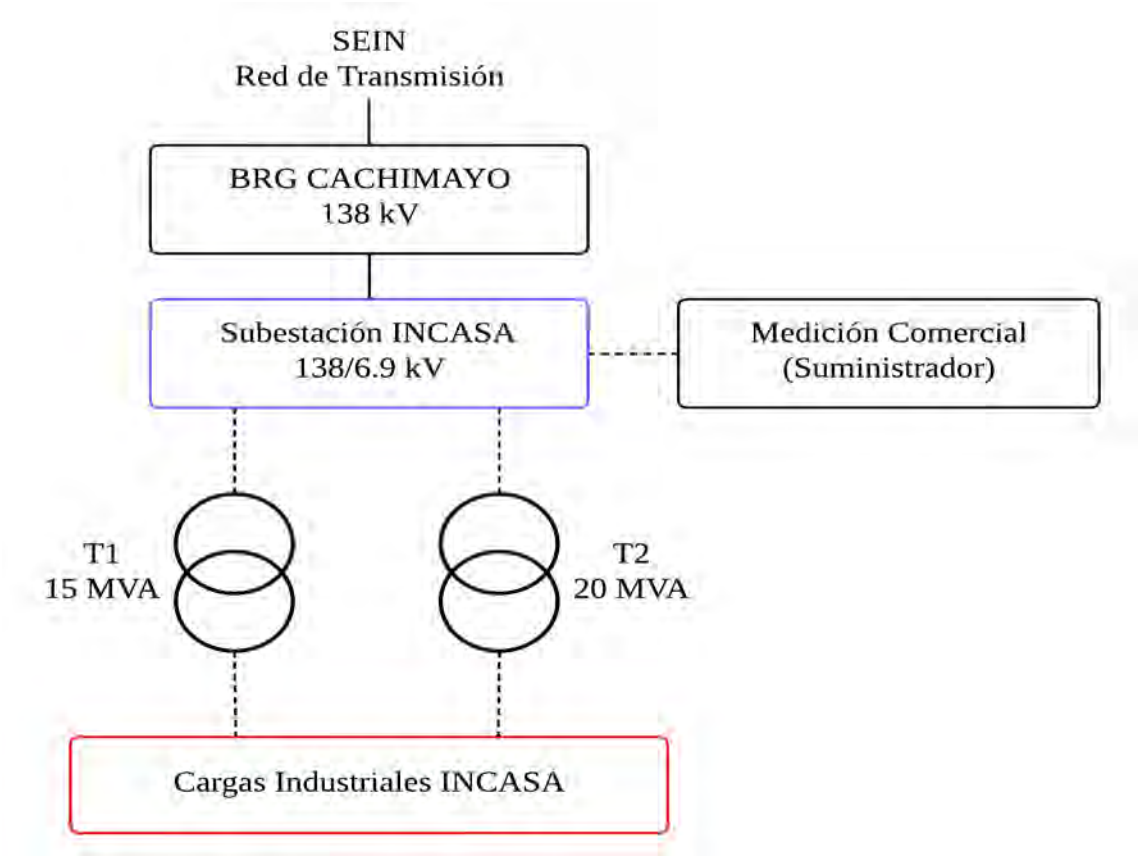
Características eléctricas de INCASA

Ítem	Descripción
Punto de suministro	BRG Cachimayo – 138 kV
Nivel de tensión	138 kV
Transformadores de potencia	2 unidades: 15 MVA y 20 MVA, 138/6.9 kV
Potencia instalada de transformación	35 MVA
Potencia contratada	8,5 MW en Horas Punta (HP) / 29.0 MW en Horas Fuera de Punta (HFP)
Tipo de carga	Industrial
Principal proceso productivo	Producción de nitrógeno, hidrógeno, amoníaco, ácido nítrico, nitrato de amonio y emulsiones

Fuente: INCASA

Figura 2

Esquema de conexión eléctrica de INCASA



Fuente. Elaboración propia

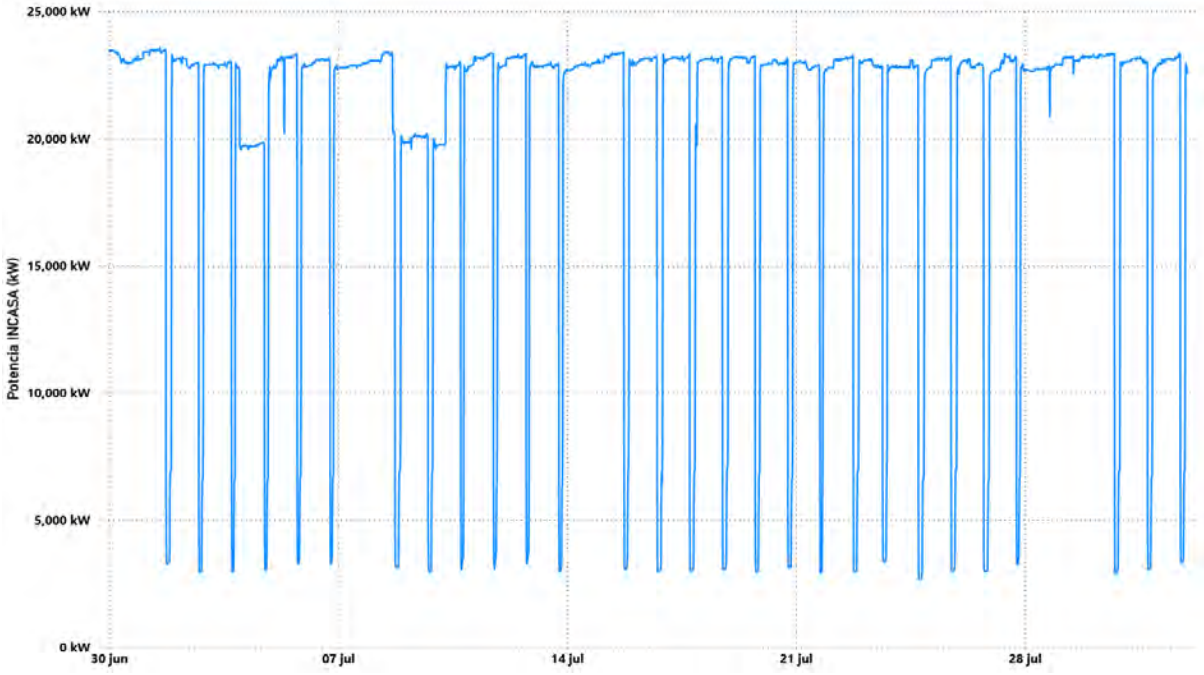
1.3. Planteamiento Del Problema

En la actualidad, las empresas o clientes libres del Sistema eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) en el Perú pagan por diversos conceptos de consumo de la energía eléctrica, no solo se factura por la energía activa consumida, sino también por la potencia demandada por el cliente un concepto llamado comúnmente como “gasto del fierro”. El modelo tarifario actual en el Perú tiene una metodología basada en el consumo de potencia en la fecha de la máxima demanda mensual del SEIN registrada en intervalos de 15 minutos, el cual es determinada por el COES. Sobre esta demanda se aplican dos principales conceptos que son: Cargo por Potencia consumida y el cargo por Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT), además de estos también están relacionados indirectamente los conceptos como el Fondo de Inclusión Social Energética (FISE) y Fondo de Compensación

Social Eléctrica (FOSE). Estos múltiples conceptos y recargos hacen que el monto de la facturación eléctrica se eleve sustancialmente.

Figura 3

Perfil de Carga Diario de INCASA para Jul-2024



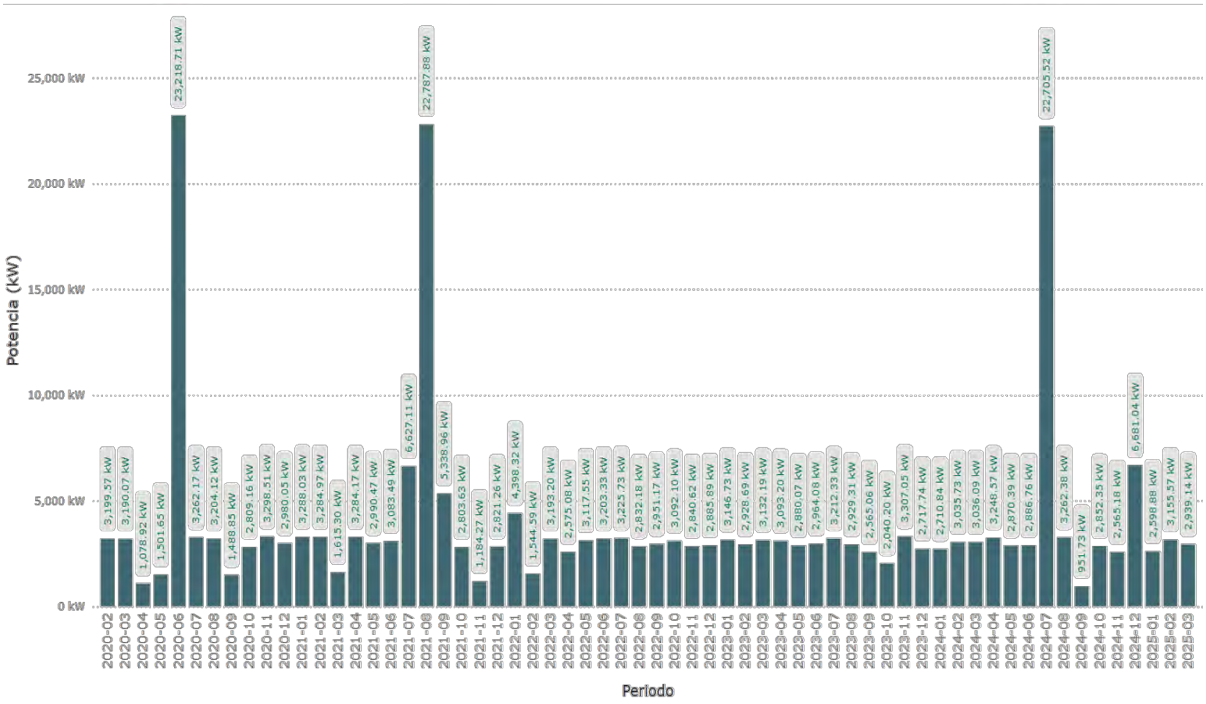
Fuente. Elaboración propia

La **Figura 3** muestra el perfil de carga de INCASA del mes de julio 2024, el cual presenta un perfil de carga constante en la mayor parte del día, donde la potencia alcanza valores de hasta 23 MW. Sin embargo, debido al esquema tarifario antes mencionado y específicamente a los cargos de Potencia y SPT, reduce intencionalmente su consumo eléctrico aproximadamente a 3,3 MW de potencia desde las 17:00 a 22.00 horas con la finalidad de evitar una facturación elevada por el consumo de potencia coincidente en la fecha de la máxima demanda del SEIN, esta metodología empleada en ciertas ocasiones no funciona ya que es complicado anticipar con precisión el momento exacto en que ocurre la mayor demanda simultánea en el SEIN, haciendo que esta estrategia de reducción de carga manual no coincida con la fecha de la máxima demanda publica por el COES, por ende, la potencia coincidente no logra disminuir como se aprecia en la **Figura 4** y como consecuencia

la empresa incurre en sobrefacturaciones por Potencia Activa (**Figura 6**) y por Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (**Figura 7**)

Figura 4

Consumo histórico de potencia de INCASA en el periodo 2020-2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 5

Monto facturado por concepto de Energía Activa en HP y HFP 2024

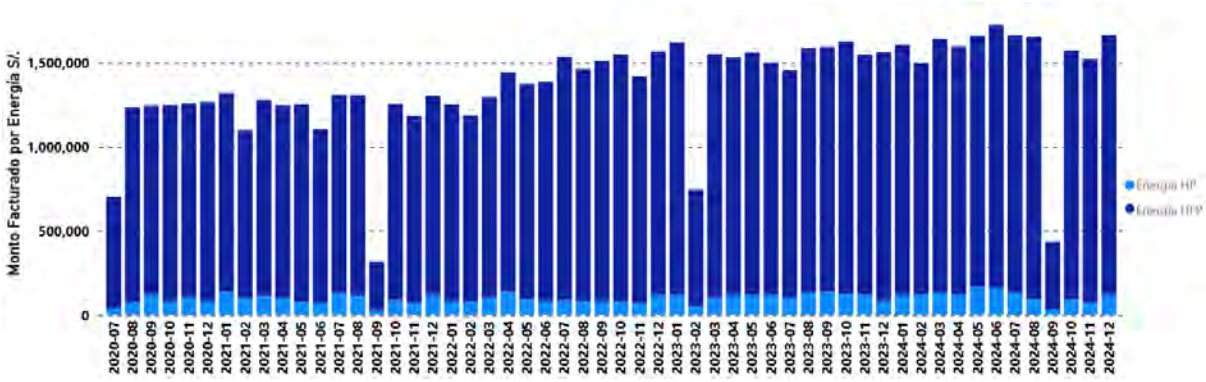


Figura 6

Monto facturado por concepto de Potencia Activa 2024

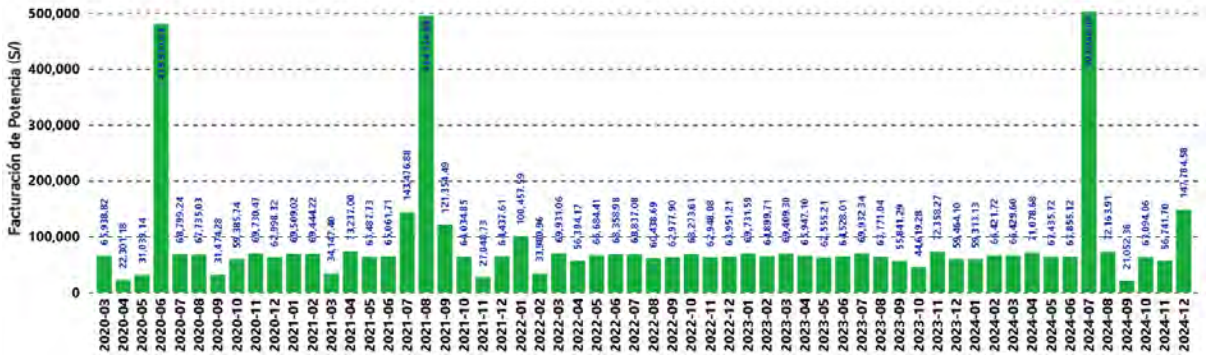
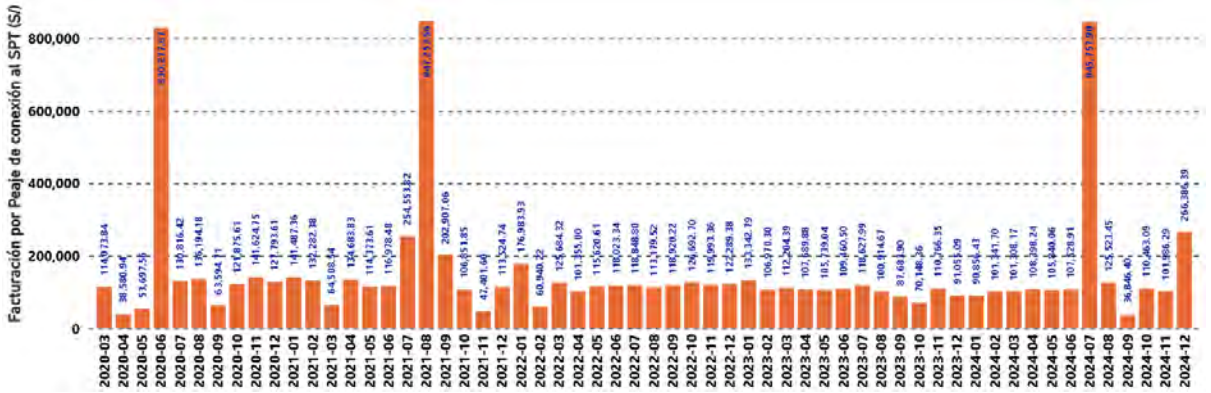


Figura 7

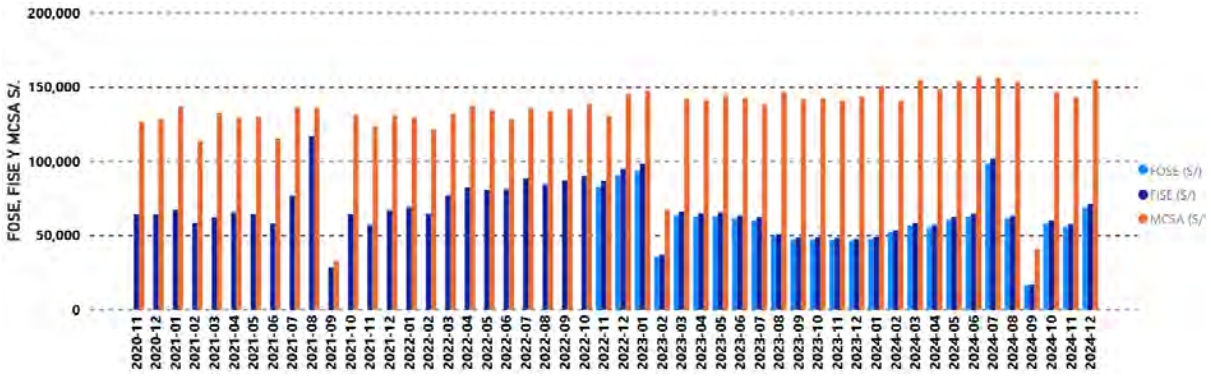
Monto facturado por concepto de Conexión al SPT 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 8

Monto facturado por concepto de FOSE, FISE y MCSA



Las **Figuras 5, Figura 6, Figura 7** muestra el histórico de los montos facturados a INCASA por concepto de Energía Activa, Potencia Activa y peaje de conexión al SPT en el

periodo 2024. La **Figura 4** demuestra como en los periodos “2020-06”, “2021-08” y 2024-07” INCASA con la estrategia aplicada no lo logra reducir el consumo de potencia coincidente, pasando de un promedio de 3.3 MW a valores elevados de 23.22, 22.78 y 22.71 MW respectivamente, como resultado el monto de la facturación también se eleva en 1.4, 1.15 y 1.4 millones de nuevos soles en comparación del mes que le antecede respectivamente para los periodos mencionados.

El comportamiento operativo apreciado en la **Figura 3**, aunque económicamente justificado, implica una subutilización de la capacidad instalada de la fábrica, posibles pérdidas de productividad y una gestión de la demanda ineficiente. Además, la naturaleza impredecible de la demanda del sistema interconectado peruano ha ocasionado que, en tres oportunidades desde el 2020 al 2025, la máxima demanda mensual del SEIN coincidiera con momentos en los que la empresa operaba a plena carga (23MW aproximadamente), generando un impacto económico negativo de hasta más de 1 millón de nuevos soles mensuales adicionales en su facturación total.

Frente a la situación actual surge la necesidad de investigar soluciones de gestión de la demanda. En este contexto, se propone un modelo de gestión energética que integra la predicción de la máxima demanda del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) mediante Redes Neuronales Artificiales (RNA) y un Sistema de Almacenamiento de Energía con Baterías (BESS) conectado a la red (On-Grid). Para ello, se utilizarán datos históricos de la programación diaria, semanal y de la demanda ejecutada del SEIN, publicados por el COES, con el fin de entrenar una RNA capaz de identificar patrones de comportamiento y predecir la evolución futura de la demanda máxima del sistema. Estas predicciones permitirán anticipar los periodos de mayor exigencia de potencia y facilitar la toma de decisiones operativas. Por otro lado, el BESS actuará como una herramienta de gestión de la demanda, almacenando energía en periodos de baja demanda y suministrándola durante las horas punta, reduciendo así la potencia demandada desde la red. Para evaluar su desempeño, se realizarán múltiples simulaciones y casos de estudio considerando diferentes perfiles de carga de INCASA, con el propósito de determinar la capacidad y potencia óptimas del sistema

de almacenamiento. De esta manera, las predicciones generadas por la RNA servirán como información de entrada para una operación más eficiente del BESS, permitiendo atenuar el consumo de potencia en los periodos de máxima demanda del SEIN, reducir la potencia coincidente de INCASA y, como consecuencia, disminuir los cargos de facturación asociados a la máxima demanda del sistema. Para analizar la rentabilidad y la viabilidad económica de la implementación del modelo de gestión energético propuesto, es fundamental determinar los montos de facturación antes y después calculados en un periodo de tiempo de simulación, implementando un proceso automatizado de facturación con el manejo de bases de datos en SQL y su visualización a través de Power BI.

1.4. Formulación Del Problema

1.4.1. Problema General

¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimiza cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024?

1.4.2. Problemas Específicos

1. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024?
2. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024?
3. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024?

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo General

Determinar en qué medida la gestión de demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimiza los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.

1.5.2. Objetivos Específicos

1. Evaluar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024.
2. Evaluar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024.
3. Determinar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning contribuye a la reducción del monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024.

1.6. Justificaciones Del Estudio

1.6.1. Justificación Económica

La presente investigación se justifica económicamente por el impacto que genera la máxima demanda coincidente del SEIN sobre la facturación eléctrica de INCASA. Durante el año 2024, la potencia coincidente presentó un comportamiento predominantemente estable en la mayor parte de los meses; sin embargo, en julio alcanzó aproximadamente 22.71 MW, coincidiendo con una operación de la planta cercana a su nivel de carga completa. Este incremento de la potencia coincidente se reflejó directamente en los cargos asociados. En julio de 2024, el cargo por potencia alcanzó S/ 502 246.09, valor 635.3 % superior al promedio de los otros once meses del año (S/ 68 304.60), mientras que el cargo por peaje de conexión al SPT alcanzó S/ 845 757.90, representando un incremento de 640.4 % respecto a su promedio (S/ 114 225.38). Asimismo, los cargos FISE y FOSE alcanzaron S/ 101 746.28 y S/

98 502.59, respectivamente, superando en aproximadamente 82,2 % sus promedios del resto del año. Como resultado, la facturación total de julio de 2024 alcanzó S/ 3 893 655.10, frente a un promedio de S/ 2 267 370.80 de los otros meses, lo que representa un incremento de 71,7 %. En conjunto, los conceptos de Potencia, SPT, FISE y FOSE representaron aproximadamente 39.8 % de la facturación total de julio, frente a su participación en los meses de comportamiento regular. Estos resultados evidencian el impacto económico de la coincidencia entre la demanda de INCASA y la máxima demanda del SEIN, justificando la evaluación de una estrategia de gestión de demanda basada en Machine Learning y BESS para reducir la potencia coincidente y los cargos asociados.

1.6.2. Justificación Práctica

La presente investigación se justifica prácticamente debido a la necesidad de mejorar la estrategia de gestión de demanda utilizada por INCASA para evitar la coincidencia de su carga con la máxima demanda del SEIN. Actualmente, la empresa realiza reducciones manuales de demanda durante las horas punta, llegando a disminuir su carga aproximadamente de 22 MW a 3,3 MW; sin embargo, el análisis histórico evidencia que esta estrategia no siempre permite evitar la coincidencia con la máxima demanda del SEIN. En este contexto, la investigación propone integrar la predicción de la máxima demanda mediante machine learning para la programación de la operación estratégica de un sistema BESS, de modo que la reducción de carga pueda realizarse con total seguridad dentro de la ventana de operación determinada por la predicción de demanda. La utilidad práctica de la propuesta será evaluada mediante indicadores de precisión predictiva, como el error MAPE; indicadores de operación del BESS, como potencia, energía y tiempo de descarga; e indicadores de decisión económica, como el VAN, TIR y periodo de recuperación Payback. Estos indicadores permitirán establecer criterios técnicos y económicos para seleccionar una alternativa de gestión de demanda aplicable a las condiciones operativas de INCASA.

1.6.3. Justificación metodológica

La presente investigación se justifica metodológicamente debido a la necesidad de contar con un modelo que permita articular la predicción de la máxima demanda del SEIN con las condiciones particulares de operación de un usuario libre para establecer una estrategia de gestión de demanda. A diferencia de abordar de manera independiente la predicción del sistema y la gestión de carga del usuario, el modelo desarrollado integra información de programación diaria y semanal del COES, demanda ejecutada histórica y variables meteorológicas, considerando un horizonte de 24 horas y una resolución de 30 minutos, equivalente a 48 intervalos diarios. Esta estructura permite obtener una referencia común de la ventana de ocurrencia de la máxima demanda del SEIN y trasladarla al análisis del perfil de carga de cada usuario. Asimismo, la posibilidad de parametrizar el modelo mediante las características particulares de la carga y establecer diferentes escenarios de operación, como los siete considerados para INCASA, permite adaptar el procedimiento al dimensionamiento del sistema BESS requerido en cada caso. En este sentido, el aporte metodológico radica en disponer de un modelo integrado y parametrizable que pueda reproducirse y adaptarse a otros usuarios libres del SEIN con condiciones compatibles.

1.7. Alcances Y Limitaciones

1.7.1. Alcances

- Para el desarrollo del análisis de la presente tesis, se utilizarán los registros históricos de los perfiles de carga eléctrica de INCASA en pulsos de cada 15 minutos, correspondientes al periodo del año 2024. Esta información servirá para establecer la línea base de consumo y calcular la facturación real asociada. Para ello, se emplearán herramientas computacionales especializadas en gestión y análisis de bases de datos, tales como SQL Server, Power BI y Excel, las cuales permitirán automatizar el proceso de cálculo y visualización de la facturación eléctrica al cual llamaremos "Modelo de Facturación en SQL".

- Se cuantificará la composición porcentual de la facturación de INCASA, desglosando los montos de cargos por potencia máxima coincidente como la potencia, peaje de conexión al sistema principal de transmisión (SPT), FISE, FOSE, energía, sistemas secundarios de transmisión (SST), mecanismos de compensación de sistemas aislados (MCSA) y otros cargos de distribución mensualizados para el 2024.
- Se dimensionará un sistema BESS mediante múltiples configuraciones de potencia nominal (MW) y capacidad de almacenamiento de energía (MWh), evaluando su efecto en el perfil de carga de INCASA, para luego mediante el "Modelo de Facturación en SQL" determinar los nuevos montos facturados con BESS y el ahorro económico.
- Se utilizarán datos históricos del programa diario del COES para entrenar con Machine Learning basado en redes neuronales la predicción de la demanda del SEIN con 24 horas de anticipación y en base al resultado obtenido identificar diariamente el intervalo de tiempo óptimo de descarga del BESS en Horas Punta, anticipando con precisión el momento exacto en que ocurre la mayor demanda simultánea en el SEIN.

1.7.2. Limitaciones

- Las simulaciones y dimensionamiento del BESS se basan en parámetros técnicos estándar, los cuales pueden diferir de los valores reales ofrecidos por distintos fabricantes o de las condiciones especiales de operación en planta.
- La estructura de facturación utilizada corresponde a la normativa vigente hasta el 2025, por lo que cambios futuros en su regulación (tarifas, cargos, penalidades, incentivos) no están considerados en la presente investigación.
- Dado que la tesis es propositiva, la solución planteada no se implementa físicamente en la planta de INCASA, por lo que los beneficios económicos se obtienen mediante simulaciones, y no mediante mediciones reales.

- La predicción del periodo de máxima demanda tiene como datos de entrada las programaciones diarias y semanales de la demanda publicada por el COES, por lo que es indispensable tener los datos con un día de anticipación.

1.8. Hipótesis

1.8.1. Hipótesis General

La gestión de demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimizará significativamente los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.

1.8.2. Hipótesis Específicas

1. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reducirá significativamente el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024.
2. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reducirá el monto facturado por peaje de conexión al Sistema Principal de Transmisión para INCASA 2024.
3. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning contribuirá considerablemente a la reducción del monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024.

1.9. Variables e Indicadores

1.9.1. Variable Independiente

- Gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning.

1.9.2. Variable Dependiente

- Cargos facturados por máxima demanda coincidente

Tabla 3

Operacionalización de variables de indicadores

TITULO: GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINIMIZAR CARGOS FACTURADOS POR MÁXIMA DEMANDA COINCIDENTE DEL SEIN PARA INCASA 2024

	VARIABLES	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	UNIDAD
INDEPENDIENTE	Gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning	La gestión de la demanda se define como un conjunto de técnicas que monitorean y ajustan el consumo del cliente para reducir no solamente los montos pagados de energía y potencia, sino que también aporta positivamente a la operación del sistema (Panda, Mohanty, Rout, & Sahu, 2023).	La gestión de la demanda mediante Machine Learning consiste en la predicción de la demanda del SEIN para realizar la descarga del BESS en un intervalo de tiempo optimo que capture el periodo de máxima demanda coincidente del SEIN para minimizar el consumo de potencia de INCASA.	Capacidad de almacenamiento	Potencia	MW
					Energía	MWh
				Desempeño operativo	Vida útil	Ciclos/Año
				Precisión predictiva con ML	MAPE (Error porcentual absoluto medio)	%
DEPENDIENTE	Cargos facturados por máxima demanda coincidente	Los cargos facturados por máxima demanda coincidente son los conceptos de Potencia y Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT), los cuales tienen tarifas reguladas por el OSINERGMIN actualizadas mensualmente para cada barra BRG (Osinergmin, 2013).	Los cargos facturados por Potencia activa y Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT) dependen de la potencia consumida por INCASA en la fecha de la máxima demanda del SEIN el cual será controlado y minimizado mediante la gestión de demanda.	Monto facturado por potencia activa	$M_P = P.PPM$ P: Potencia coincidente PPM: Precio por Potencia de Punta	S/-mes
				Monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión	$M_{SPT} = P.PCSPT$ P: Potencia coincidente PPM: Precio por conexión al sistema principal de transmisión	S/-mes
				Monto facturado por concepto de FISE y FOSE	$M_{FISE} + M_{FOSE}$	S/-mes

Fuente. Elaboración propia

1.10. Metodología de Investigación

1.10.1. Tipo de la Investigación

La investigación es de tipo aplicada, debido a que utiliza conocimientos y herramientas existentes de gestión de la demanda, Machine Learning, sistemas de almacenamiento de energía mediante baterías (BESS) y modelamiento de facturación para abordar un problema concreto relacionado con los cargos por máxima demanda coincidente del SEIN en INCASA. Su carácter aplicado se sustenta en que estos conocimientos se integran en un modelo de gestión de demanda y se evalúan mediante simulación, sin realizar la implementación física de un sistema BESS en la empresa, con el propósito de analizar una alternativa de solución para las condiciones reales de operación y facturación de INCASA. Según (Quincho Apumayta y otros, 2022), la investigación aplicada se orienta a la aplicación de conocimientos, instrumentos o procesos existentes para fines prácticos.

1.10.2. Enfoque de la Investigación

La investigación adopta un enfoque cuantitativo, debido a que se pretende cuantificar y medir objetivamente el efecto de la aplicación simulada de un modelo de gestión de demanda mediante Machine Learning y BESS sobre la demanda máxima coincidente y los cargos facturados asociados, como el Cargo por Potencia, el Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT), FISE y FOSE, expresados en S/-mes. A través del modelamiento y simulación del sistema BESS se cuantifica la reducción de la demanda de potencia de INCASA durante las horas de operación establecidas, así como la variación de los cargos de facturación resultante del desplazamiento de su perfil de demanda. Los resultados obtenidos se procesan y comparan cuantitativamente entre el escenario de referencia y los escenarios simulados para determinar el efecto de la propuesta sobre las variables estudiadas. Según (Quincho Apumayta y otros, 2022), el enfoque cuantitativo emplea la medición numérica y el análisis de datos para el estudio de los fenómenos.

1.10.3. Nivel de Investigación

La investigación presenta un nivel explicativo, debido a que busca determinar el efecto de la simulación de la gestión de la demanda mediante Machine Learning y un sistema BESS (variable independiente) sobre los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA (variable dependiente). Para ello, se parte del comportamiento histórico de la demanda y la facturación de la empresa, y se modelan y simulan diferentes escenarios de gestión de demanda en los que se modifica el perfil de carga de acuerdo con la ventana de operación determinada mediante el modelo de Machine Learning y la simulación de la operación del sistema BESS, con el propósito de analizar los cambios producidos en la potencia coincidente y en los cargos de facturación asociados. En este sentido, el estudio no se limita a describir el comportamiento de las variables, sino que busca determinar el efecto de la variable independiente sobre la variable dependiente. Según (Quincho Apumayta y otros, 2022), el nivel explicativo busca explicar las relaciones de causa y efecto entre las variables de estudio.

1.10.4. Diseño de Investigación

La investigación presenta un diseño cuasi experimental longitudinal, debido a que se evalúa, mediante escenarios simulados, el efecto de la gestión de la demanda mediante Machine Learning y BESS sobre los cargos facturados por máxima demanda coincidente, sin realizar una implementación física del sistema BESS en INCASA. El carácter cuasi experimental se sustenta en la modificación simulada de la variable independiente mediante diferentes escenarios de operación y configuraciones de potencia y capacidad energética del BESS, para observar su efecto sobre la variable dependiente. Asimismo, el carácter longitudinal se debe a que el estudio utiliza y analiza registros de demanda, facturación y máxima demanda coincidente correspondientes a distintos momentos del periodo de estudio 2024, permitiendo comparar el comportamiento de las variables a través del tiempo. Según (Quincho Apumayta y otros, 2022), el diseño cuasi experimental permite manipular deliberadamente una variable independiente bajo condiciones en las que no se dispone de

un control experimental completo, mientras que el diseño longitudinal considera la observación de las variables en diferentes momentos del tiempo.

1.11. Población y Muestra

1.11.1. Población

La población del presente trabajo de investigación es finita y está compuesta por 48 grandes usuarios libres del Sistema Interconectado Nacional Peruano.

1.11.2. Muestra

La muestra fue seleccionada de forma no probabilística (muestreo por conveniencia) compuesta por 1 usuario libre, Industrias Cachimayo S.A. La muestra fue seleccionada de forma no probabilística, por conveniencia debido a que es un gran usuario libre relevante, disposición de datos sobre su curva de demanda, datos operativos y de facturación.

1.12. Técnicas de Recolección de Datos

La técnica empleada será el análisis documental, mediante la recopilación, revisión, selección y extracción de información contenida en documentos, bases de datos, registros operativos y plataformas oficiales.

Para la investigación se considerarán las siguientes fuentes de información:

- **Información tarifaria y normativa**

  Se realizará la revisión de pliegos tarifarios, precios en barra, resoluciones y demás documentos publicados por el Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería (OSINERGMIN), relacionados con los conceptos utilizados para el cálculo de la facturación eléctrica de INCASA. Asimismo, se revisarán tesis de pregrado, artículos científicos, revistas, informes técnicos, repositorios institucionales y otros documentos nacionales e internacionales relacionados con la gestión energética, sistemas de almacenamiento de energía mediante baterías (BESS) y metodologías de análisis y predicción de la demanda eléctrica.

- **Información operativa de INCASA**

  Se recopilará el perfil de carga eléctrica de INCASA con una resolución temporal de 15 minutos, a partir de los registros disponibles en la base de datos y reportes del Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional (COES). Esta información permitirá caracterizar el comportamiento histórico del consumo eléctrico de INCASA y será utilizada en el desarrollo del modelo de facturación y en los escenarios de análisis considerados.

- **Información operativa del SEIN**

  Se recopilarán los datos históricos correspondientes a la ocurrencia de la máxima demanda mensual del SEIN durante el periodo de estudio. Asimismo, se recopilarán los programas diarios y semanales publicados por el COES, considerando las proyecciones y los valores ejecutados disponibles. Esta información será empleada como base para el análisis y la predicción de los días de máxima demanda del SEIN.

- **Información meteorológica**

  Se recopilarán datos históricos de temperatura correspondientes al periodo de estudio mediante la plataforma Open-Meteo. Esta información será incorporada al conjunto de variables utilizadas para el análisis y modelamiento de la demanda eléctrica.

1.12. Instrumento de recolección de datos

Debido a que la investigación utiliza información secundaria proveniente de registros operativos, bases de datos, documentos normativos y plataformas oficiales, se empleará como instrumento una matriz de registro y sistematización de datos, elaborada para organizar la información recopilada de las diferentes fuentes consultadas.

La matriz permitirá registrar y sistematizar la información necesaria para el desarrollo de las dos principales etapas de la investigación: el modelo predictivo de la demanda eléctrica y el modelo de facturación de INCASA. Para el modelo predictivo se organizarán los datos históricos de demanda eléctrica, proyecciones, valores ejecutados, fechas de ocurrencia de

la máxima demanda del SEIN, variables meteorológicas y demás variables consideradas en el modelamiento.

Asimismo, la información correspondiente al modelo de facturación será organizada y estructurada en los diferentes conjuntos de datos y tablas que conformarán la base de datos implementada en SQL Server, incluyendo los registros de consumo, tarifas, cargos, factores de actualización, fechas de máxima demanda y demás información requerida para el cálculo de la facturación.

La matriz permitirá mantener una estructura ordenada y homogénea de la información recopilada, facilitando su posterior depuración, integración, procesamiento y análisis mediante las herramientas informáticas utilizadas en la investigación.

1.13. Procesamiento de Datos

Una vez recopilada y registrada la información, se realizará el procesamiento, depuración, organización, integración y análisis de los datos de acuerdo con los objetivos de la investigación. Para ello se emplearán herramientas informáticas especializadas que permitirán desarrollar el modelo de facturación de INCASA, procesar la información histórica de la demanda eléctrica y analizar los resultados obtenidos bajo los diferentes escenarios de estudio.

- **SQL Server**

En SQL Server se implementará un modelo de facturación que permitirá integrar y gestionar una base de datos relacional conformada por los registros de consumo de energía eléctrica de INCASA, precios en barra, tarifas reguladas, información relacionada con el momento de ocurrencia de la máxima demanda del SEIN y fechas correspondientes a los días feriados.

Mediante procedimientos almacenados desarrollados en Transact-SQL y vistas indexadas se automatizará el procesamiento de la información y el cálculo de la facturación mensual de INCASA, facilitando la evaluación de los diferentes escenarios considerados en la investigación.

- **Python**

Python será utilizado para el procesamiento, tratamiento y análisis de los datos históricos de demanda eléctrica y de las variables consideradas en el modelo predictivo.

Mediante algoritmos de aprendizaje automático se desarrollará un modelo orientado a predecir la demanda eléctrica del SEIN con un día de anticipación. Para ello se realizarán las etapas de preparación de datos, generación y selección de variables, entrenamiento de los modelos, validación, evaluación y generación de las predicciones.

- **Power BI**

Power BI será empleado para la visualización y análisis de los resultados obtenidos mediante el modelo de facturación implementado en SQL Server y el modelo predictivo desarrollado en Python.

Se elaborarán dashboards dinámicos que permitan representar gráficamente los principales resultados de la investigación y facilitar su interpretación y comparación.

- **Hoja de cálculo y procesador de textos**

Las hojas de cálculo serán utilizadas como herramientas complementarias para la organización y análisis de información, mediante tablas dinámicas, fórmulas, macros, importación de datos y elaboración de gráficos comparativos.

El procesador de textos será utilizado para la redacción, organización y presentación de los resultados obtenidos durante el desarrollo de la investigación.

1.14. Matriz de Consistencia

Matriz de consistencia

GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINIMIZAR CARGOS FACTURADOS POR MÁXIMA DEMANDA COINCIDENTE DEL SEIN PARA INCASA 2024						
LINEA DE INVESTIGACIÓN	**PROBLEMA DE ESTUDIO**	**PROBLEMA**	**OBJETIVOS**	**HIPÓTESIS**	**VARIABLES**	**METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN**
Gestión energética	Elevado nivel de facturación debido a la máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.	**PROBLEMA GENERAL:** ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimiza cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024?	**OBJETIVO GENERAL:** Determinar en qué medida la gestión de demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimiza los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.	**HIPÓTESIS GENERAL:** La gestión de demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimizará significativamente los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.	**VARIABLE INDEPENDIENTE:** - Gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning **DIMENSIONES:** - Capacidad de almacenamiento (MW y MWh) - Desempeño operativo (Ciclos/Año). - Precisión predictiva con ML. (%)	**ENFOQUE DE INVESTIGACIÓN:** - Cuantitativo **NIVEL DE INVESTIGACIÓN:** - Explicativo **DISEÑO DE INVESTIGACIÓN:** - Cuasi Experimental, longitudinal. **TIPO DE INVESTIGACIÓN:** - Aplicado.
OBJETO DE ESTUDIO Máxima demanda coincidente del SEIN		**PROBLEMAS ESPECÍFICOS:** 1. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024? 2. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024? 3. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024?	**OBJETIVOS ESPECÍFICOS:** 1. Evaluar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024. 2. Evaluar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024. 3. Determinar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning contribuye a la reducción del monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024.	**HIPÓTESIS ESPECÍFICOS:** 1. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reducirá significativamente el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024. 2. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reducirá el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024. 3. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning contribuirá considerablemente a la reducción del monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024	**VARIABLE DEPENDIENTE:** - Cargos facturados por máxima demanda coincidente. **DIMENSIONES:** - Monto facturado por potencia activa (S/-mes) - Monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión (S/-mes) - Monto facturado por FISE y FOSE (S/-mes)	**POBLACIÓN** Finita: 48 grandes usuarios libres del SEIN. **MUESTRA** Pequeña: 1 usuario libre, Industrias Cachimayo S.A La muestra fue seleccionada de forma no probabilística, por conveniencia debido a que es un gran usuario libre relevante, disposición de datos sobre su curva de demanda, datos operativos y de facturación. **FORMA** No probabilística **TÉCNICA Y HERRAMIENTAS DE RECOLECCIÓN DE DATOS** Registro y bases de datos. - Análisis cuantitativo. - SQL Server (bases de datos). - Recolección de datos mediante Hojas de cálculo. **TÉCNICAS DE ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS** - Organización de datos históricos. - Organización e interpretación de tarifas eléctricas. - Programación y entrenamiento de data histórica (Python). - Modelación del sistema de almacenamiento. - Modelo de facturación SQL. - Dashboard de resultados en Power BI.

Fuente. Elaboración propia

CAPITULO II: MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

2.1.1. Antecedentes Nacionales

(Curo, 2022) en su tesis “Pronóstico de la demanda eléctrica diaria del SEIN para reducir la demanda coincidente de un usuario libre del sector industrial”, en la universidad Nacional del Centro del Perú, aborda la dificultad que enfrentan los usuarios libres del SEIN al no poder anticipar con precisión la hora y fecha de su demanda máxima coincidente ya que carecen de una metodología confiable, lo que dificulta programar estrategias de peak shaving. El propósito principal de esta investigación consistió en elaborar y verificar un modelo predictivo de la demanda eléctrica diaria del SEIN, a partir de datos históricos entre los años 2015 y 2021 de los Informes IEOD, extraídas del portal de COES y con la utilización de machine learning basado en redes neuronales artificiales, el autor empleó una red neuronal utilizando arquitectura MLP (Multilayer Percepton) implementada en Python, adicionalmente este estudio propone un método para minimizar la máxima demanda coincidente aplicado al cliente libre “Surpack” el cual tiene una potencia contratada de 3MW con un consumo promedio de 2.5 MW y que además de ello dispone de dos generadores electrógenos cada uno 1.3 MW a gas natural, que son utilizados para realizar peak shaving. El empleo de machine learning para la estimación de la demanda del SEIN y la atenuación de la demanda máxima coincidente, obtuvo como conclusión que el desarrollo de una red neuronal en Python logró disminuir el desface entre la demanda eléctrica proyectada y real, en donde realizando la evaluación se determinó los errores MAPE y RMSE total de 0.993% y 78.659 respectivamente, también la aplicación del modelo predictivo como herramienta logro la autogeneración eficiente en los intervalos de la MDM de SEIN reduciendo significativamente las horas de autogeneración de los grupos electrógenos y la demanda máxima coincidente. Esta investigación aporta a la presente investigación al ofrecer un procedimiento para la reducción de la demanda coincidente con resultados de respaldo el cual se puede adaptar en la gestión energética de BESS para el control de carga y descarga en INCASA reduciendo el

tiempo de descarga, el tamaño del BESS y maximizando la efectividad en la reducción de la demanda coincidente y los cargos asociados.

(Medina, 2021) en su tesis titulada “Sistema de almacenamiento de energía en batería (BESS) y su influencia en la demanda eléctrica diaria del sistema de distribución SE0062 (Huancayo)”, en la universidad Nacional del Centro del Perú, se orientó a el análisis del comportamiento de la carga del sistema de distribución SE0062 para la reducción de la demanda eléctrica diaria con la implementación de almacenamiento en baterías BESS como estrategia para aplanar la curva de carga, disminuir la demanda máxima y el factor de carga para el sistema de distribución en estudio, se determinó el pico diario de consumo del sistema eléctrico SE0062 es de 33.2MW, la mínima demanda es de 12.334MW con un factor de carga de 0.63. Los resultados muestran que para lograr dicho objetivo es con la implementación de un BESS de una potencia y capacidad de 30MW/30MWh que tendría un estimado de costo de instalación de 10.312 Millones de dólares, reduciendo la demanda máxima en 7.3 MW y para los análisis económicos, se obtuvo que con la implementación de un BESS se tendrá diariamente un ahorro promedio de 1978 dólares con un VAN entre el 11% y 12% y una TIR de 11.51% resultado ser una inversión atractiva que respaldan la viabilidad económica en la implementación de un BESS. En conjunto este antecedente demuestra que la instalación de un BESS junto a un control eficiente de la carga y descarga, reduce significativamente la demanda máxima y como efecto una disminución de los montos pagados por energía consumida, aportando a nuestra investigación ya que nos muestra una metodología de dimensionamiento de un BESS, así como los costos de la instalación de un BESS de tamaño considerable de 30MW y los indicadores con resultados atractivos para la inversión y aplicación en el caso particular de un cliente industrial con un alto consumo como INCASA.

(Jiménez, 2024) en su tesis de investigación titulada “Metodología de control de demanda coincidente de cliente libre. Caso aplicativo: UDEP” de la universidad de Piura, indica que en periodos recientes la Universidad de Piura, para mejorar el confort en su

estudiantes y docentes implementarán equipamientos y proyectos que aumentarán la carga, por lo que, la demanda eléctrica tendrá un incremento y por consiguiente un incremento en la facturación del consumo eléctrico, en esta investigación se pretende implementar metodologías para reducir la demanda coincidente planteando dos estrategias para la gestión energética , uno de ellos con la implementación de un sistema BESS y otro con grupos electrógenos para tal objetivo el investigador analiza los perfiles de las curvas de demanda de manera general de la universidad e independientemente de cada subestación de distribución SED dentro de su sistema eléctrico, a partir de estos datos realizó el dimensionamiento de los grupos electrógenos y del BESS, por otro lado evalúa de manera histórica la demanda máxima de SEIN mediante el cual implementa una alternativa para estimar la demanda coincidente basado en estadística descriptiva en donde determinó la desviación del RMSE de 1.032 días como error para el pronóstico del día de la máxima demanda, este modelo fue aplicado al mes de mayo del 2024 teniendo como resultado una predicción exitosa. Para el análisis de las estrategias aplicadas al mes de mayo se determinó que con los grupos electrógenos el beneficio total es de 26018.46 Soles, reduciéndose en 31.6% de la facturación total y por otro lado con la implementación de un BESS SE obtuvo un beneficio de 21318.39 soles. Finalmente se realizó una comparación de ambas estrategias implementadas en donde se llegó a la conclusión que los grupos electrógenos presentan un beneficio ligero por encima de la implementación con un BESS de 4.9%. Estos resultados demuestran que la aplicación de predicción mediante análisis estadístico descriptivo de la fecha de la máxima demanda junto a una metodología de supervisión de demanda energética ya sea con la implementación de un BESS o con grupos electrógenos es posible percibir beneficios económicos reduciendo los costos de facturación por demanda máxima coincidente en un cliente libre.

2.1.2. Antecedentes Internacionales

(Santibáñez, 2021) en su tesis titulada “Modelo de optimización de dimensionamiento de baterías para la aplicación de recorte de punta en clientes libres” de la Universidad de Chile, el investigador plantea que la creciente integración de energías renovables en los

sistemas eléctricos ha generado desafíos asociados y relacionados a la variabilidad e incertidumbre de la generación. Para enfrentar esto, los sistemas de almacenamiento de energía en baterías (BESS) emergen como una solución eficaz, particularmente en la aplicación de recorte de punta (peak shaving) para clientes industriales. Esta técnica permite reducir los cargos por demanda máxima al almacenar energía en períodos de baja demanda y liberarla en horas punta, generando beneficios económicos. Sin embargo, la correcta selección del tamaño del sistema BESS (potencia y energía nominal) es crucial para su viabilidad técnica y económica. Para lo cual se planteó como objetivo principal "desarrollar un modelo de optimización que determine el dimensionamiento óptimo de un sistema BESS para la aplicación en clientes libres, maximizando el beneficio económico" mediante sus objetivos específicos de estudiar las logías actuales de almacenamiento de energía, caracterizar el marco regulatorio relevante y aplicar el modelo de optimización a tres casos reales de clientes libres. Su investigación tiene una metodología cuantitativa experimental, incluyendo la revisión del estado del arte, recopilación de datos técnicos y económicos, caracterización de clientes libres, análisis técnico y económico, y el desarrollo de un modelo de optimización implementado en Python con la librería PuLP. Se analizan distintos escenarios tarifarios y tecnologías de baterías (Ión-litio, Plomo-ácido y Sodio-sulfuro), y se aplica el modelo a tres casos de estudio de clientes libres con diferentes patrones de consumo energético concluyendo que el modelo de optimización desarrollado permitió dimensionar adecuadamente sistemas BESS para tres clientes industriales, logrando beneficios económicos significativos. Por ejemplo, para el cliente Viñatera, se obtuvo una capacidad óptima de 3,5 MW y 7 MWh, con un VAN de 0,43 millones de dólares. En el caso de la Universidad, se dimensionó un sistema de 2,1 MW y 4,5 MWh con un VAN positivo de 0,25 millones de dólares. Para la Minera, el mejor escenario arrojó una potencia de 5,2 MW y 10,4 MWh, con un VAN de hasta 0,61 millones de dólares en 2019. Estos resultados demuestran la viabilidad técnica y económica de los BESS para gestionar la demanda, aportando al presente trabajo de investigación conceptos y modelos óptimos para dimensionar un BESS.

(Zhang & Blaabjerg, 2023) en su trabajo de investigación titulada "Optimal Sizing of Behind-the-Meter Battery Storage for Providing Profit-Oriented Stackable Services" planteo que la inserción de sistemas de almacenamiento de energía con baterías detrás del medidor (BTM BESS) aún es limitada debido a sus altos costos iniciales. No obstante, el potencial económico puede aumentar significativamente si se planifican para ofrecer múltiples servicios “apilables” simultáneamente: arbitraje energético, recorte de punta y regulación de frecuencia. Esto requiere un modelo que determine el tamaño óptimo del BESS, maximizando la rentabilidad bajo incertidumbre por lo que se plateo como objetivo diseñar un modelo de programación estocástica en dos etapas que determine el tamaño óptimo del BESS para maximizar el Ingreso Neto Anual considerando los costos de inversión, degradación y la incertidumbre operativa. Los investigadores utilizaron un algoritmo híbrido GA-MILP (Algoritmo Genético + Programación Lineal Entera Mixta) para resolver el modelo MINLP. El modelo considera escenarios típicos de carga y señales de regulación del mercado americano (EE.UU.) y emplea una nueva técnica para reducir la resolución de las señales de regulación de segundos a minutos sin perder precisión. El modelo se aplicó a un cliente industrial con datos reales de consumo y precios del mercado eléctrico llegando a las siguientes conclusiones: que el tamaño óptimo del BESS para el cliente fue de 0,54 MWh de energía y 1,09 MW de potencia, con un costo de inversión de 1,4 millones USD y un Ingreso Neto Anual de 21.030 USD. La regulación de frecuencia aportó el 88% de los ingresos, siendo el servicio más rentable. Otro resultado relevante es que, para presupuestos menores a 1 MUSD, el tamaño óptimo fue de 0,38 MWh y 0,77 MW, con un ANI de 19.648 USD. Este articulo comprobó que el diseño óptimo del BESS debe priorizar la capacidad de potencia sobre la de energía, con una relación ideal cercana a 2:1; además, el modelo desarrollado demuestra ser una herramienta robusta para planificar inversiones rentables en BESS aportando con este conjunto de conocimientos previos al presente trabajo de tesis.

(Kournoutis, 2023) en su tesis titulada "Analyzing the Impact of Peak-Shaving on Load Reduction and on Battery Energy Storage System Degradation: A Simulation-Based Study in

Husøy" de la Universidad Ártica de Noruega, el autor planteo la problemática en las redes eléctricas de la isla Husøy, la cual es una zona industrial en su mayoría pesquera. Los problemas se manifestaban mediante la baja tensión, interrupciones, pérdidas económicas y el impacto negativo en equipos, el autor indica que a pesar de que ya se instaló un BESS de 2 MWh para mitigar el problema, no se había evaluado su estrategia de operación, ni cómo esta afectaría su degradación y vida útil a largo plazo. Con esto la tesis apunta a un objetivo que es el de analizar el impacto del peak shaving sobre la reducción de carga y la degradación de un sistema BESS de 2 MWh en la isla de Husøy. Mediante simulaciones en la herramienta SimSES, se evaluaron cuatro escenarios de operación, encontrando que la estrategia de umbrales dinámicos mensuales permitió disminuir eficazmente los picos de demanda con una degradación moderada. Los resultados muestran que, bajo dicha estrategia, la pérdida de capacidad se limitó a 6,3 % anual, mientras que la esperanza de vida del BESS se estimó en 8,5 años. Asimismo, se determinó que el uso de baterías con tecnología de fosfato de hierro y litio, bajo temperaturas controladas y niveles de carga adecuados, minimiza los efectos negativos sobre la vida útil del sistema. Esta tesis resalta la necesidad de considerar simultáneamente la operación técnica en planta y la degradación para maximizar la eficiencia y rentabilidad de los sistemas BESS en redes vulnerables. Este trabajo de investigación aportara a nuestra tesis en la necesidad de analizar la degradación de los BESS en aplicaciones de Peak-Shaving para aumentar su eficiencia, vida útil y rentabilidad económica.

2.2. Bases Teóricas

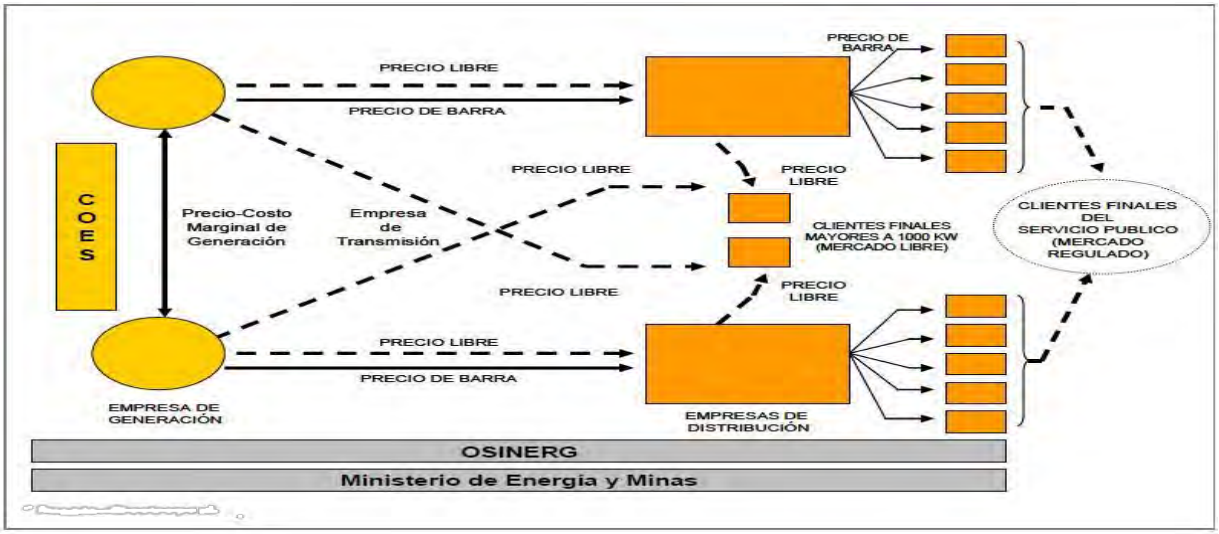
2.2.1. Mercado del Sector Eléctrico en el Perú

Hasta finales del siglo XX las actividades comerciales en el sector eléctrico peruano fueron integrados verticalmente con un diseño monopolizado, es decir no había una competencia horizontal igualitaria ya que una sola empresa en conjunto desarrollaba los procesos de generación, transmisión y distribución. Fue desde la introducción de la Ley de Concesión Eléctricas “LCE” (1992) que el mercado eléctrico peruano adopto un modelo de competencia minorista el cual es definido por Hunt (2002) como la adición de un sistema de

competencia mayorista más la posibilidad de que los consumidores elijan a su suministrador, aclaremos que para la actualidad el Perú integra la competencia minorista para las empresas distribuidoras y grandes consumidores (clientes libres).

Figura 9

Actores del mercado eléctrico peruano



Fuente. Electroperú

La **Figura 9** muestra la estructura del mercado eléctrico peruano y las actividades relacionadas que llevan a cabo entre sus actores como lo son las empresas eléctricas, clientes libres o regulados, Comité de Operación Económica del SEIN (COES), Ministerio de Energía y Minas (MINEM) y por último el Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería (OSINERGMIN).

2.2.1.1. Actores del Mercado Eléctrico

- Empresas Eléctricas: Estas son exclusivamente empresas de generación, transmisoras y distribuidoras de electricidad que pueden ser privadas o nacionales.
- Clientes: Se clasifican en libres o regulados, mientras que los clientes libres establecen los precios mediante un contrato de suministro (excepto los cargos por transmisión y distribución) los regulados tienen precios establecidos por el OSINERGMIN mediante un procedimiento de tarifas en barra.

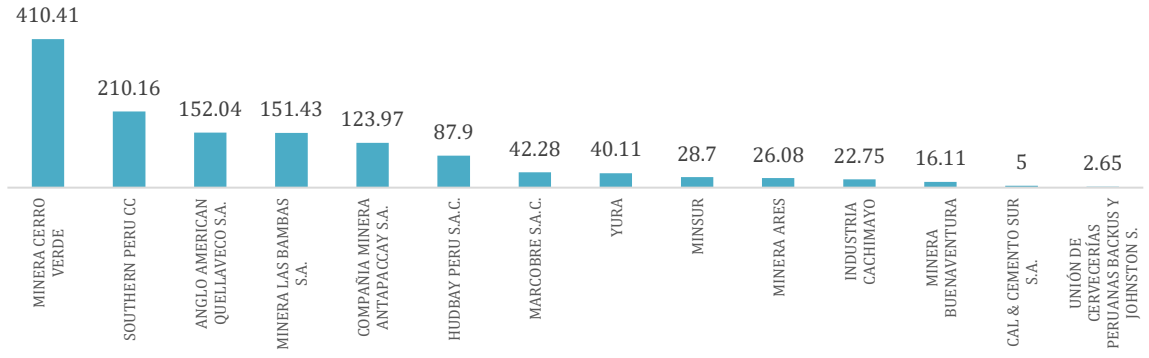
- COES: Este organismo privado está integrado de todos aquellos agentes del SEIN (Generadores, Transmisores, Distribuidores y los grandes usuarios libres). Su principal función es la coordinación de la operación del SEIN a corto, mediano y también largo plazo a costos mínimos garantizando seguridad, confiabilidad y calidad del suministro eléctrico en la población, industrias y cualquier otra actividad económica.
- MINEM: Es la entidad u organismo encargado de las labores normativas, procesos de asignación de concesiones y autorización dentro del mercado eléctrico peruano.
- OSINERGMIN: Esta institución es la encargada principalmente de supervisar los procesos comerciales y técnicos dentro del mercado eléctrico, regula y fija los precios en barra de los distintos conceptos por suministro de energía y también cuenta con la capacidad sancionadora ante incumplimientos por parte de las empresas que se desarrollan no solo en el sector eléctrico sino también en la minería e hidrocarburos.

2.2.1.3. Grandes Usuarios Libres

Este término se utiliza para clasificar todos aquellos clientes libres que tienen una potencia contratada mayor o igual a 10MW. Actualmente Industrias Cachimayo S.A. tienen una potencia contratada de 25MW por lo que es considerado como gran usuario libre y también integrante del COES desde el 08-01-2009.

Figura 10

Potencia consumida en MW de los principales grandes usuarios libres del área sur peruano en la fecha de máxima demanda del SEIN del año 2024 (19/11/2024 hora: 15:45)



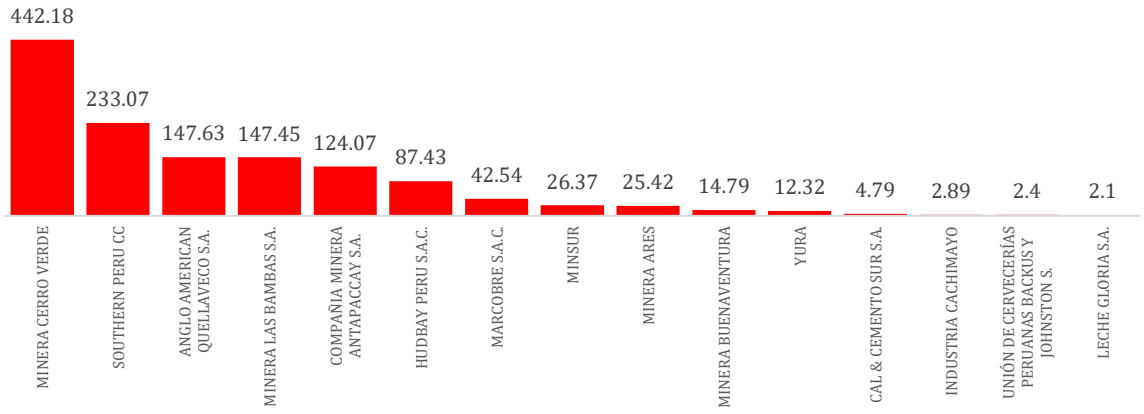
Fuente. COES

2.2.1.4. Máxima Demanda Mensual del SEIN

Según el reglamento de la Ley de Concesiones Eléctricas, es su artículo 111 nos indica: La Máxima Demanda Mensual del sistema eléctrico se calcula considerando el intervalo de 15 minutos con mayor requerimiento de energía durante el mes, y para este cálculo puede emplearse la potencia promedio correspondiente a la energía registrada en ese período (MINEN, 2023), en otras palabras la máxima demanda mensual es la suma de la mayor potencia consumida de todos aquellos clientes pertenecientes al SEIN en un intervalo de 15 minutos dentro del bloque de Hora Punta que inicia desde las 17:00 hasta las 23:00 horas.

Figura 11

Participación de potencia (MW) en Horas Punta de los principales grandes usuarios del área sur peruano en la fecha de máxima demanda del SEIN del año 2024 (19/11/2024 hora: 20:00)



Fuente. COES

2.2.1.5. Facturación a Clientes Libres

El modelo de facturación por suministro de energía en el mercado eléctrico peruano para los clientes libres se determina en función al consumo mensual tanto de energía y potencia de dicho cliente. El consumo es registrado en lecturas o pulsos de 15 minutos, aplicándole precios establecidas en un contrato entre suministrador (generadora o distribuidora) y cliente libre para el caso del concepto por Energía Activa; y precios regulados por el OSINERGMIN para el caso de conceptos como la Potencia, Peaje de Conexión al

Sistema Principal de Transmisión (SPT), Sistema Secundario de Transmisión (SST) y otros conceptos como el FISE, FOSE y MCSA que dependen de un modelo matemático establecido, La facturación a clientes libres está compuesta detalladamente a continuación:

- Conceptos relacionados al costo de Generación:
  1. Potencia.
  2. Energía (en HP y HFP).
- Conceptos relacionados al costo de Transmisión:
  1. Peaje por Sistema Principal/Garantizado de Transmisión.
  2. Peaje por Sistema Secundario/Complementario de Transmisión.
  3. Cargo por Compensación de la Seguridad de Suministro.
  4. Cargo por la capacidad de la Generación de energía eléctrica.
  5. Cargo por concepto de Prima de Generación de los RER.
  6. Cargo por Compensación por F I S E.
  7. Cargo de Confiabilidad de la Cadena de Suministro.
  8. Cargo Unitario por Compensación Generadores Eléctricos con ducto de uso Propio.
- Conceptos relacionados al costo de Distribución:
  1. Valor Agregado de Distribución (BT / MT / SED).
  2. Cargo Fijo.
  3. Cargo por Reposición y Mantenimiento del Medidor.
  4. Alumbrado Público.
  5. Aporte por Electrificación Rural.
  6. Costos de Conexión Eléctrica.
  7. Importe de corte y reconexión.
- Otros recargos de facturación:
  1. Fondo de Inclusión Social Energético (FISE)

Es el Fondo de Inclusión Social Energético, creado por el Estado peruano con la finalidad de brindar una compensación o subsidio social a los sectores más vulnerables del país, tanto de naturaleza urbana o rural para el acceso a gas natural conocido también como GLP. Los beneficiarios de este subsidio serán todos aquellos usuarios que consuman un promedio anual de electricidad menor a 70 KWh y que tengan una cocina que use GLP.

El monto facturado por FISE está determinado por la siguiente ecuación:

$$M_{FISE} = E_{BRG} \cdot \frac{P_{FISE}}{100}$$

El precio aplicado P_{FISE} *es igual a:*

$$P_{FISE} = \frac{(\sum\alpha + \sum\beta + \sum\phi + M_{FOSE}).\,(FOSE - 1).\,(100)}{E_{BRG}}$$

Donde:

E_{BRG}*: energía mensual consumida por el cliente libre en su barra BRG*

$\sum\alpha$*: sumatoria de cargos por potencia y energía en S/*

$\sum\beta$*: sumatoria de cargos por peajes de transmisión en S/*

$\sum\phi$*: sumatoria de cargos por distribución en S/*

M_{FOSE}*: monto facturado por FOSE en S/*

$FOSE$*: factor FOSE del mes de facturación*

2. Fondo de la Compensación Social Eléctrica (FOSE)

El FOSE tiene como finalidad garantizar el acceso y la continuidad del suministro eléctrico para los usuarios residenciales del servicio público, siempre que su consumo mensual sea inferior a 100 kilovatios hora. Este beneficio aplica a quienes se encuentren en la tarifa BT5 o en cualquier otra que la reemplace posteriormente (Osinergmin, 2001). Este rango de consumo se actualizo el mes de febrero del año 2022 pasando de 100 KWh a 140 KWh ampliando el rango de consumo y número de beneficiarios.

3. Mecanismo de Compensación para Sistemas Aislados (MCSA)

La Ley N.º 28832, en su artículo 30°, estableció el Mecanismo de Compensación para Sistemas Aislados (MCSA) con el propósito de mejorar y asegurar el acceso y uso de la energía eléctrica por parte de los usuarios regulados en zonas no interconectadas

al SEIN. Este mecanismo busca reducir la diferencia de precios entre estas zonas aisladas y las áreas atendidas por el Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (Osinergmin, 2013).

El monto facturado por MCSA está determinado por la siguiente ecuación:

$$M_{MCSA} = E_{BRG} \cdot P_{MCSA}$$

El precio P_{MCSA} *es igual a:*

$$P_{MCSA} = UIT_{anual} \cdot 0.002$$

Donde:

E_{BRG}*: energía mensual consumida por el cliente libre en su barra BRG*

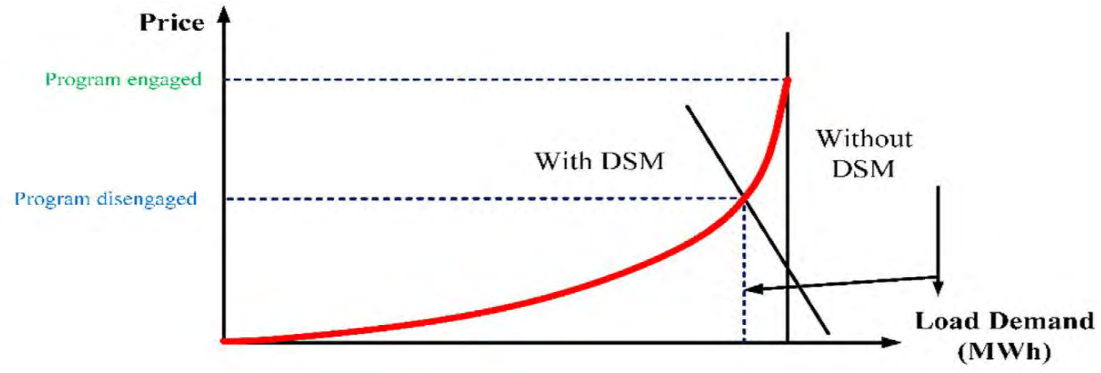
UIT_{anual}*: valor de la UIT del año al que corresponde la facturación*

2.2.2. Gestión de la Demanda Eléctrica (GDE)

La GDE no es un factor invisible dentro del mercado eléctrico, desde el punto de vista de la eficiencia los costos y beneficios de las aplicaciones de la GDE afectan la operación generalizada de varios mercados eléctricos internacionales de manera que mejora la operación del sistema eléctrico al alinear la demanda con la disponibilidad de generación. Según (Panda y otros, 2023) la gestión de la demanda se define como un conjunto de técnicas que monitorean y ajustan el consumo del cliente para reducir no solamente precios de energía y potencia, sino que también aporta positivamente a la operación del sistema. La **Figura 12** muestra la relación de los precios de energía vs la demanda del sistema.

Figura 12

Precio del mercado mayorista vs Demanda del sistema



Fuente. (Panda y otros, 2023)

2.2.2.1. Técnicas de Gestión

Sabiendo que la participación y aplicación de la GDE mejora la eficiencia y rentabilidad de la operación en los mercados eléctricos, describiremos dos técnicas de gestión utilizadas para alcanzar estos objetivos. Estas técnicas pueden ser aplicadas en el marco del modelo de mercado eléctrico peruano:

- Gestión de la volatilidad de los precios SPOT: La gestión de la volatilidad de los precios SPOT en los mercados eléctricos implica la implementación de estrategias y herramientas que permitan anticipar movimientos de los precios de la electricidad en el mercado mayorista. Estas fluctuaciones pueden afectar significativamente a los clientes libres y también a generadoras al introducir incertidumbre en su planificación financiera, el hecho de poder aplicar esta estrategia es necesario que el precio de la energía establecido en el contrato del cliente libre dependa directamente del precio SPOT, también llamado en el mercado peruano como costos marginales.
- Gestión de reducción de la demanda de potencia: Por otro lado, la reducción de la demanda se centra en implementar medidas que ayuden a disminuir el consumo del cliente libre en Horas Punta donde se produce el pico de demanda máxima. Para ello es necesario desarrollar herramientas predictivas del comportamiento de la demanda del sistema.

2.2.2.2. Problemas de Adopción de la GDE

Según (Panda y otros, 2023) la mayor parte de la literatura respecto a la gestión energética, tienen factores significativos para adoptar la GDE indicando problemas en los siguientes temas:

- Preferencia del consumidor/prosumidor: La mayoría de los consumidores son inconscientes de los programas DSM o no están interesados en los beneficios que ofrece.

- Datos de prueba inadecuados disponibles en el dominio público: La mayoría de las estrategias de optimización ofrecidas en investigaciones recientes carecen de conjuntos de datos auténticos/estándar y perfiles de registro de consumo diario.
- Cálculo de la Línea Base del Consumidor (CBL): Para evaluar la implementación exitosa de los programas GDE, se emplea el cálculo de CBL donde se toma una relación entre la carga base del consumidor y la carga optimizada del perfil GDE para evaluar adecuadamente la viabilidad del programa.

2.2.2.3. Desafíos de la GDE

Dentro de las técnicas de gestión antes mencionadas, los desafíos abarcan una implementación de herramientas avanzadas de análisis con Machine Learning tanto como para anticipar movimientos en los precios de la energía en el mercado mayorista (precio SPOT) como para predecir del comportamiento de la demanda mensual del sistema interconectado. Otro de los problemas también es el comportamiento del consumidor, (Panda y otros, 2023) indican que entender el comportamiento de carga que el cliente consume es primordial para el éxito de los programas de GDE. Antes esto podemos indicar que tener el perfil de carga del cliente libre es fundamental para entender el comportamiento de la misma y finalmente aplicar la GDE.

2.2.3. Sistemas de Almacenamiento de Energía (BESS)

Los sistemas de almacenamiento de energía BESS (Batery Energy Storage Systems) son un conjunto de dispositivos electroquímicos que permite almacenar energía eléctrica de la red eléctrica y descargarla o liberarla cuando se requiera (Thomas y otros, 2019) permitiendo de que el sistema eléctrico sea flexible. Un sistema BESS integra varias celdas, de un tipo de tecnología, por ejemplo, de ion de litio organizados en módulos soportados por racks, este sistema es controlada y supervisada por un sistema de gestión de baterías BMS (Battery Management System) el cual monitorea la carga, tensión y temperatura garantizando la seguridad del sistema, por otro lado se encuentra conectado a un sistema de conversión de potencia PCS (Power Conversion System) bidireccional que está encargado de convertir

corriente alterna a corriente continua y de manera viceversa ya que el sistema BESS está en interacción con la red eléctrica.

2.2.3.1. Dimensionamiento del BESS

El dimensionamiento de un BESS está compuesto por la potencia pico que el banco debe suministrar y su capacidad que determinará la cantidad de energía que debe almacenarse, el cálculo y la determinación de estos parámetros depende directamente de la aplicación del sistema BESS ya que para cada aplicación se toman distintas consideraciones (Tröster y otros, 2022), para este estudio en particular se aplicará para peak shaving lo cual permitirá el desplazamiento de la curva de demanda de INCASA.

- Potencia del BESS

  La potencia del BESS es fundamental para el dimensionamiento correcto el cual se basa en la demanda máxima que se quiere suministrar. Al respecto, (Caicedo C. , 2023) menciona que la potencia del BESS medida en Watts o Vatios ($P_{BESS}\ [W]$) es la cantidad de energía eléctrica entregada o absorbida por la batería en un momento o instante de tiempo determinado, para el cálculo de la potencia del BESS se debe considerar la potencia de la carga, el cual corresponde a la potencia media o máxima consumida por la carga en un instante de tiempo determinado (p. 43).

$$P_{BESS} = P_{max} - P_{deseada}\ [W]$$

- Energía del BESS

  La energía acumulada en Watts por hora ($E_{BESS}\ [Wh]$) indica la cantidad de energía que el sistema BESS debe almacenar o la capacidad de potencia que el BESS debe suministrar en un intervalo de tiempo determinado. Para determinar esta energía se analiza el perfil de demanda donde la energía total almacenada será igual a la energía total que se quiere reducir la demanda en horas punta (Caicedo C. , 2023, pág. 44).

Para calcular la energía final del BESS es necesario considerar factores como eficiencia de componentes, profundidad de descarga, degradación del BESS, de acuerdo con la ecuación siguiente:

$$E_f = \frac{E_i}{DoD * \eta_{PCS} * \eta_{TRF} * \eta_{LT} * \eta_{BAT}}$$

Donde:

E_f: Energía final del sistema de almacenamiento tipo BESS

DoD: Profundidad de descarga de las baterías (para baterías de ion de litio se considera un valor de 80%).

η_{PCS}: Eficiencia del sistema de conversión de potencia. La eficiencia del PCS varía en función de la potencia consumida por la carga, para sistemas de almacenamiento donde se entrega la potencia nominal, estos equipos presentan eficiencias por encima del 89%.

η_{TRF}: Eficiencia del transformador de potencia. Los transformadores son máquinas eléctricas muy eficientes, con un porcentaje de eficiencia cerca de 99% según diseño.

η_{LT}: Eficiencia de la red de transmisión hasta el punto de conexión. La eficiencia de las redes eléctricas dependerá de la potencia a transportar y la distancia al punto de conexión.

η_{BAT}: Eficiencia del sistema de almacenamiento tipo BESS al final de la vida útil del proyecto. En caso de considerar el reemplazo de baterías durante la vida útil del proyecto se debe tener presente que la eficiencia final será mayor.

(Caicedo C., 2023, pág. 45)

2.2.3.2. Componentes del BESS

Los sistemas BESS estas compuestos de varios elementos los cuales en conjunto hacen lo posible para almacenar y liberar energía, los elementos principales que incluye un BESS de acuerdo a (Choque, 2023) son:

- Baterías

El componente más esencial del sistema BESS son las baterías los cuales están conformados por celdas conectadas en serie o paralelo, esta configuración permite ajustar los niveles de tensión de los módulos acorde a los requerimientos del sistema.

- Convertidor de potencia

  Es el dispositivo bidireccional que funciona como rectificador (AC→DC) e inversor (DC→AC), encargado de realizar la conversión de corriente alterna a continua y viceversa, permitiendo esta propiedad operar en modo On Grid al sistema BESS con la red eléctrica.

- Sistema de Control

  Consiste en un programa central cuya función es de monitorear y gestionar todas las funciones del sistema BESS. EMS (Energy Management System) optimiza la secuencia de carga y descarga en las baterías, garantizando el máximo rendimiento y eficiencia energética. BMS (Battery Management System) controla los indicadores de las Baterías (tensión, corriente, temperatura), mantiene el equilibrio de carga, y (Battery Monitoring Unit) examina cada celda de forma individual obteniendo datos sobre su estado de salud, estado de carga permitiendo detectar anomalías en la operación.

- Trasformador

  Maquina eléctrica estática que funciona de manera bidireccional y se encarga de adaptar los niveles de tensión según las necesidades del sistema, elevando o reduciendo el voltaje garantizando la interacción y conexión entre sistema BESS, la red eléctrica y la carga del sistema.

- Sistema de protección de conexión a la red

  Conformado por elementos de protección como los reconectadores, relés y entre otros dispositivos de seguridad cuyo objetivo es salvaguardar el sistema BESS ante fluctuaciones de tensión, fallas operativas o situaciones de emergencia. El sistema detecta anomalías en la operación, apretura y cierra el circuito para aislar la zona

afectada del sistema BESS, evitando sobrecargas o corto circuitos y garantiza la continuidad y la integridad del sistema.

- Sistema de seguridad

  El sistema de seguridad BESS incorpora refrigeración activa por aire forzado o líquido, regulada por sensores para mantener temperaturas seguras. Detectores de humo y sensores térmicos avisan de cualquier anomalía, disparando alarmas en el centro de control. En caso de incendio, rociadores automáticos con agentes limpios entran en acción sin dañar el equipo, complementados por bocas de incendio y mangueras de alta presión. Un control centralizado con circuitos redundantes garantiza protección continua incluso durante mantenimiento.

2.2.3.3 Control de la operación y despacho energético de sistemas BESS

La operación de un sistema de almacenamiento de energía mediante baterías requiere establecer una estrategia que determine el momento y la magnitud de la potencia que debe intercambiarse con la red. En aplicaciones de gestión de demanda, dicha estrategia debe coordinar el despacho del almacenamiento con el comportamiento temporal de la carga, de manera que la energía almacenada sea utilizada durante los periodos en los que su entrega produzca el efecto operativo buscado. En los modelos de operación de sistemas eléctricos con almacenamiento, la potencia de carga y descarga constituye una variable de decisión que debe encontrarse vinculada con el estado energético de la batería y con las restricciones de potencia y energía disponibles (Hu, 2020).

La gestión del despacho de un BESS puede representarse mediante una señal o consigna de potencia dependiente del tiempo. Esta consigna define el intercambio de potencia del almacenamiento en cada intervalo del horizonte de operación y permite transformar una estrategia de gestión energética en una trayectoria temporal de carga y descarga. Desde el punto de vista de la operación de sistemas eléctricos, este enfoque permite que las decisiones adoptadas en un intervalo afecten las condiciones disponibles en

los intervalos posteriores, debido a que la energía utilizada durante la descarga modifica el estado energético del almacenamiento (Hu, 2020).

La formulación temporal del despacho resulta especialmente importante cuando el objetivo del almacenamiento es la reducción de los picos de demanda. En este caso, el BESS debe entregar potencia durante aquellos intervalos en los que la demanda alcanza valores elevados. La finalidad no consiste únicamente en utilizar la energía almacenada, sino en desplazar temporalmente el suministro de parte de la energía requerida por la carga para reducir la potencia que debe ser suministrada por la red durante el periodo crítico (Sandeep, 2021).

La potencia neta observada desde la red puede expresarse mediante:

$$P_{net}(t) = P_{carga}(t) - P_{BESS}(t)$$

donde $P_{carga}(t)$ representa la potencia demandada por la carga y $P_{BESS}(t)$ representa la potencia suministrada por el sistema de almacenamiento durante la descarga. Esta relación constituye el fundamento matemático de la compensación de demanda mediante almacenamiento, puesto que la potencia entregada por el BESS reduce, durante el mismo intervalo temporal, la potencia requerida desde la red (Sandeep, 2021).

La condición de coincidencia temporal entre demanda y despacho puede analizarse a partir de dicha expresión. Cuando $P_{BESS}(t)$ presenta valores significativos precisamente durante los intervalos en los que $P_{carga}(t)$ alcanza sus valores elevados, la reducción de la demanda neta se produce sobre los mismos periodos en los que se concentra el requerimiento de potencia. Por el contrario, una descarga realizada fuera del periodo crítico puede consumir energía almacenada sin generar una reducción equivalente del valor máximo de la demanda (Sandeep, 2021).

Por ello, una estrategia de gestión de demanda basada en almacenamiento debe considerar la relación temporal entre la carga y la potencia de descarga. Esta condición puede expresarse mediante una función de despacho:

$$P_{BESS}(t) = f\left(P_{carga}(t)\right)$$

La potencia solicitada al almacenamiento BESS depende de la condición de demanda existente en cada instante. Para una estrategia de limitación de demanda, puede definirse un nivel objetivo P_{obj}, de modo que, cuando la carga supere dicho valor, el BESS proporcione la diferencia requerida, siempre que esta se encuentre dentro de sus límites operativos (Hu, 2020).

En términos ideales, esta estrategia puede representarse como:

$$P_{BESS}(t) = P_{carga}(t) - P_{obj}$$

Para

$$P_{carga}(t) > P_{obj}$$

Y

$$P_{BESS}(t) = 0$$

Para

$$P_{carga}(t) \leq P_{obj}$$

Sin embargo, esta condición no debe interpretarse como una operación ilimitada del almacenamiento. La potencia solicitada debe encontrarse dentro de la capacidad máxima de descarga y, simultáneamente, la energía requerida debe ser compatible con el estado energético disponible en la batería. Los modelos de almacenamiento para operación de sistemas eléctricos incorporan precisamente estas restricciones para asegurar la factibilidad de las decisiones de carga y descarga (Hu, 2020).

2.2.3.4. Restricciones de operación para el control del BESS

El despacho energético debe estar sujeto a restricciones que limiten la operación del almacenamiento de acuerdo con sus características técnicas. Entre las principales restricciones se encuentran la potencia máxima de carga y descarga, la energía máxima y mínima disponible y los límites del estado de carga. Estas restricciones permiten impedir que una estrategia de despacho solicite al BESS una potencia o cantidad de energía superior a la que puede suministrar físicamente (Hu, 2020).

Para la descarga, la potencia del BESS puede expresarse mediante:

$$0 \leq P_{BESS,t} \leq P_{BESS}^{max}$$

Donde P_{BESS}^{max} representa la potencia máxima de descarga admisible.

De manera análoga, la energía almacenada debe permanecer dentro de los límites establecidos:

$$E_{min} \leq E_t \leq E_{max}$$

La utilización de estas restricciones es fundamental porque la potencia y la energía representan dimensiones diferentes del almacenamiento. La primera establece cuánto puede entregar el BESS en un instante, mientras que la segunda establece durante cuánto tiempo puede mantener dicha entrega. En consecuencia, una estrategia de despacho técnicamente válida debe satisfacer simultáneamente ambas condiciones (Hu, 2020).

El estado de carga constituye la principal variable utilizada para representar la energía disponible en el almacenamiento. Cuando el BESS descarga energía, el SOC disminuye; cuando se carga, aumenta. Por tanto, una estrategia de despacho que utilice reiteradamente la batería durante los periodos de demanda elevada debe controlar la evolución del SOC a lo largo del horizonte de operación (Hu, 2020).

Matemáticamente:

$$SOC_{min} \leq SOC_t \leq SOC_{max}$$

Esta restricción evita que la operación alcance condiciones de carga inferiores o superiores a los límites definidos. En una estrategia de despacho, el valor de SOC_t condiciona

la potencia que puede ser entregada en los intervalos posteriores, debido a que una reducción del estado de carga implica una menor cantidad de energía disponible para continuar con la descarga (Hu, 2020).

En consecuencia, la protección energética del BESS no debe entenderse exclusivamente como una función independiente del despacho, sino como una condición que limita las consignas de potencia que pueden ser ejecutadas. Una consigna de potencia es factible únicamente cuando puede ser atendida sin violar las restricciones de SOC, potencia y energía del almacenamiento (Hu, 2020).

2.2.3.5. Coordinación entre consigna de potencia y estado de carga

La relación entre la consigna de potencia y el estado de carga puede representarse mediante un balance energético discreto. Para un intervalo temporal Δt, la energía almacenada en el siguiente intervalo depende de la energía existente en el intervalo anterior y de la potencia intercambiada durante el periodo:

$$E_{t+1} = E_t + \eta_c P_{c,t} \Delta t - \frac{P_{d,t} \Delta t}{\eta_d}$$

Donde $P_{c,t}$ y $P_{d,t}$ epresentan las potencias de carga y descarga, respectivamente, mientras que η_c y η_d representan las eficiencias correspondientes (Hu, 2020).

Esta expresión demuestra que el despacho de un intervalo no constituye una decisión aislada. Si el BESS entrega una cantidad determinada de potencia durante cierto periodo, la energía disponible en el siguiente intervalo se modifica. En consecuencia, una estrategia de control energético debe considerar la evolución del estado de carga durante todo el horizonte de operación (Hu, 2020).

Para una estrategia de reducción de demanda, esta relación es particularmente importante. La descarga debe producirse durante el periodo en que presenta mayor utilidad para reducir la demanda, pero simultáneamente debe evitar que el almacenamiento alcance prematuramente el límite inferior de SOC. Por esta razón, el control del despacho debe equilibrar el beneficio inmediato de la reducción de potencia con la disponibilidad energética necesaria para atender los intervalos posteriores (Hu, 2020).

2.2.3.6. Coincidencia temporal de la inyección del BESS con la demanda

La denominada coincidencia temporal de la inyección constituye un principio fundamental en la utilización de almacenamiento para gestión de demanda. La energía almacenada produce un beneficio sobre la demanda eléctrica cuando su entrega ocurre en el mismo periodo en que el sistema presenta un requerimiento elevado de potencia. En consecuencia, la programación del almacenamiento debe incorporar explícitamente la variable tiempo (Sandeep, 2021).

Considerando una carga variable:

$$P_{carga}(t)$$

Y una potencia de descarga:

$$P_{BESS}(t)$$

La reducción de potencia observada desde la red corresponde a:

$$\Delta \mathrm{P(t)} = P_{BESS}(t)$$

durante los periodos de descarga.

Si la demanda máxima ocurre en $t = t_{max}$, la estrategia de almacenamiento debe procurar que la potencia de descarga se encuentre activa en torno a dicho periodo, siempre dentro de las limitaciones técnicas del BESS. Por ello, el problema no consiste solamente en determinar cuánta energía debe entregar el BESS, sino también en qué intervalo debe entregarla (Sandeep, 2021).

Esta condición constituye el vínculo entre la predicción de demanda y el despacho energético. Si se dispone de una estimación del periodo en el cual se presentará el máximo requerimiento de potencia, esta información puede utilizarse para establecer la ventana temporal de actuación del BESS. De este modo, la predicción y el almacenamiento dejan de ser procesos independientes y pasan a formar parte de una estrategia integrada de gestión energética.

2.2.3.6. Aplicaciones del BESS

Los sistemas BESS ofrecen soluciones a distintos retos en la red eléctrica, entre las aplicaciones más comunes se encuentra:

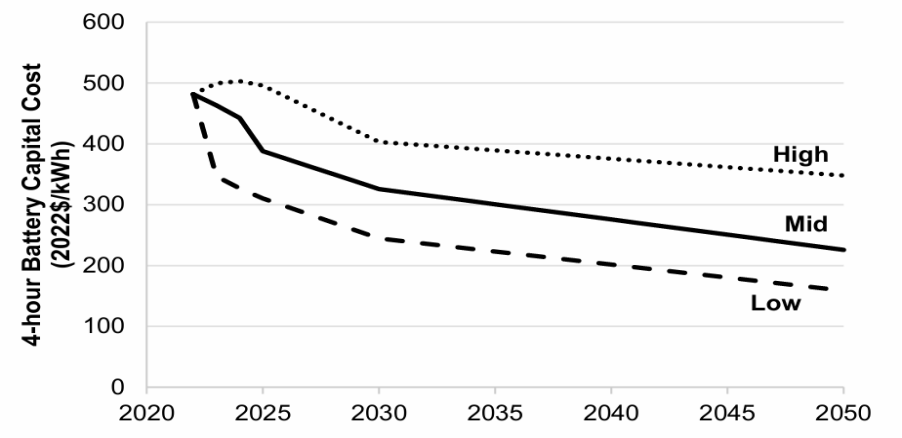
- *Integración de renovables y autoconsumo*: Almacenan excedentes de generación fotovoltaica o eólica para inyectarlos en periodos de máxima demanda o durante la noche, optimizando la curva de carga y elevando la penetración de energías renovables.
- *Regulación de frecuencia y tensión*: Responden en milisegundos a desequilibrios entre generación y carga, aportando potencia o absorbiéndola (reserva giratoria, regulación secundaria) para mantener la estabilidad del sistema.
- *Peak shaving y arbitraje energético:* Descargan simultáneamente en horas punta para reducir los picos de demanda y se recargan en horas valle con tarifas más bajas, mejorando la gestión económica de la energía.
- *Respaldo y continuidad de suministro:* Actúan como fuente de energía de emergencia ante cortes de la red o en microrredes aisladas, garantizando la resiliencia y la disponibilidad ininterrumpida.
- *Servicios auxiliares de red:* Proporcionan black-start, compensan fallas y refuerzan los niveles de tensión en subestaciones, mejorando la confiabilidad del sistema.
- *Microrredes y behind-the-meter:* Se integran en instalaciones industriales, comerciales y residenciales para gestionar localmente la demanda, mejorar la calidad de energía y reducir costes operativos.

2.2.3.7. Costos de instalación de BESS

Wesley C. y Akash Karmakar (2023) muestran en su publicación una descripción del desarrollo de proyecciones de costo y rendimiento para sistemas de baterías de iones de litio a escala de utilidad, con un enfoque en sistemas de duración de 4 horas. Las proyecciones que desarrollan son a partir de un análisis de publicaciones recientes que incluyen costos de almacenamiento a escala de utilidad. El conjunto de publicaciones demuestra una amplia variación en las reducciones de costo proyectadas para el almacenamiento de baterías a lo largo del tiempo. La **Figura 13** muestra el costo de capital general para un sistema de batería de 4 horas basado en esas proyecciones, con costos de almacenamiento de $245/kWh, $326/kWh, y $403/kWh en 2030 y $159/kWh, $226/kWh, y $348/kWh en 2050. Estos números muestran la relación de cuanto es la inversión en dólares por cada kWh, y como a lo largo del tiempo los BESS están disminuyendo en su inversión inicial.

Figura 13

Proyecciones de costos de baterías para sistemas de litio-ion de 4 horas



Fuente. National Renewable Energy Laboratory

2.2.4. Modelamiento temporal de sistemas eléctricos

Los sistemas eléctricos pueden representarse mediante modelos estáticos o mediante modelos que consideran la evolución temporal de sus variables. En un estudio estático, las condiciones de operación se evalúan para un estado determinado; mientras que en un estudio

temporal se consideran sucesivos estados correspondientes a diferentes instantes del horizonte de análisis.

Para aplicaciones en las que la variación de carga o generación se produce en escalas de minutos u horas y no se requiere representar los fenómenos transitorios rápidos, resulta conveniente utilizar métodos basados en sucesivos cálculos de flujo de potencia. PowerFactory denomina a este procedimiento Quasi-Dynamic Simulation, mediante el cual se calculan los estados del sistema para una secuencia temporal definida a partir de características dependientes del tiempo (DIgSILENT GmbH, 2024).

La diferencia conceptual respecto de una simulación RMS es importante. La Quasi-Dynamic Simulation evalúa sucesivamente estados de operación de régimen permanente, mientras que la simulación RMS está orientada al estudio de la respuesta dinámica del sistema ante perturbaciones y eventos. Por ello, la primera resulta apropiada para analizar perfiles de carga, generación o almacenamiento durante horizontes temporales prolongados, mientras que la segunda se emplea para estudiar fenómenos dinámicos y transitorios (DIgSILENT GmbH, 2024).

2.2.4.1. Simulación cuasi-dinámica mediante perfiles temporales

La simulación cuasi-dinámica puede conceptualizarse como una sucesión de estados eléctricos:

$$S(t_1) \rightarrow S(t_2) \rightarrow S(t_3) \rightarrow \cdots \rightarrow S(t_N)$$

En cada instante, las variables que presentan dependencia temporal adoptan los valores definidos para ese intervalo y posteriormente se realiza el cálculo correspondiente del estado eléctrico de la red. DIgSILENT establece que la Quasi-Dynamic Simulation permite estudiar la evolución de las condiciones de la red utilizando características dependientes del tiempo asignadas a los elementos del sistema (DIgSILENT GmbH, 2024).

El cálculo de cada estado permite evaluar el comportamiento eléctrico asociado a la combinación de ambos perfiles. Así, el perfil del BESS deja de ser solamente una secuencia de valores energéticos y se convierte en una trayectoria temporal aplicada al sistema eléctrico (DIgSILENT GmbH, 2024).

La utilización de perfiles de 30 minutos permite representar 48 condiciones diferentes durante un día. En consecuencia, la simulación proporciona una secuencia de soluciones correspondientes a cada intervalo, permitiendo observar la evolución de las variables eléctricas a medida que cambia la demanda y se modifica el despacho del BESS.

2.2.4.1. Representación del BESS mediante Static Generator en PowerFactory

DIgSILENT PowerFactory permite representar diferentes recursos eléctricos mediante elementos de generación estática. Entre ellos se encuentra el Static Generator (ElmGenstat), que puede utilizarse para representar, entre otros recursos, baterías y sistemas de almacenamiento de energía (DIgSILENT GmbH, 2024).

El uso de un Static Generator proporciona una representación eléctrica del almacenamiento desde el punto de vista de la potencia intercambiada con la red. De esta forma, el BESS puede modelarse mediante valores de potencia definidos para diferentes condiciones de operación, permitiendo analizar el efecto que produce su inyección sobre los estados eléctricos de la red (DIgSILENT GmbH, 2024).

Esta representación debe distinguirse de un modelo electroquímico detallado. El objetivo del Static Generator es representar el comportamiento eléctrico del recurso dentro de la red, mientras que un modelo electroquímico tendría como objetivo representar con mayor detalle procesos internos de la batería.

Para estudios cuasi-dinámicos, DIgSILENT proporciona ejemplos en los cuales el almacenamiento se representa mediante un elemento de generación estática y su comportamiento se modifica mediante características dependientes del tiempo. Esta posibilidad permite asociar la potencia del recurso de almacenamiento con un perfil temporal y analizar sucesivamente las condiciones de operación de la red (DIgSILENT GmbH, 2024).

2.2.4.1. Aplicación de perfiles de carga y despacho en la simulación cuasi-dinámica

Una simulación cuasi-dinámica de un sistema con almacenamiento puede utilizar simultáneamente un perfil temporal de carga y un perfil temporal de potencia del BESS.

La carga puede representarse como:

$$P_L(t_i)$$

El despacho del BESS como:

$$P_{BESS}(t_i)$$

Para cada intervalo t_i, en cada instante, ambos valores definen las condiciones correspondientes al estado de operación:

$$S_i = f[P_L(t_i), P_{BESS}(t_i)]$$

donde S_i representa el estado eléctrico del sistema correspondiente al intervalo i.

De esta manera, la simulación no requiere que la red permanezca bajo un único estado durante todo el día. Por el contrario, cada intervalo puede presentar una condición diferente de carga y una condición diferente de operación del almacenamiento. Este procedimiento permite representar la interacción temporal entre la demanda y el despacho del BESS (DIgSILENT GmbH, 2024).

Para un horizonte diario de 24 horas dividido en 48 intervalos, la simulación puede interpretarse como:

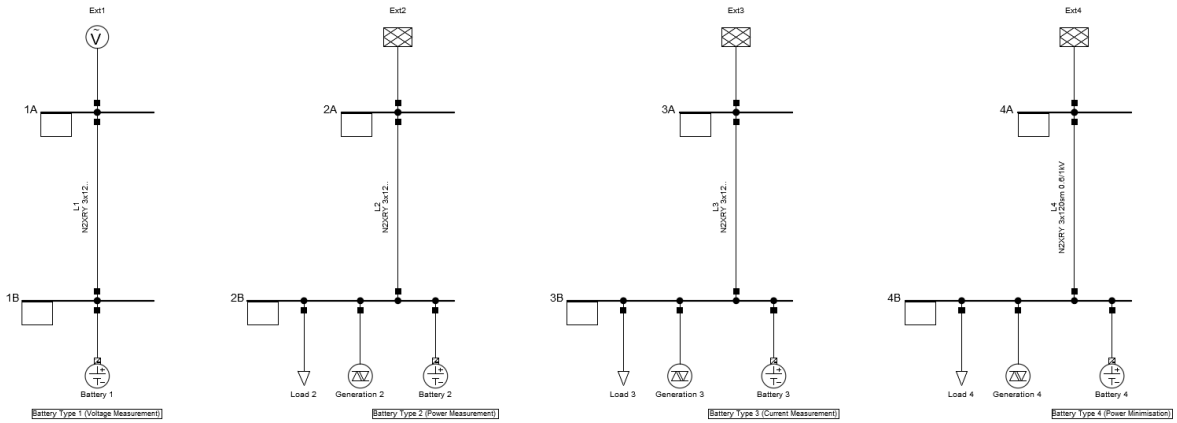
$$S_1, S_2, S_3, \dots, S_{48}$$

donde cada estado corresponde al flujo de potencia obtenido para la combinación de carga y despacho definida para ese intervalo.

Este enfoque permite determinar, entre otros aspectos, cómo cambia la potencia intercambiada con la red cuando el BESS modifica su potencia de salida, y cómo la coincidencia temporal entre demanda y descarga puede producir una reducción de la demanda neta.

Figura 14

Representación de sistemas de almacenamiento mediante el elemento Static Generator en DIgSILENT PowerFactory.



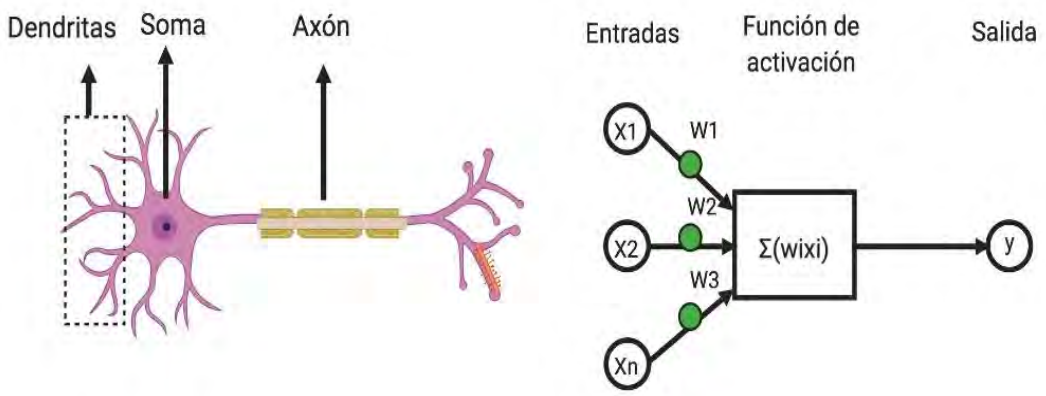
Fuente. DIgSILENT PowerFactory

2.2.5. Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Las redes neuronales artificiales están formadas por elementos de proceso (neuronas) que reciben simultáneamente múltiples señales de entrada, cada una modulada por un peso sináptico que ajusta su intensidad. Estas señales ponderadas se suman en la estructura de la neurona y, si la magnitud resultante supera el umbral definido por la función de activación, la neurona dispara y genera una señal de salida. A su vez, dicha señal puede propagarse en paralelo a varias neuronas de la capa siguiente, permitiendo la transmisión y transformación de la información de forma análoga a las sinapsis biológicas. (Caicedo & López, 2009)

Figura 15

Modelo de neurona artificial



Fuente. https://futurelab.mx/redes%20neuronales/inteligencia%20artificial/2019/06/25/intro-a-redes-neuronales-pt-1/

2.2.5.1. Estructura de las RNA

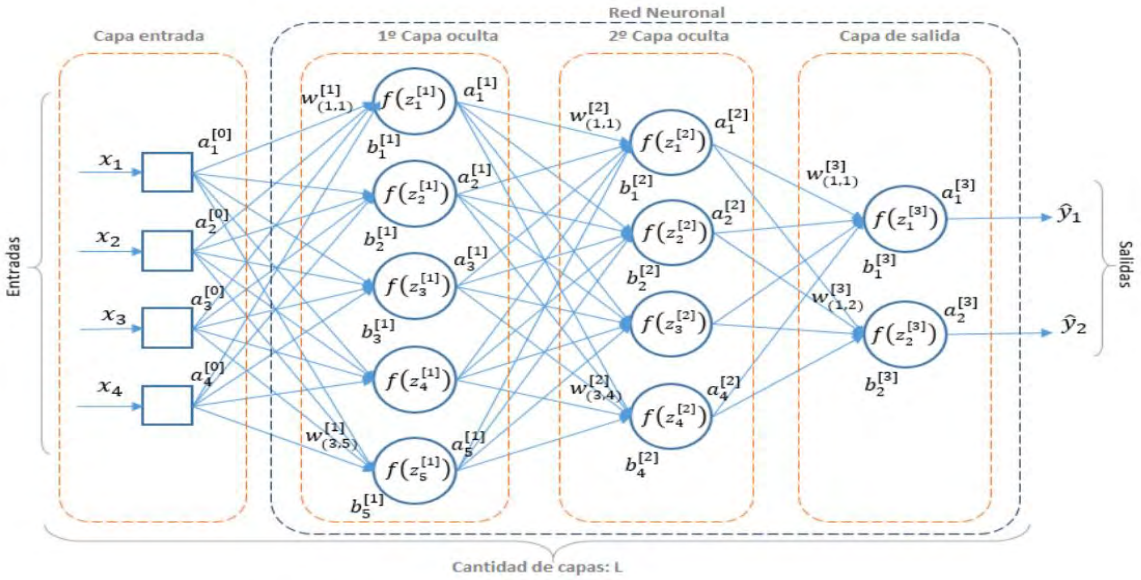
En analogía con la neurona biológica, cada neurona artificial recibe un vector de estímulos $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ que se modula mediante un vector de pesos sinápticos w. Estas señales ponderadas se suman para generar la entrada neta $z = \sum_i w_i \cdot x_i + \theta$, y a continuación se evalúan en una función de activación $f: y = f(z)$. Según la forma de f (por ejemplo, un escalón unitario), la neurona dispara $(y = 1)$ o no $(y = 0)$. La salida resultante puede actuar como entrada para otras neuronas o bien constituir directamente el resultado final de la red (Caicedo & López, 2009).

En una red neuronal artificial, las neuronas se organizan en capas según la información que reciben simultáneamente, básicamente están formadas de las siguientes capas.

- Capa de entrada: Conjunto de neuronas que reciben los datos iniciales que vienen de fuentes externas.
- Capas ocultas: Conjunto de neuronas internas que procesan la información mediante conexiones ponderadas y funcionales de activación.
- Capa de salida: Grupo de neuronas que emiten el resultado del procesamiento final de la red.

Figura 16

Estructura de una RNA

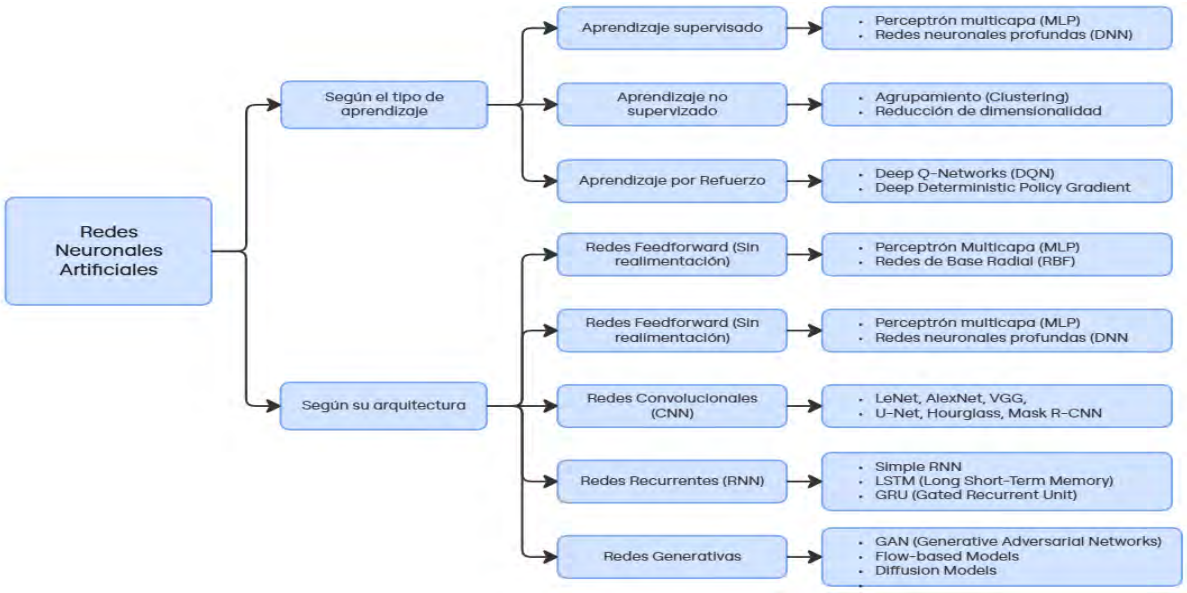


Fuente. (Curo J, 2022) “Pronóstico de la demanda eléctrica diaria del SEIN para reducir la demanda coincidente de un usuario libre del sector industrial”

2.2.5.2. Clasificación de Redes Neuronales Artificiales

Figura 17

Clasificación de redes neuronales artificiales



Fuente. Elaboración Propia

En la presente investigación se aplicará una red neuronal de aprendizaje supervisado, de una arquitectura feed-forward de tipo perceptrón multicapa. Elegimos un aprendizaje supervisado porque contamos con pares entrada - salida (historias de demanda pronosticada

vs. valores reales ejecutados) que le permiten al modelo aprender directamente la relación entre proyecciones y consumos verdaderos. Es feed-forward porque la información fluye siempre hacia adelante en un único sentido, parten de la capa de entrada atraviesan las ocultas y finalmente a la salida, sin bucles ni retroalimentación interna, lo que simplifica el cálculo y la convergencia. Y es un perceptrón multicapa (MLP) porque, al apilar varias capas de neuronas con activaciones no lineales, puede aproximar funciones muy complejas capturando patrones diarios, estacionales o abruptos en la demanda que un único perceptrón (capa simple) no lograría.

2.2.5.3. Función de Activación

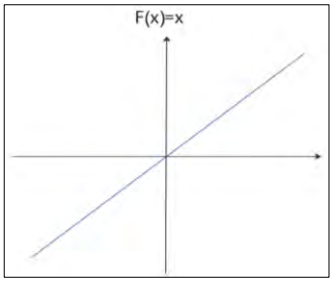
La función de activación es clave en toda red neuronal, ya que introduce la no linealidad lo que le permite al modelo aprender relaciones complejas y atípicas, sin estas funciones todas las capas serian equivalentes a una sola capa lineal y no habría la posibilidad de capturar patrones no lineales en los datos (Caicedo & López, 2009).

Para las funciones de activación generalmente se tienen:

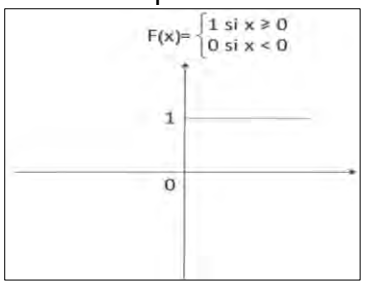
Figura 18

Funciones de activación de RNA

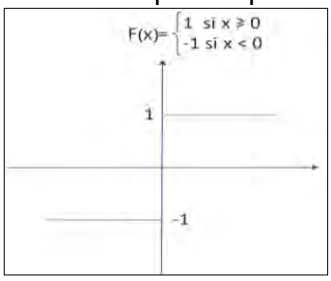
- Función lineal



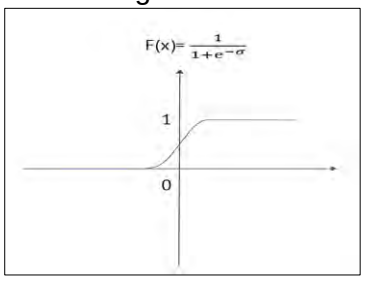
- Función de paso binario



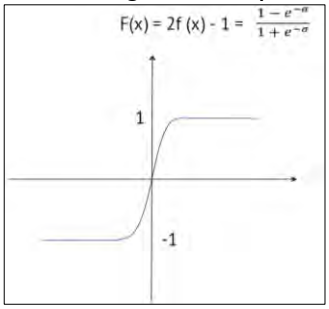
- Función de paso bipolar



- Función sigmoidal binaria



- función sigmoidal bipolar



Fuente. Elaboración propia

2.2.5.4. Perceptrón

El perceptrón simple está compuesto por una sola capa de procesamiento, ya que la capa de entrada no modifica las señales por lo que no hace procesamiento de señales; únicamente se toma como canal de recepción. La única capa funcional es la de salida, completamente conectada a todas las entradas. También se introduce un término de sesgo que permite mover el plano de separación lejos del origen en un espacio n-dimensional, facilitando la resolución de problemas linealmente inseparables. Finalmente, la activación se realiza mediante una función escalón, que produce una salida de tipo binario o bipolar. (Haykin, 2009)

2.2.5.5. Perceptrón Multicapa

El perceptrón multicapa MLP (Multi Layer Perceptrón), a diferencia del perceptrón simple posee mínimamente tres niveles de neuronas conformada por una capa de entrada, al menos una capa oculta y una capa de salida, aunque es posible incluir más de una capa oculta lo cual incrementa considerablemente la carga computacional del proceso de entrenamiento (Caicedo & López, 2009).

El MLP tiene la capacidad de aprender relaciones más complejas entre los datos. Las conexiones entre neuronas tienen un peso lo cual es ajustada por la red durante su entrenamiento con el fin de reducir el error en sus respuestas, adicionalmente se agrega un valor extra llamado “sesgo” o “umbral” que hace que desplace el resultado de cada neurona permitiendo ubicar a la red de mejor forma la frontera que separa distintas clases de patrones (Caicedo & López, 2009).

Para el entrenamiento de un MLP se usa el algoritmo backpropagation que significa retropropagación que consiste en dos pasos, primero en propagar la información hacia adelante y obtener el resultado de la salida, luego con el resultado de la evaluación del error se propaga hacia atrás ajustando los pesos de las conexiones y los sesgos de desviación de cada neurona. Esta estructura multicapa y a las funciones de activación no lineales empleadas en este tipo de redes MLP es posible que se aproxime a cualquier función matemática continua por lo tanto es confiable la aplicación en predicción de series de tiempo que será empleado en este estudio de predicción de la máxima demanda del SEIN.

CAPITULO III: DIAGNÓSTICO DEL PERFIL DE LA DEMANDA Y FACTURACIÓN DE INCASA

3.1. Introducción

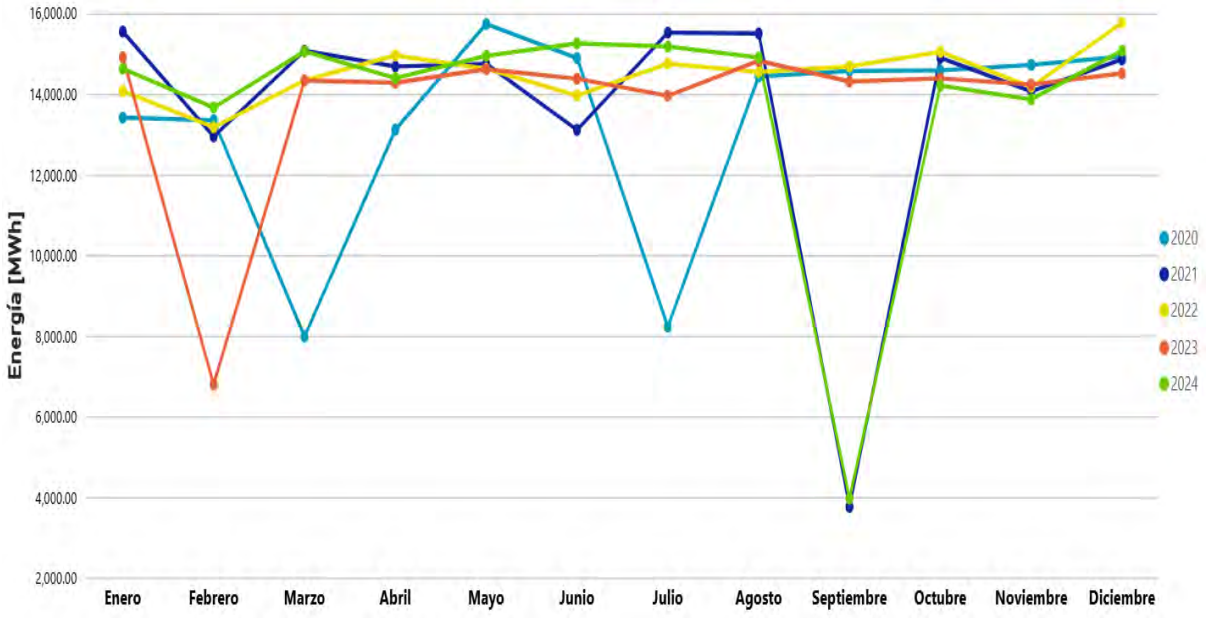
En el presente capítulo se realiza el análisis integral del perfil de demanda del cliente libre INCASA, en base a los registros históricos de sus medidores de energía en intervalos de 15 minutos. A partir de esta información se establece la línea base de facturación, identificando la participación de cada uno de los conceptos que la conforman, tales como potencia, energía, peajes de transmisión y cargos regulados. Asimismo, se desarrolla un modelo de facturación automatizada implementado en SQL Server, alimentado con la base de datos de consumo del cliente, tarifas eléctricas, días feriados, fechas de la máxima demanda mensual, factores de actualización de energía, factor FOSE y valores anuales de UIT, cuya visualización y análisis dinámico se realizan mediante Power BI. Este diagnóstico es fundamental para evaluar y comparar, en capítulos posteriores, los ahorros económicos que generan una gestión de la demanda mediante sistemas de almacenamiento BESS y la predicción de la máxima demanda del SEIN con técnicas de Machine Learning.

3.2. Análisis del Perfil de Demanda de INCASA

La **Figura 19** presenta la evolución del consumo mensual de energía de INCASA durante los años 2020, 2021, 2022, 2023 y 2024. En términos generales, el consumo se mantiene dentro de un rango relativamente estable, comprendido entre 14,000 MWh y 16,000 MWh mensuales. No obstante, se evidencian caídas puntuales en determinados periodos. En el año 2020, dichas disminuciones están asociadas a la emergencia sanitaria por la COVID-19, la cual impactó directamente en la actividad productiva de la empresa. Por su parte, en los años 2021 y 2024 se registra una reducción significativa en el mes de septiembre, atribuible a labores de mantenimiento programado en las instalaciones. A partir del año 2022, la serie de consumo muestra una mayor estabilidad, reflejando condiciones operativas más regulares y una menor presencia de eventos atípicos.

Figura 19

Demanda mensual de energía de INCASA para los años 2020 - 2024

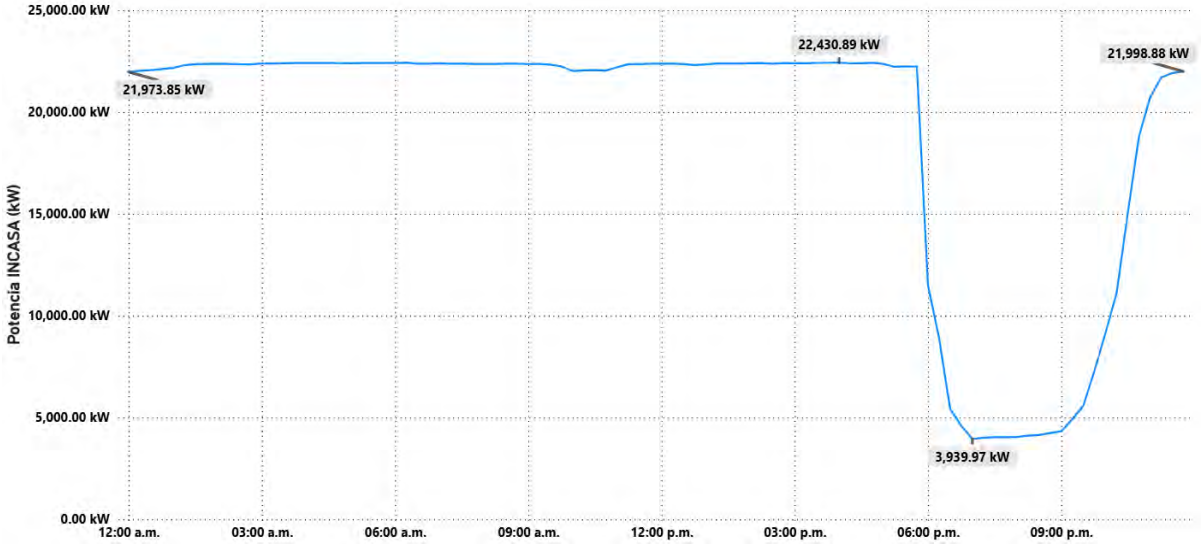


Fuente. Elaboración propia

En la **Figura 20** el perfil horario promedio de INCASA de lunes a sábado muestra una demanda elevada y estable durante la mayor parte del día con un valor entre 21 y 22 MW hasta las 17:45 horas, instante en el que se produce una rampa de descenso abrupta de la potencia activa que en un periodo de una hora aproximadamente reduce la demanda hasta un valle sostenido próximo a 3,9 MW (registrado alrededor de las 18:30 a 19:00 horas), equivalente a una reducción del 82% respecto de consumo máximo; dicho valle se mantiene aproximadamente entre 19:00 y 21:00 y la recuperación de carga se inicia después de las 21:00 horas en un periodo aproximado de dos horas, recuperando su consumo de 22 MW a las 23:00 horas. Este comportamiento operativo es una estrategia de peak shaving aplicada en la hora punta que se caracteriza por una alta tasa de rampa negativa al inicio del valle y una recuperación progresiva al final, cuyo objetivo es disminuir la potencia coincidente en la fecha de máxima demanda del SEIN y, por ende, reducir la facturación por potencia coincidente correspondiente al cargo por Potencia y por Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión SPT.

Figura 20

Demanda diaria promedio de INCASA (lunes a sábado) - octubre a diciembre de 2024

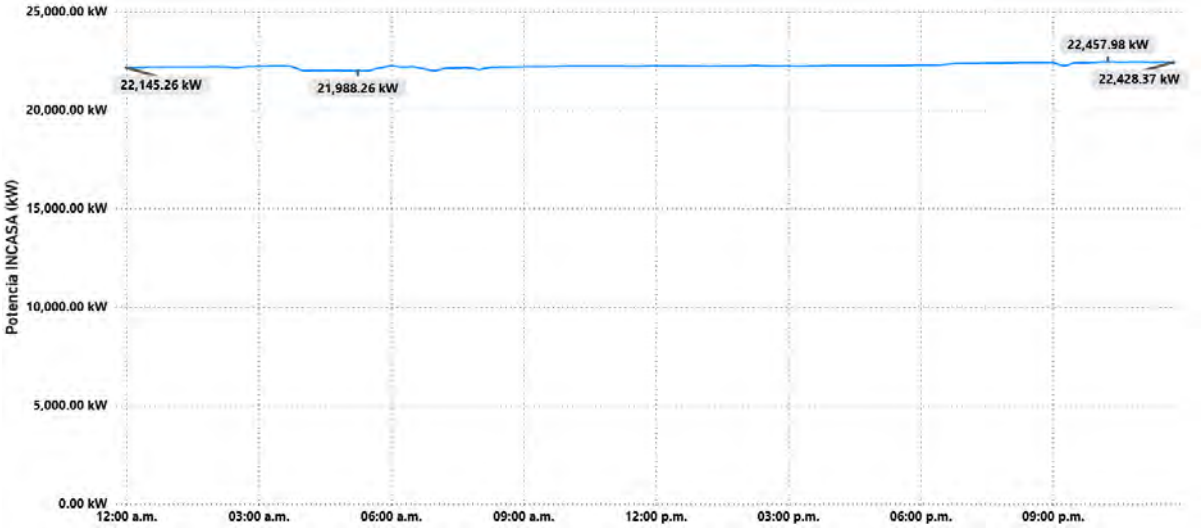


Fuente. Elaboración propia

En la **Figura 21** en cambio se muestra el perfil horario promedio de INCASA de los días domingos, donde se aprecia que no se realiza ninguna reducción del consumo del cliente libre y este se mantiene estable durante todo el día con valores alrededor de los 22MW; esto debido a que por normativa OSINERGMIN N° 206-2013-OS/CD las horas punta (donde ocurre la máxima demanda del SEIN) están excluidas de los días domingos y feriados.

Figura 21

Demanda diaria promedio de INCASA (domingo) - octubre a diciembre de 2024

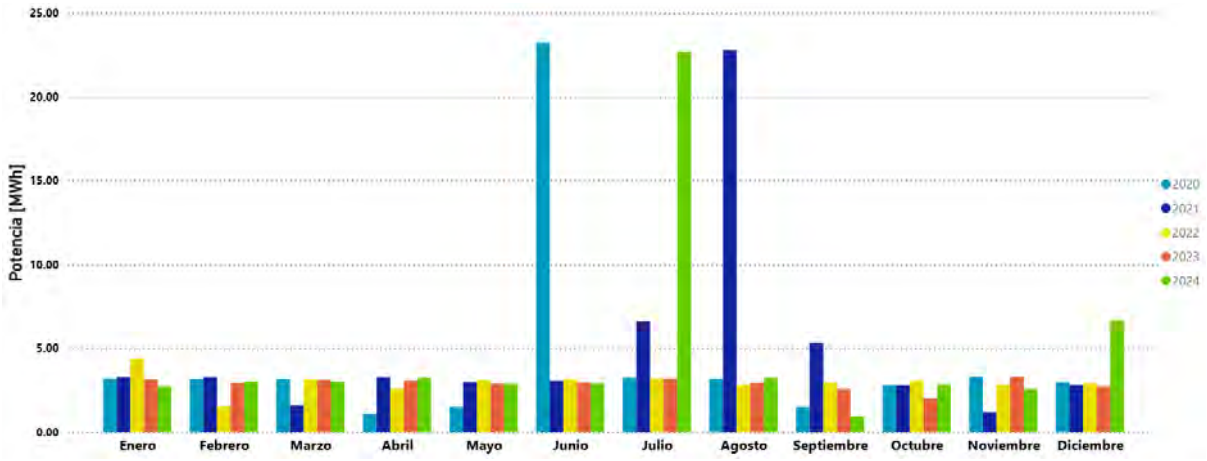


Fuente. Elaboración propia

Esta estrategia aplicada por INCASA no es completamente efectiva, en determinadas ocasiones la disminución de carga no se ejecutó de manera eficaz, por lo que la potencia coincidente se registró cuando la planta operaba cerca de su capacidad nominal. Como muestra la **Figura 22**, en junio de 2020, agosto de 2021 y julio de 2024 se observaron potencias coincidentes elevadas alrededor de 22 MW, lo que se traduce en un incremento significativo del monto de facturación por cargos relacionados a la potencia coincidente.

Figura 22

Consumo de potencia coincidente de INCASA para los años 2020 - 2024



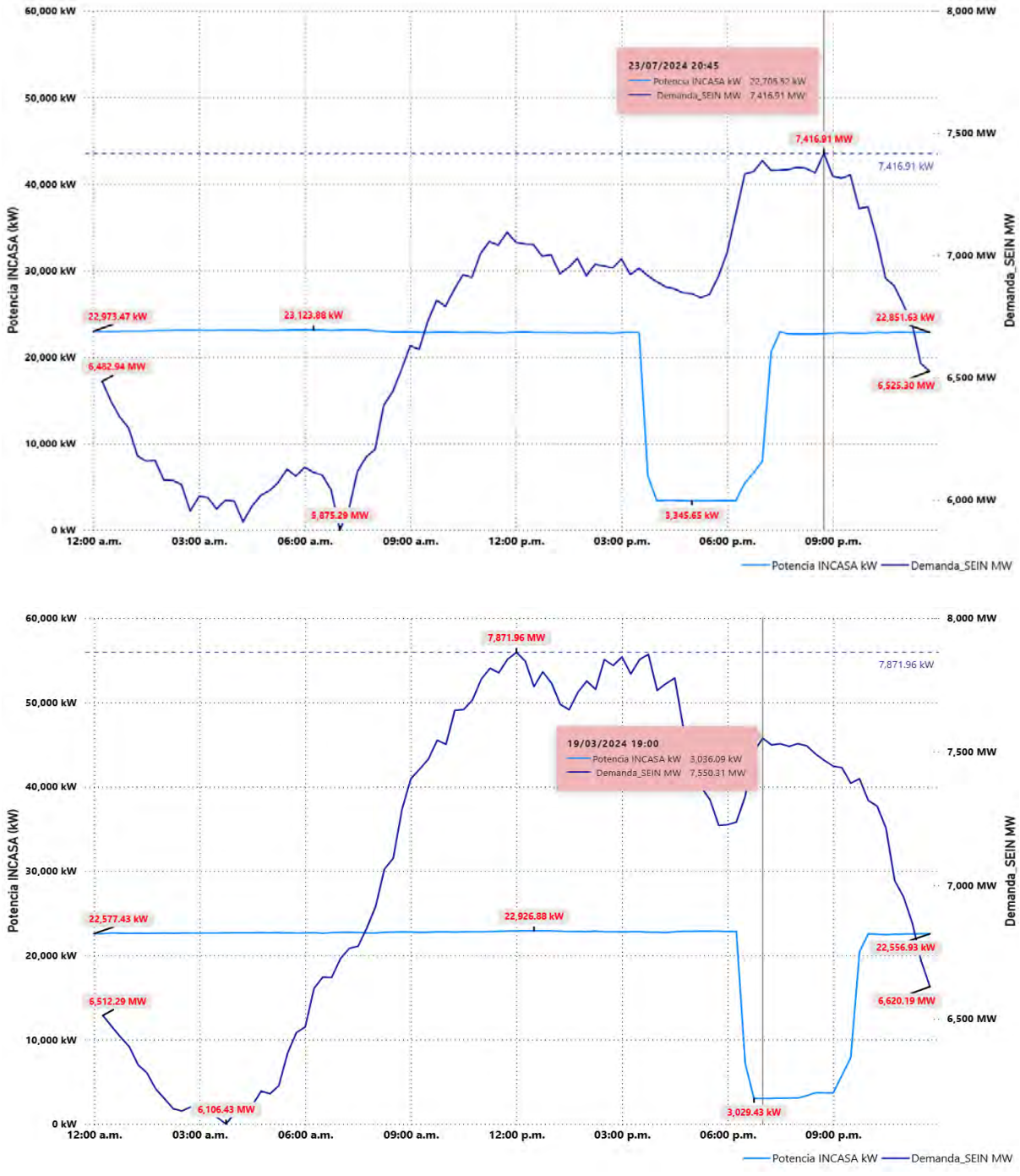
Fuente. Elaboración propia

De los consumos de potencia antes mencionados la **Figura 23** muestra el comportamiento específico de la potencia consumida por INCASA en el día de la máxima demanda del SEIN del mes de julio del 2024, el cual ocurrió a las 20:45 horas del martes 23 de julio, con 7 416,91 MW como muestra el pico de la gráfica de color azul. Al mismo tiempo se puede apreciar la gráfica de color celeste que viene a ser la potencia consumida por INCASA para el mismo día, donde se muestra como la disminución de carga por parte del cliente libre no coincide con el instante de la máxima demanda del SEIN, por lo cual la potencia de INCASA para este caso es de 22,71 MW que es prácticamente su potencia nominal. En numerales posteriores se mostrará el cálculo detallado de la facturación para este caso y como este influye en la sobrefacturación del cliente. Por otro lado, el día de la

máxima demanda en el mes de marzo del 2024, el cual ocurrió a las 19:00 horas del martes 19 de dicho mes, con 7 550,31 MW se aprecia una potencia del cliente de 3,04 MW, donde se muestra como la disminución de carga por parte del cliente libre si coincide con el instante de la máxima demanda del SEIN.

Figura 23

Potencia coincidente INCASA vs SEIN de los días 23/07/2024 y 19/03/2024



Fuente. Elaboración propia

Para la presente investigación se selecciona el año 2024 como periodo de análisis, por constituir el registro anual más reciente y completo del consumo eléctrico de INCASA disponible a la fecha de inicio de esta tesis. Asimismo, durante dicho año se evidenciaron dificultades en la gestión de la demanda en horas punta, reflejadas en la aplicación de reducciones de carga que no alcanzaron los resultados esperados incrementándose su monto de facturación.

3.3. Contexto del proceso de facturación a clientes libres

El cálculo y la facturación por el consumo de energía eléctrica a un cliente libre se determinan en función del consumo de potencia y energía registrado en intervalos de 15 minutos durante un periodo mensual. A estos registros se les aplican las tarifas vigentes, que incluyen cargos por costo de generación, transmisión y distribución que en su mayoría tienen tarifas reguladas y establecidas por el OSINERGMIN. El cálculo de la facturación resultante se compone de estos diferentes conceptos tarifarios, los cuales se detallan a continuación:

3.3.1. Facturación por Energía Activa

- ***Energía Activa Horas Punta***

  El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{EHP} = E_{HP} \,.\, PEP_{g,j} \qquad (1)$$

  Donde:

  E_{HP}: Energía activa en horas punta en kWh

  $PEP_{g,j}$: Precio de la energía en horas punta en S/ kWh

- ***Energía Activa Horas Fuera de Punta***

  El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{EHFP} = E_{HFP} \,.\, PEFP_{g,j} \qquad (2)$$

  Donde:

  E_{HFP}: Energía activa en hora fuera punta en kWh

  $.\,PEFP_{g,j}$: Precio de la energía en hora fuera punta en S/ kWh

3.3.2. Facturación por Potencia

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_P = PC \,.\, PPM_p \tag{3}$$

Donde:

PC : Potencia Coincidente del cliente libre en kW

PPM_p : Precio de Potencia Ponderado en S/ kW-mes

3.3.3. Facturación por Peaje de Conexión al SPT

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{SPT} = PC \,.\, PCSPT_p \tag{4}$$

Donde:

PC : Potencia Coincidente del cliente libre en kW

$PCSPT_p$: Peaje de Conexión al SPT Ponderado en S/ kW-mes

3.3.4. Facturación por Peaje de Conexión al SST AD10

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{SST\ AD10} = E_{PS} \,.\, \frac{P_{MAT10}}{100} \tag{5}$$

Donde:

E_{PS} : Energía activa en punto de suministro en kWh

P_{MAT10}: Peaje de Conexión al SST del AD10 para MAT en Ctm S/ kWh

3.3.5. Facturación por Peaje de Conexión al SST AD15

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{SST\ AD15} = E_{PS} \,.\, \frac{P_{MAT15}}{100} \tag{6}$$

Donde:

E_{PS} : Energía activa en punto de suministro en kWh

P_{MAT15}: Peaje de Conexión al SST del AD15 para MAT en Ctm S/ kWh

3.3.6. Facturación por Peaje de Conexión al SST GGEE-DUP

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{SST\ DUP} = E_{PS} . \frac{PP_{MAT-DUP}}{100} \quad (7)$$

Donde:

E_{PS} : Energía activa en punto de suministro en kWh

$PP_{MAT-DUP}$: Peaje de Conexión al SST GGEE.DUP para MAT en Ctm S/ kWh

3.3.7. Facturación por FOSE

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} M_{FOSE} = {} & E_{HP} \left(\frac{Pe_{HP} . (FOSE-1)}{100}\right) + E_{HFP} \left(\frac{Pe_{HFP} . (FOSE-1)}{100}\right) \\ & + PC \left(\frac{PPM . (FOSE-1)}{100}\right) + PC \left(\frac{PCSPT . (FOSE-1}{100}\right) \\ & + E_{PS} \left(\frac{PP_{AD10} . (FOSE-1)}{100}\right) + E_{PS} \left(\frac{PP_{AD15} . (FOSE-1)}{100}\right) \\ & + E_{PS} \left(\frac{PP_{DUP} . (FOSE-1)}{100}\right) + CF\ (FOSE-1) \end{aligned} \quad (8)$$

Donde:

E_{HP}: Energía activa en horas punta en kWh

Pe_{HP}: Precio de la energía en horas punta en S/ kWh

E_{HFP}: Energía activa en hora fuera punta en kWh

Pe_{HFP}: Precio de la energía en hora fuera punta en S/ kWh

PC : Potencia Coincidente del cliente libre en kW

PPM : Precio de Potencia Mensual en S/ kW-mes

$PCSPT$: Peaje de Conexión al SPT en S/ kW-mes

E_{PS} : Energía activa en punto de suministro en kWh

PP_{AD10}: Peaje de Conexión al SST del AD10 en Ctm S/ kW

PP_{AD15}: Peaje de Conexión al SST del AD15 en Ctm S/ kW

PP_{DUP}: Peaje de Conexión al SST del DUP en Ctm S/ kW

$FOSE$: Factor FOSE

3.3.8. Facturación por FISE

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{FISE} = E_{Cachimayo138} \cdot \frac{P_{FISE}}{100} \quad (9)$$

$$P_{FISE} = \frac{(\sum\alpha + \sum\beta + \sum\phi + M_{FOSE}).(FOSE - 1).(100)}{E_{Cachimayo138}} \quad (10)$$

Donde:

$\mathrm{E}_{\mathrm{Cachimayo138}}$: Energía mensual reflejada a BRG Cachimayo 138 kV en kWh

P_{FISE}: Precio del FISE

$\sum\alpha$: Sumatoria de cargos por potencia y energía en S/

$\sum\beta$: Sumatoria de cargos por peajes de transmisión en S/

$\sum\phi$: Sumatoria de cargos por distribución en S/

M_{FOSE}: Monto de facturación por FOSE en S/

$FOSE$: Factor FOSE

3.3.9. Facturación por MCSA

El monto de facturación está definido por la siguiente ecuación:

$$M_{MCSA} = E_{Cachimayo138} \cdot F_{MCSA} \quad (11)$$

$$F_{MCSA} = UIT_{anual} \cdot 0.002 \quad (12)$$

Donde:

$\mathrm{E}_{\mathrm{Cachimayo138}}$: Energía mensual reflejada a BRG Cachimayo 138 kV en kWh

F_{MCSA}: Factor de recargo MCSA

UIT_{anual}: Valor anual de la UIT del mes de facturación

3.4. Línea Base de Facturación de INCASA

En esta sección se establece la línea base de facturación de suministro eléctrico del cliente libre INCASA tomando como ejemplo el mes de julio del 2024 debido a que en este mes se presentó el mayor registro de potencia coincidente según la **Figura 22** para dicho

año. Esta línea base constituye el escenario de referencia sobre el cual se evaluarán posteriormente las propuestas de gestión de la demanda. El análisis comprende la desagregación de los diferentes cargos que conforman la facturación mensual, lo que permitirá identificar la participación relativa de cada concepto en el monto facturado total.

Tabla 4

Datos de contrato INCASA

Razón Social	: INDUSTRIAS CACHIMAYO S.A.
Ruc	: 20507447369
Precio de Energía Base H.P.	: 23.5 USD/MWh
Precio de Energía Base H.F.P.	: 23.5 USD/MWh
Actualización Precios Energía Activa	: Mensualmente
Potencia Contratada en HP	: 8.5 MW
Potencia Contratada en HFP	: 29 MW
Barra de Referencia de Generación	: CACHIMAYO 138 kV
Punto de Suministro	: CACHIMAYO 138 kV
Punto de Medición	: 138 kV
Área de Demanda	: 10
Concesión de Distribuidora	: Electro Sur Este
Utiliza VAD	: No

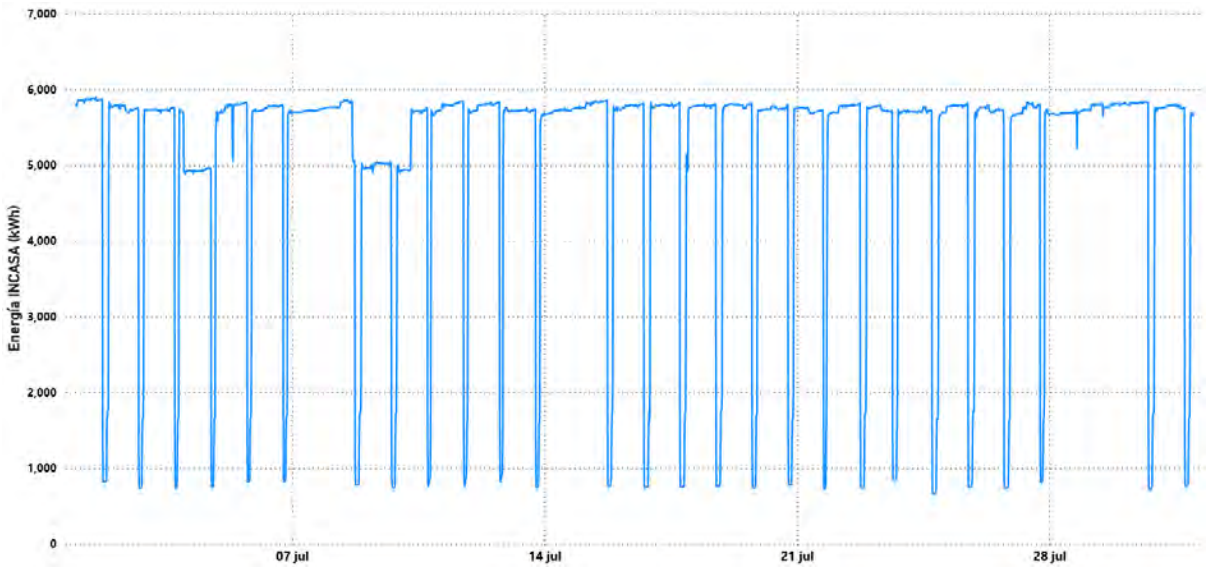
Fuente. Adaptado de la ficha de contrato de suministro

3.4.1. Cálculo de Facturación por Energía Activa

El consumo de energía del cliente se registra en intervalos de 15 minutos, para determinar el consumo total mensual se realiza la suma de todos los pulsos de energía correspondientes al mes. En la **Figura 24** se muestra el perfil de consumo del mes de julio del año 2024. Durante dicho periodo el consumo en Horas Punta fue de 1 235.29 MWh, mientras que en Horas Fuera de Punta fue de 13 939.39 MWh obteniéndose un consumo total de 15 174.69 MWh.

Figura 24

Consumo de energía de INCASA del mes julio-2024



Fuente. Elaboración propia

Conforme a lo establecido en el contrato con el suministrador, el precio de energía base para el año 2024 es de 23,50 USD/MWh tanto para los periodos Hora Punta y Hora Fuera Punta. Este precio será actualizado mensualmente de acuerdo con la siguiente fórmula:

$$PEP_{g,j} = PEP_o.\left(0.80.\frac{PPI_j}{PPI_0} + 0.20.\frac{PGN_j}{PGN_0}\right) \quad (13)$$

$$PEFP_{g,j} = PEFP_o.\left(0.80.\frac{PPI_j}{PPI_0} + 0.20.\frac{PGN_j}{PGN_0}\right) \quad (14)$$

Donde:

$PEP_{g,j}$: Precio actualizado de la Energía Activa en HP en el Periodo de Facturación "j" correspondiente.

PEP_o: Precio Base de la Energía Activa en HP.

$PEFP_{g,j}$: Precio actualizado de la Energía Activa en HFP en el Periodo de Facturación "j" correspondiente.

$PEFP_o$: Precio Base de la Energía Activa en HFP.

PGN_0: Precio del Gas Natural inicial, expresado en USD/MMBTU, correspondiente al mes de octubre 2019.

PGN_j: Precio del Gas Natural publicado por OSENERGMIN en USD/MMBTU.

PPI_0: Índice de Precios al Productor de los Estados Unidos inicial, correspondiente al mes de octubre2019.

PPI_j : Índice de Precios al Productor de los Estados Unidos (PPI-USA), correspondiente al Periodo de Facturación j

El precio inicial del gas natural es 3.0692 USD/MMBTU, mientras que el precio del gas natural actualizado para julio 2024 es 3.8655 USD/MMBTU. El índice de precios al productor de los estados unidos inicial es de 206.3 y el correspondiente al mes de facturación de julio 2024 es 258.556, reemplazando en la ecuación (13).

$$PEP_{g,julio-2024} = 23.50\,.\left(0.80.\frac{258.556}{206.3} + 0.20.\frac{3.8655}{3.0692}\right)$$

$$PEP_{g,julio-2024} = 29.4815\ [USD/MWh]$$

Los precios iniciales de energía en Hora Punta y Hora Fuera Punta según el contrato tienen el mismo valor, por lo tanto, el precio actualizado de energía es igual en dichos periodos.

$$PEFP_{g,julio-2024} = 29.4815\ [USD/MWh]$$

- ***Energía Activa Horas Punta***

Reemplazando la energía en horas punta y el precio de energía en la ecuación (1)

$$M_{EHP} = E_{HP}\,.PEP_{g,j}$$

$$M_{EHP} = 1\,235.29\ [MWh]\,.29.4815\ [USD/MWh]$$

$$M_{EHP} = 36\,418.20\ [USD]$$

Multiplicando por el tipo de cambio del mes de julio, el monto en soles es:

$$M_{EHP} = 36\,418.20\ [USD]\,.3.722$$

$$M_{EHP} = 135\,548.54\ [S/.]$$

- ***Energía Activa Horas Fuera de Punta***

Reemplazando la energía en Horas Fuera Punta y el precio de energía en la ecuación (2)

$$M_{EHFP} = E_{HFP} \,.\, PEFP_{g,j}$$

$$M_{EHFP} = 13\,939.38\ [MWh] \,.\, 29.4815\ [USD/MWh]$$

$$M_{EHFP} = 410\,953.83\ [USD]$$

Multiplicando por el tipo de cambio del mes de julio, el monto en soles es:

$$M_{EHFP} = 410\,953.83\ [USD] \,.\, 3.722$$

$$M_{EHFP} = 1\,529\,570.25\ [S/.]$$

3.4.2. Cálculo de Facturación por Potencia

El cálculo de facturación por potencia se efectuará en la barra Cachimayo 138 kV (BRG). Para ello, se debe determinar la potencia coincidente de INCASA en la fecha de máxima demanda del SEIN, registrada el 23 de julio de 2024 a las 20:45. Según la **Figura 23**, la potencia coincidente para dicho periodo es:

$$PC = 22\,705.52\ [kW]$$

Los precios de potencia se actualizan de manera mensual y son publicado por Osinergmin, en la **Tabla 5** se observa los precios de potencia PPM y PCSPT para la barra de Cachimayo 138 para los meses de junio y julio del 2024.

Tabla 5

Precios de potencia y SPT en barra Cachimayo 138

Fecha de Actualización	BARRA BRG	TENSIÓN kV	PPM S/./kW-mes	PCSPT S/./kW-mes
AL 04/Junio/2024	Cachimayo	138	22,12	37,249
Al 04/Julio/2024	Cachimayo	138	22,12	37,249

Fuente. Res. N° 051-2024-OS/CD y 108-2024-OS/CD

El precio de potencia total ponderado (PPM_P) será igual a:

$$PPM_P = \frac{PPM_{(n-1)} \,.\, 3 \; + PPM \,.\, (N°_{diasMES} - 3)}{N°_{diasMES}}$$

$$PPM_P = \frac{22.12\ (3) + 22.12\ \ (31 - 3)}{30}$$

$$PPM_P = 22.12\ \ S/./kW - mes$$

Donde:

PPM_P : Precio de Potencia Ponderado en S/. /kW-mes.

$PPM_{(n-1)}$: Precio de Potencia del mes anterior en S/. /kW-mes.

PPM: Precio de Potencia del mes de facturación en S/. /kW-mes.

Reemplazando los valores de "PPM_P" y "PC" en la ecuación (3), se obtiene el siguiente resultado:

$$M_P = 22\,705.52\ [kW]\ x\ 22.12\ [\ S/\ kW - mes]$$

$$M_P = 502\,246.09\ [S/.]$$

3.4.3. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SPT

El precio de conexión al SPT ponderado ($PCSPT_P$) será igual a:

$$PCSPT_P = \frac{PCSPT_{(n-1)}\ .3\ + PCSPT\ .(N°_{diasMES} - 3)}{N°_{diasMES}}$$

$$PCSPT_P = \frac{37.249\ \ (3) + 37.249\ (31 - 3)}{31}$$

$$PCSPT_P = 37.249\ \ S/\ kW - mes$$

Donde:

$PCSPT_P$: Peaje de Conexión al SPT Ponderado en S/ kW-mes

$PCSPT_{(n-1)}$: Precio de conexión al SPT del mes anterior en S/ kW-mes.

$PCSPT$: Precio de conexión al SPT del mes de facturación en S/ kW-mes.

Entonces reemplazando los valores de "$PCSPT_p$" y "PC" en la ecuación (4), se tiene el siguiente resultado:

$$M_{SPT} = 22\,705.52\ [kW]\ x\ \ 37.249\ [\ S/\ kW - mes]$$

$$M_{SPT} = 845\,757.90\ [S/.]$$

3.4.4. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SST AD10

El cálculo de facturación por Peaje de Conexión a los Sistemas Secundarios de Transmisión (SST) depende del consumo mensual de energía del cliente libre en su punto de

suministro redondeado a cero decimales y de la tarifa regulada y publicada por el OSINERGMIN.

En el numeral 3.4.1. para el cálculo de facturación por energía en horas punta y fuera de punta, se establecen los valores de dichas energías:

$$E_{HP} = 1\,235.29\ [MWh]$$

$$E_{HFP} = 13\,939.38\ [MWh]$$

Obteniendo la energía total consumida por el cliente libre para el mes de facturación de julio 2024:

$$E_{PS} = E_{HP} + E_{HFP}$$

$$E_{PS} = 1\,235\,291.30\ [kWh] + 13\,939\,395.90\ [kWh]$$

$$E_{PS} = 15\,174\,687.20\ [kWh]$$

Redondeando a cero decimales:

$$E_{PS} = 15\,174\,687.00\ [kWh]$$

Seguidamente, el peaje o tarifa aplicable a este concepto se determina en función de la información contenida en las tablas siguientes, donde el OSINERGMIN establece los factores de actualización, los peajes acumulados y los cargos unitarios de liquidación, diferenciados según el Área de Demanda y los niveles de tensión.

Tabla 6

Factores de actualización de SST para los meses de junio y julio 2024.

Área Demanda	Factor de actualización para jun-2024	Factor de actualización para jul-2024
1	1.1362	1.1362
2	1.1406	1.1406
3	1.1450	1.1450
4	1.1467	1.1467
5	1.1312	1.1312
6	1.1429	1.1429
7	1.1589	1.1589
8	1.1457	1.1457
9	1.139	1.139
10	1.1416	1.1416
11	1.1448	1.1448
12	1.0998	1.0998
13	1.1425	1.1425
14	1.1460	1.1460
15	1.1419	1.1419
DUP	1	1

Fuente. Adaptado de OSINERGMIN

Tabla 7

Peajes acumulados por nivel de tensión

Peajes Acumulados por nivel de tensión (Ctm. S//kWh) RES. OSINERGMIN N° 109-2024-OS/CD				
Área de Demanda	Titular	Acumulado en **MAT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **AT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **MT** Ctm. S//kWh
10	EGEMSA	0.0000	0.0786	0.3108
	ELECTRO SUR ESTE	0.2231	1.3138	2.1927
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0415	0.4294	0.4827
	TOTAL ÁREA	**0.2646**	**1.8218**	**2.9862**
15	ISA PERÚ	0.0311	0.0311	0.0311
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0922	0.0957	0.0957
	REDESUR	0.0058	0.0117	0.0117
	TESUR3	0.0294	0.0294	0.0294
	TOTAL ÁREA	**0.1585**	**0.1679**	**0.1679**

Fuente. Adaptado de OSINERGMIN

Tabla 8

Cargos unitarios de liquidación

Cargo Unitario de Liquidación RES. OSINERGMIN N° 109-2024-OS/CD				
Área de Demanda	Titular	Acumulado en **MAT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **AT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **MT** Ctm. S//kWh
10	EGEMSA	0.0000	-0.0070	-0.0265
	ELECTRO SUR ESTE	-0.0408	-0.2418	-0.4018
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0091	-0.0900	-0.1023
	TOTAL ÁREA	**-0.0499**	**-0.3388**	**-0.5306**
15	ISA PERÚ	0.0000	0.0000	0.0000
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0309	-0.0321	-0.0321
	REDESUR	0.0000	0.0000	0.0000
	TESUR3	0.0000	0.0000	0.0000
	TOTAL ÁREA	**-0.0309**	**-0.0321**	**-0.0321**

Fuente. Adaptado de OSINERGMIN

El peaje de conexión al SST ponderado para Muy Alta Tensión en AD10 (P_{MAT10}) está definido por la siguiente ecuación:

$$P_{MAT10} = \frac{PA_{10(EGM)(n-1)} \cdot 3 + PA_{10(EGM)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} + \frac{PA_{10(ELSE)(n-1)} \cdot 3 + PA_{10(ELSE)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} + \frac{PA_{10(REP)(n-1)} \cdot 3 + PA_{10(REP)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} \quad (15)$$

Determinando los Peajes Acumulados Totales en Muy Alta Tensión del mes actual de facturación para EGM, ELSE y REP en AD10, a partir de la información consignada en las **Tablas 6, 7 y 8**, se obtiene lo siguiente:

$$PA_{10(EGM)} = fa_{10}.Pa_{MAT10(EGM)} + Cu_{MAT10(EGM)}$$

$$PA_{10(EGM)} = (1.1416).(0.00) + (0.00)$$

$$PA_{10(EGM)} = 0.00$$

$$PA_{10(ELSE)} = fa_{10}.Pa_{MAT10(ELSE)} + Cu_{MAT10(ELSE)}$$

$$PA_{10(ELSE)} = (1.1416).(0.2231) + (-0.0408)$$

$$PA_{10(ELSE)} = 0.2139$$

$$PA_{10(REP)} = fa_{10}.Pa_{MAT10(REP)} + Cu_{MAT10(REP)}$$

$$PA_{10(REP)} = (1.1416).(0.0415) + (-0.0091)$$

$$PA_{10(REP)} = 0.0383$$

Hallando los Peajes Acumulados Totales en Muy Alta Tensión del mes anterior para EGM, ELSE y REP en AD 10, a partir de la información consignada en las **Tablas 6, 7 Y 8**, se obtiene lo siguiente:

$$PA_{10(EGM)(n-1)} = fa_{10(n-1)}.Pa_{MAT10(EGM)} + Cu_{MAT10(EGM)}$$

$$PA_{10(EGM)(n-1)} = (1.1416).(0.00) + (0.00)$$

$$PA_{10(EGM)(n-1)} = 0.00$$

$$PA_{10(ELSE)(n-1)} = fa_{10(n-1)}.Pa_{MAT10(ELSE)} + Cu_{MAT10(ELSE)}$$

$$PA_{10(ELSE)(n-1)} = (1.1416).(0.2231) + (-0.0408)$$

$$PA_{10(ELSE)(n-1)} = 0.2139$$

$$PA_{10(REP)(n-1)} = fa_{10(n-1)}.Pa_{MAT10(REP)} + Cu_{MAT10(REP)}$$

$$PA_{10(REP)(n-1)} = (1.1416).(0.0415) + (-0.0091)$$

$$PA_{10(REP)(n-1)} = 0.4002$$

Donde:

$PA_{10(EGM)}$: Peaje acumulado total en AD 10 para EGEMSA

$PA_{10(EGM)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 10 para EGEMSA

$PA_{10(ELSE)}$: Peaje acumulado total en AD 10 para ELSE

$PA_{10(ELSE)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 10 para ELSE

$PA_{10(REP)}$: Peaje acumulado total en AD 10 para REP

$PA_{10(REP)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 10 para REP

fa_{10}: Factor de actualización del mes de facturación en AD 10

$fa_{10(n-1)}$: Factor de actualización del mes anterior de facturación en AD 10

$Pa_{MAT10(EGM)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 10 para EGEMSA

$Cu_{MAT10(EGM)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 10 para EGEMSA

$Pa_{MAT10(ELSE)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 10 para ELSE

$Cu_{MAT10(ELSE)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 10 para ELSE

$Pa_{MAT10(REP)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 10 para REP

$Cu_{MAT10(REP)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 10 para REP

$N°_{MES}$: Número de días del mes de facturación

Reemplazando los Peajes Acumulados Totales del mes actual y anterior en la ecuación (15), se obtiene el siguiente resultado:

$$P_{MAT10} = \frac{(0.0827).3 + (0.0827).(31-3)}{31} + \frac{(1.258).3 + (1.258).(31-3)}{31}$$

$$+ \frac{(0.4002).3 + (0.4002).(31-3)}{31}$$

$$P_{MAT10} = 0.2522\ [Ctm.S//kWh]$$

Reemplazando los valores de energía "E_{PS}" y peaje "P_{MAT10}" en la ecuación (5) para obtener el monto facturado por Peaje de conexión al SST AD10:

$$M_{SST\ AD10} = (15\ 174\ 687.00).\left(\frac{0.2522}{100}\right)$$

$$M_{SST\ AD10} = 38\ 270.56\ [S/.]$$

3.4.5. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SST AD15

El peaje de conexión al SST ponderado para Muy Alta Tensión en AD15 (P_{MAT15}) está definido por la siguiente ecuación:

$$P_{MAT15} = \frac{PA_{15(REP)(n-1)} \cdot 3 + PA_{15(REP)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} + \frac{PA_{15(ISA)(n-1)} \cdot 3 + PA_{15(ISA)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} + \frac{PA_{15(TESUR3)(n-1)} \cdot 3 + PA_{15(TESUR3)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} + \frac{PA_{15(REDESUR)(n-1)} \cdot 3 + PA_{15(REDESUR)} \cdot (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} \quad (16)$$

Determinando los Peajes Acumulados Totales en Muy Alta Tensión del mes actual de facturación para REP, ISA, TESUR3 y REDESUR en AD15, a partir de la información consignada en las **Tablas 6**, **7** y **8**, se obtiene lo siguiente:

$$PA_{15(REP)} = fa_{15}.Pa_{MAT15(REP)} + Cu_{MAT15(REP)}$$

$$PA_{15(REP)} = (1.1419).(0.0922) + (-0.0309)$$

$$PA_{15(REP)} = 0.0744$$

$$PA_{15(ISA)} = fa_{15}.Pa_{MAT15(ISA)} + Cu_{MAT15(ISA)}$$

$$PA_{15(ISA)} = (1.1419).(0.0311) + (0.00)$$

$$PA_{15(ISA)} = 0.0355$$

$$PA_{15(TESUR3)} = fa_{15}.Pa_{MAT15(TESUR3)} + Cu_{MAT15(TESUR3)}$$

$$PA_{15(TESUR3)} = (1.1419).(0.0294) + (0.00)$$

$$PA_{15(TESUR3)} = 0.0336$$

$$PA_{15(REDESUR)} = fa_{15}.Pa_{MAT15(REDESUR)} + Cu_{MAT15(REDESUR)}$$

$$PA_{15(REDESUR)} = (1.1419).(0.0058) + (0.00)$$

$$PA_{15(REDESUR)} = 0.0066$$

Hallando los Peajes Acumulados Totales en Muy Alta Tensión del mes anterior para REP, ISA, TESUR3 y REDESUR en AD15, a partir de la información consignada en las **Tablas 6**, **7** y **8**, se obtiene lo siguiente:

$$PA_{15(REP)(n-1)} = fa_{15(n-1)}.Pa_{MAT15(REP)} + Cu_{MAT15(REP)}$$

$$PA_{15(REP)(n-1)} = (1.1419).(0.0922) + (-0.0309)$$

$$PA_{15(REP)(n-1)} = 0.0744$$

$$PA_{15(ISA)(n-1)} = fa_{15(n-1)}.Pa_{MAT15(ISA)} + Cu_{MAT15(ISA)}$$

$$PA_{15(ISA)(n-1)} = (1.1419).(0.0311) + (0.00)$$

$$PA_{15(ISA)(n-1)} = 0.0355$$

$$PA_{15(TESUR3)(n-1)} = fa_{15(n-1)}.Pa_{MAT15(TESUR3)} + Cu_{MAT15(TESUR3)}$$

$$PA_{15(TESUR3)(n-1)} = (1.1419).(0.0294) + (0.00)$$

$$PA_{15(TESUR3)(n-1)} = 0.0336$$

$$PA_{15(REDESUR)(n-1)} = fa_{15(n-1)}.Pa_{MAT15(REDESUR)} + Cu_{MAT15(REDESUR)}$$

$$PA_{15(REDESUR)(n-1)} = (1.1419).(0.0058) + (0.00)$$

$$PA_{15(REDESUR)(n-1)} = 0.0066$$

Donde:

$PA_{15(REP)}$: Peaje acumulado total en AD 15 para REP

$PA_{15(REP)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 15 para REP

$PA_{15(ISA)}$: Peaje acumulado total en AD 15 para ISA

$PA_{15(ISA)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 15 para ISA

$PA_{15(TESUR3)}$: Peaje acumulado total en AD 15 para TESUR 3

$PA_{15(TESUR3)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 15 para TESUR 3

$PA_{15(REDESUR)}$: Peaje acumulado total en AD 15 para REDESUR

$PA_{15(REDESUR)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 15 para REDESUR

fa_{15}: Factor de actualización del mes de facturación en AD 15

$fa_{15(n-1)}$: Factor de actualización del mes anterior de facturación en AD 15

$Pa_{MAT15(REP)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 15 para REP

$Cu_{MAT15(REP)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 15 para REP

$Pa_{MAT15(ISA)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 15 para ISA

$Cu_{MAT15(ISA)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 15 para ISA

$Pa_{MAT15(TESUR3)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 15 para TESUR 3

$Cu_{MAT15(TESUR3)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 15 para TESUR 3

$Pa_{MAT15(REDESUR)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 15 para REDESUR

$Cu_{MAT15(REDESUR)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 15 para REDESUR

$N°_{MES}$: Número de días del mes de facturación

Reemplazando los Peajes Acumulados Totales del mes actual y anterior en la ecuación (16), se obtiene:

$$P_{MAT15} = \frac{(0.0744).3 + (0.0744).(31-3)}{31} + \frac{(0.0355).3 + (0.0355).(31-3)}{31} + \frac{(0.0336).3 + (0.0336).(31-3)}{31} + \frac{(0.0066).3 + (0.0066).(31-3)}{31}$$

$$P_{MAT15} = 0.1501\ [Ctm.S//kWh]$$

Reemplazando los valores de energía "E_{PS}" y peaje "P_{MAT15}" en la ecuación (6) para obtener el monto facturado por Peaje de conexión al SST AD15:

$$M_{SST\ AD15} = (15\ 174\ 687.00).\left(\frac{0.1501}{100}\right)$$

$$M_{SST\ AD15} = 22\ 777.21\ [S/.]$$

3.4.6. Cálculo de Facturación por Peaje de Conexión al SST GGEE-DUP

El peaje de conexión al SST ponderado para Muy Alta Tensión en AD15- DUP ($PP_{MAT-DUP}$) está definido por la siguiente ecuación:

$$PP_{MAT-DUP} = \frac{PA_{DUP(EGESUR)(n-1)} \,.\, 3 \; + PA_{DUP(EGESUR)} \,.\, (N°_{MES} - 3)}{N°_{MES}} \qquad (17)$$

El Peaje acumulado total del mes de facturación para EGESUR en AD15-DUP para Muy Alta Tensión es:

$$PA_{DUP(EGESUR)} = fa_{DUP}.Pa_{MAT-DUP(EGESUR)} + Cu_{MAT-DUP(EGESUR)}$$

$$PA_{DUP(EGESUR)} = (1.0000).(0.0265) + (0.00)$$

$$PA_{DUP(EGESUR)} = 0.0265$$

El Peaje acumulado total del mes anterior para EGESUR en AD15-DUP para Muy Alta Tensión es:

$$PA_{DUP(EGESUR)(n-1)} = fa_{DUP(n-1)}.Pa_{MAT-DUP(EGESUR)} + Cu_{MAT-DUP(EGESUR)}$$

$$PA_{DUP(EGESUR)(n-1)} = (1.0000).(0.0265) + (0.00)$$

$$PA_{DUP(EGESUR)(n-1)} = 0.0265$$

Donde:

$PA_{DUP(EGESUR)}$: Peaje acumulado total en AD 15-DUP para EGESUR

$PA_{DUP(EGESUR)(n-1)}$: Peaje acumulado total del mes anterior en AD 15.DUP para EGESUR

fa_{DUP}: Factor de actualización del mes de facturación en AD 15-DUP

$fa_{DUP(n-1)}$: Factor de actualización del mes anterior de facturación en AD 15-DUP

$Pa_{MAT-DUP(EGESUR)}$: Peaje acumulado en MAT en AD 15-DUP para EGESUR

$Cu_{MAT-DUP(EGESUR)}$: Cargo unitario de liquidación en MAT en AD 15-DUP para EGESUR

$N°_{MES}$: Número de días del mes de facturación

Reemplazando los peajes acumulados totales del mes actual y anterior en la ecuación (17), se obtiene:

$$PP_{MAT-DUP} = \frac{(0.0265).3 + (0.0265).(31-3)}{31}$$

$$PP_{MAT-DUP} = 0.0265\ [Ctm.S//kWh]$$

Reemplazando los valores de energía "E_{PS}" y peaje "$PP_{MAT-DUP}$" en la ecuación (7) para obtener el monto facturado por Peaje de conexión al SST GGEE-DUP:

$$M_{SST\ DUP} = (15\ 174\ 687.00).\left(\frac{0.0265}{100}\right)$$

$$M_{SST\ DUP} = 4\ 021.29\ [S/.]$$

3.4.7. Cálculo de Facturación por FOSE

El recargo FOSE se calcula a partir de los factores publicados por OSINERGMIN; para la facturación se utiliza un factor ponderado que combina el factor correspondiente al mes anterior y el factor del mes de facturación.

Tabla 9

Factores FOSE para el año 2024

Mes	Factor FOSE	Resolución	Periodo de vigencia
ene-24	1.026	OSINERGMIN N° 195-2023-OS/CD	01/11/2023 al 03/02/2024
feb-24	1.03	OSINERGMIN N° 006-2024-OS/GRT	04/02/2024 al 30/04/2024
mar-24	1.03	OSINERGMIN N° 006-2024-OS/GRT	04/02/2024 al 30/04/2024
abr-24	1.03	OSINERGMIN N° 006-2024-OS/GRT	04/02/2024 al 30/04/2024
may-24	1.032	OSINERGMIN N° 023-2024-OS/GRT	01/05/2024 al 03/08/2024
jun-24	1.032	OSINERGMIN N° 023-2024-OS/GRT	01/05/2024 al 03/08/2024
jul-24	1.032	OSINERGMIN N° 023-2024-OS/GRT	01/05/2024 al 03/08/2024
ago-24	1.032	OSINERGMIN N° 033-2024-OS/GRT	04/08/2024 al 31/10/2024
sept-24	1.032	OSINERGMIN N° 033-2024-OS/GRT	04/08/2024 al 31/10/2024
oct-24	1.032	OSINERGMIN N° 033-2024-OS/GRT	04/08/2024 al 31/10/2024
nov-24	1.032	OSINERGMIN N° 041-2024-OS/GRT	01/11/2024 al 03/02/2025
dic-24	1.032	OSINERGMIN N° 041-2024-OS/GRT	01/11/2024 al 03/02/2025

Fuente. Adaptado de OSINERGMIN

Factor FOSE ponderado

$$FOSE_P = \frac{FOSE_{(n-1)}\ x\ 3\ + FOSE\ x\ (N°_{diasMES} - 3)}{N°_{diasMES}}$$

$$FOSE_P = \frac{1.032\ x\ 3\ + 1.032\ x\ (31-3)}{31}$$

$$FOSE_P = 1.032$$

Reemplazando valores en la ecuación (8), el monto de facturación por recargo FOSE:

$$M_{FOSE} = 1\,235\,291.3\ x\ 0.0294815\ x\ 3.722\ x\ (1.032 - 1)$$
$$+ 13\,939\,395.9\ x\ 0.0294815\ x\ 3.722\ x\ (1.032 - 1)$$
$$+ 22\,705.52\ x\ \ 22.12\ \ (1.032 - 1)$$
$$+\ \ 22\,705.52\ x\ 37.249\ x\ (1.032 - 1)$$
$$+ 15\,174\,687.00\ x\ 0.002522\ x\ (1.032 - 1)$$
$$+ 15\,174\,687.00\ x\ 0.001501\ x\ (1.032 - 1)$$
$$+ 15\,174\,687.00\ x\ 0.000265\ x\ (1.032 - 1) + 14.04\ x\ \ (1.032 - 1)$$
$$M_{FOSE} = 98\,502.59\ [S/.]$$

3.4.8. Cálculo de Facturación por FISE

El monto de facturación FISE se determina multiplicando la energía mensual registrada en la barra BRG (kWh) por el factor FISE.

El factor FISE se calcula en función de lo siguiente: la sumatoria de cargos por potencia y energía (S/), la sumatoria de peajes de transmisión (S/), la sumatoria de cargos por distribución (S/), el monto de facturación por FOSE (S/) y el factor FOSE.

Sumatoria de cargos por potencia y energía:

$$\sum\alpha = M_P + M_{EHP} + M_{EHFP}$$
$$\sum\alpha = 502\,246.09 + 135\,548.54 + 1\,529\,570.25$$
$$\sum\alpha = 2\,167\,364.88\ [S/.]$$

Sumatoria de cargos por peajes de transmisión:

$$\sum\beta = M_{SPT} + M_{SST\ AD10} + M_{SST\ AD15} + M_{SST\ DUP}$$
$$\sum\beta = 845\,757.90 + 38\,270.56 + 22\,777.21 + 4\,021.29$$
$$\sum\beta = 910\,826.96\ [S/.]$$

Sumatoria de cargos por distribución:

$$\sum\phi = AP + CF$$
$$\sum\phi = 2820 + 14.04$$
$$\sum\phi = 2\,834.04\ [S/.]$$

Factor FISE:

$$P_{FISE} = \frac{(2\ 167\ 364.88 + 910\ 826.96 + 2\ 834.04 + 98\ 502.59)\ x\ (1.032 - 1)\ x\ (100)}{15\ 174\ 687.20}$$

$$P_{FISE} = 0.6705\ [Ctm.S//kWh]$$

Monto por recargo FISE:

$$M_{FISE} = 15\ 174\ 687.20\ .\frac{0.6705}{100}$$

$$M_{FISE} = 101\ 746.28\ [S/.]$$

3.4.9. Cálculo de Facturación por MCSA

La compensación por Mecanismos y Sistemas Aislados (MCSA) se determina en función del valor de la Unidad Impositiva Tributaria (UIT) vigente en el año de facturación mostrado en la **Tabla 10** y de la energía mensual reflejada en la barra BRG (MWh).

Tabla 10

Valor de la UIT en Perú

PERIODO	UIT(S/)	BASE_LEGAL
2020	4300	D.S._N_380-2019-EF
2021	4400	D.S._N_392-2020-EF
2022	4600	D.S._N_398-2021-EF
2023	4950	D.S._N_309-2022-EF
2024	5150	D.S._N_309-2023-EF
2025	5350	D.S._N_260-2024-EF

Fuente. Ministerio de Economía y Finanzas (MEF)

El factor de recargo por MSCA, reemplazando valores en la formula (12)

$$F_{MCSA} = 5150\ x\ 0.002$$

$$F_{MCSA} = 10.3$$

Reemplazando los valores de energía "$E_{\text{Cachimayo138}}$" y peaje "F_{MCSA}" en la ecuación (11) para obtener el monto facturado por MSCA:

$$M_{MCSA} = 15\ 174.69\ x\ 10.3$$

$$M_{MCSA} = 156\ 299.28\ [S/.]$$

3.5. Desarrollo del Modelo de Facturación en SQL Server y Power BI

El cálculo de la facturación correspondiente al mes de julio-2024 se realizó inicialmente de manera manual con el fin de verificar la consistencia de los procedimientos y asegurar la validez de los resultados. No obstante, con el propósito de ampliar el análisis a varios meses (enero - diciembre) del 2024 y optimizar el tiempo de procesamiento, se implementó un modelo automatizado de facturación empleando SQL Server como motor de base de datos y Power BI como herramienta de visualización y análisis.

Este modelo no constituye el núcleo de la presente investigación, sino un recurso complementario que permitió automatizar tareas repetitivas, reducir la probabilidad de errores en el procesamiento manual y facilitar la actualización de los resultados en distintos periodos de facturación. En consecuencia, se logró disponer de una herramienta flexible y escalable que respalda el análisis de los indicadores de estudio, sin desviar el foco de los objetivos principales de la investigación.

3.5.1. Base de datos

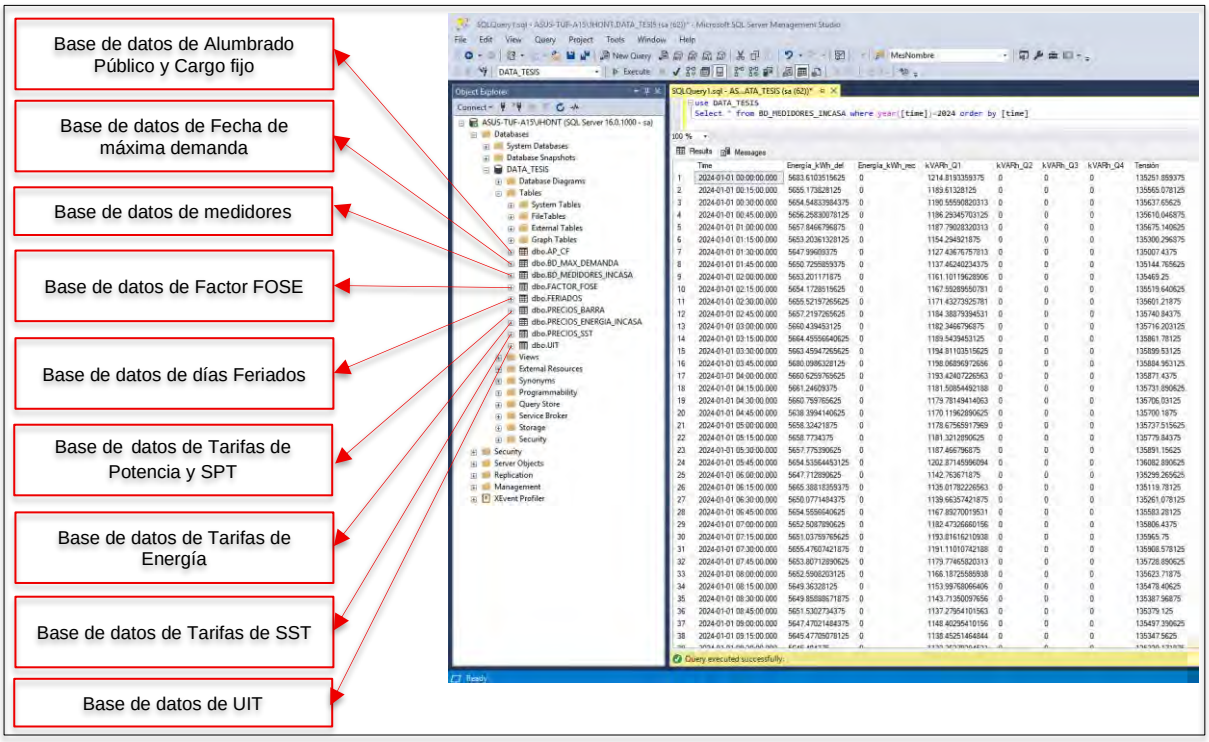
El primer paso para el desarrollo del modelo de facturación en SQL Server consistió en la definición y estructuración de la base de datos, donde se almacenó la información necesaria para automatizar el proceso de cálculo. En la **Figura 25** se muestra el panel de visualización de las bases de datos implementadas, que contienen los conjuntos de datos para la ejecución del modelo. A continuación, se describen sus principales componentes:

- Base de datos de medidores: Almacena los registros de consumo de energía activa, energía reactiva y tensión en intervalos de 15 minutos, correspondientes al periodo comprendido entre el 1 de enero y el 31 de diciembre de 2024.
- Base de datos de tarifas de energía: Contiene las tarifas de energía aplicables en HP y HFP, así como los factores de actualización del precio de la energía, determinados por el precio del gas natural y el índice de precios al productor de los Estados Unidos.
- Base de datos de Tarifas de Potencia y SPT: Registra las tarifas mensuales y ponderadas de potencia, así como las tarifas de conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT), tanto mensuales como ponderadas.

- Base de datos de Tarifas de SST: Incluye los peajes acumulados y cargos unitarios para área de demanda 10 y 15, los factores de actualización correspondientes, y los peajes actualizados y ponderados para cada mes de facturación.
- Base de datos de Factor FOSE: Contiene los factores del Fondo de Compensación Social Eléctrica (FOSE) mensualizados, sus valores ponderados.
- Base de datos de Fechas de máxima demanda del SEIN: Registra la fecha exacta y el valor de la máxima potencia coincidente en el SEIN.
- Base de datos de Feriados: Almacena las fechas de los feriados nacionales junto con el motivo o conmemoración correspondiente.
- Base de datos de UIT: Contiene el valor anual de la Unidad Impositiva Tributaria (UIT) expresado en soles y la base legal que respalda su publicación.
- Base de datos de Alumbrado público y cargo fijo: Incluye los montos de facturación del servicio de alumbrado público y al cargo fijo atribuible a la distribución eléctrica.

Figura 25

Bases de datos de facturación en SQL



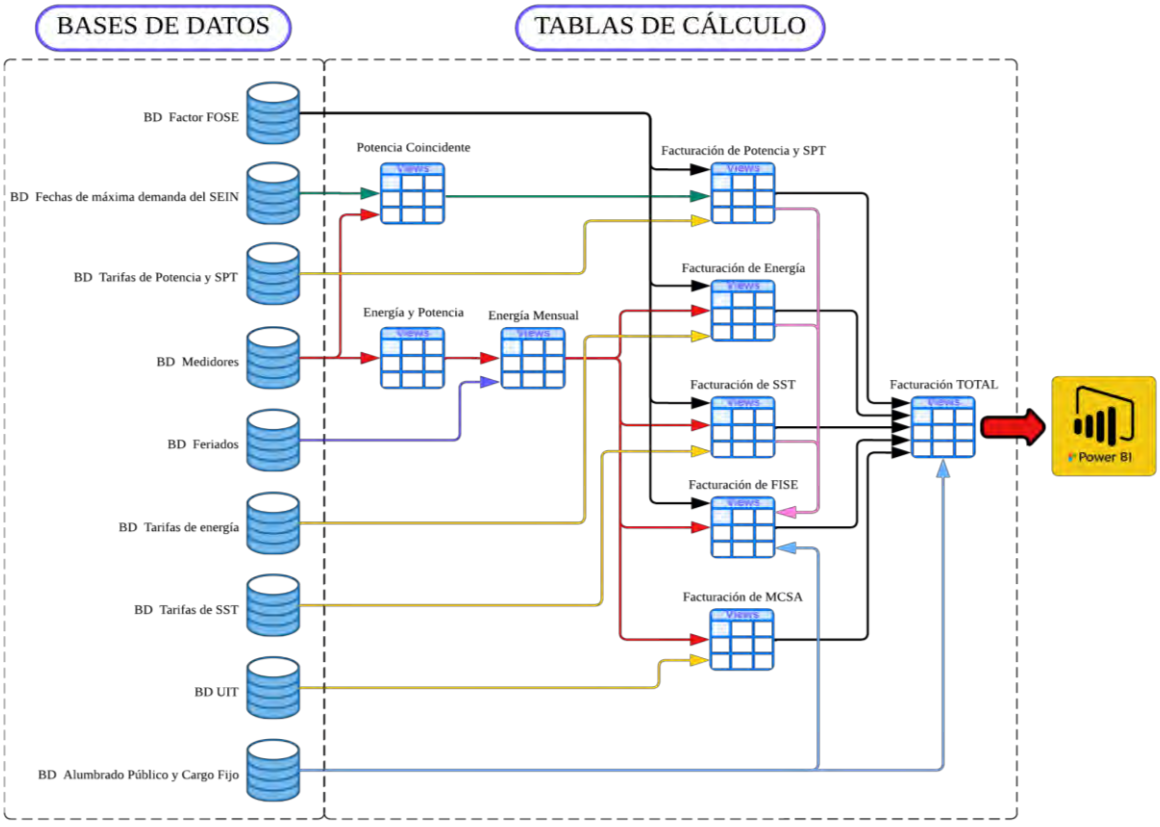
Fuente. Elaboración propia

3.5.2. Flujograma de Base de datos en SQL para facturación

En la **Figura 26** se muestra el flujograma de operación en SQL del proceso de cálculo de facturación, donde se identifican las bases de datos de entrada que conforman las fuentes crudas de información (medidores, tarifas, calendario de feriados, factores, entre otros). En la siguiente etapa se encuentran las vistas de cálculo, donde se realizan las operaciones y relaciones entre tablas, como el cálculo de potencia coincidente y energía mensual. Posteriormente, se generan las vistas de facturación (Potencia, Energía, SST, FISE y MCSA), las cuales reciben datos tanto de las vistas intermedias como de las bases de datos de tarifas y factores. Finalmente, todas las facturaciones se consolidan en la vista “Facturación TOTAL”, que integra el detalle completo de los conceptos facturados como energías, potencia y cargos adicionales, esta tabla constituye la fuente principal de información para la visualización y análisis en los dashboard en Power BI.

Figura 26

Arquitectura de flujo de datos en SQL para cálculo de facturación



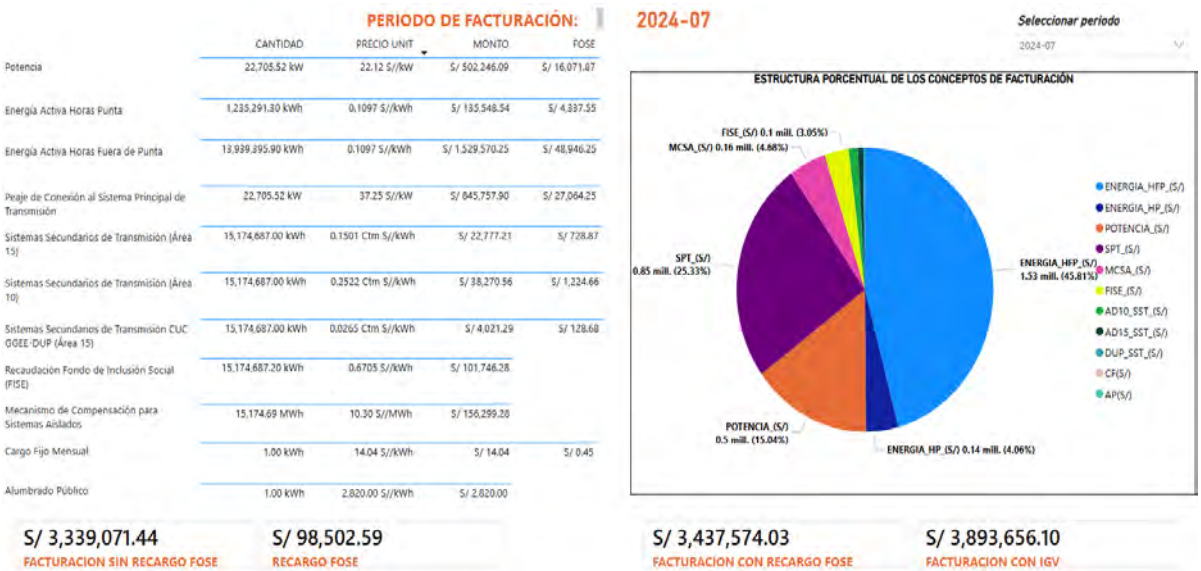
Fuente. Elaboración propia

3.5.3. Dashboard de Facturación en Power BI

Una vez generado la tabla “Facturación TOTAL” en SQL, esta data es importada y enlazada al Power BI para generar la visualización de la **Figura 27** donde se observa el panel de la facturación mensual consolidada para los años 2020 - 2024 con una opción de seleccionar el mes de interés, que para nuestro caso de estudio en el año 2024. En el dashboard se detallan las cantidades físicas y los precios unitarios por concepto (p. ej. Potencia, Energía HP, Energía HFP, Peaje de Conexión, SST, FISE, MCSA, Alumbrado y cargos fijos), junto con los montos parciales calculados; también se muestran los totales clave (facturación sin recargo FOSE, recargo FOSE, facturación con recargo y facturación con IGV). A la derecha, la representación gráfica (gráfico de torta) visualiza la estructura porcentual de los conceptos facturados, facilitando la identificación rápida de los componentes más relevantes del importe final de la facturación. Para la verificación de los montos de facturación de los conceptos de Potencia y Peaje por Conexión al SPT podemos recurrir a la Valorización de Potencia que realiza el COES **(Anexo 7)**, donde podemos identificar la cantidad de potencia atribuida a Industrias Cachimayo, así como el precio de Potencia (S/ /kW-mes) y el Peaje Unitario del SPT (S/ /kW-mes) y respaldar los montos mostrados en este capítulo.

Figura 27

Dashboard de facturación mensual 07-2024



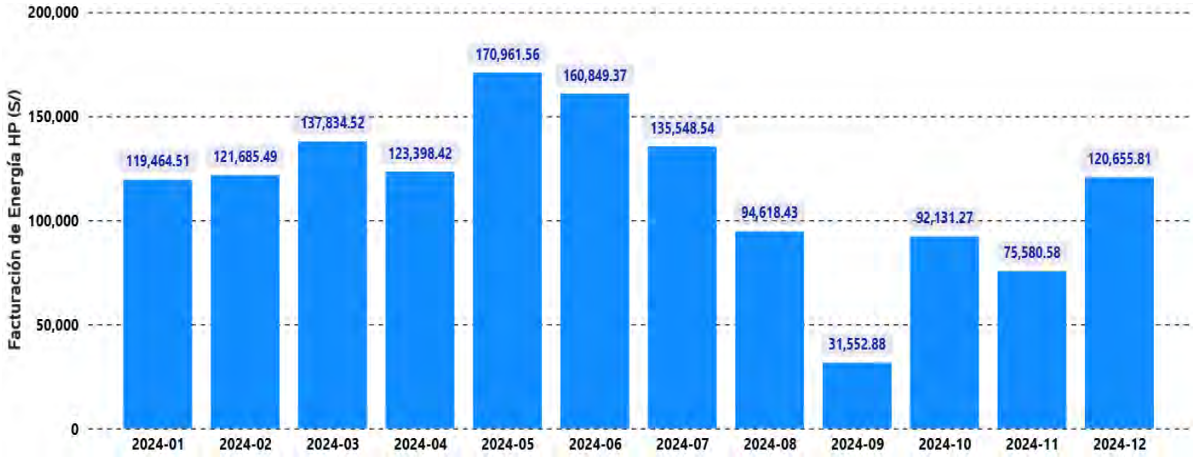
Fuente. Elaboración propia

3.6. Resultados del diagnóstico: estructura de participación de cada concepto de facturación

El modelo de facturación en SQL Server y Power nos facilita el cálculo de facturación masiva, a continuación, se presenta la evolución de los montos de facturación por concepto de manera mensual para el año 2024 de INCASA obtenidos de dicho modelo de facturación.

Figura 28

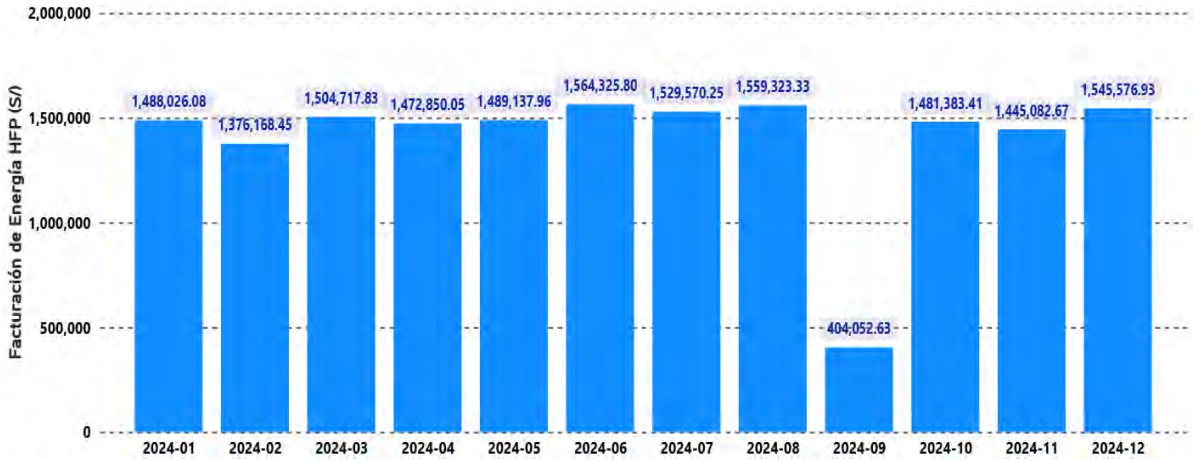
Evolución de los montos de facturación de Energía HP



Fuente. Elaboración propia

Figura 29

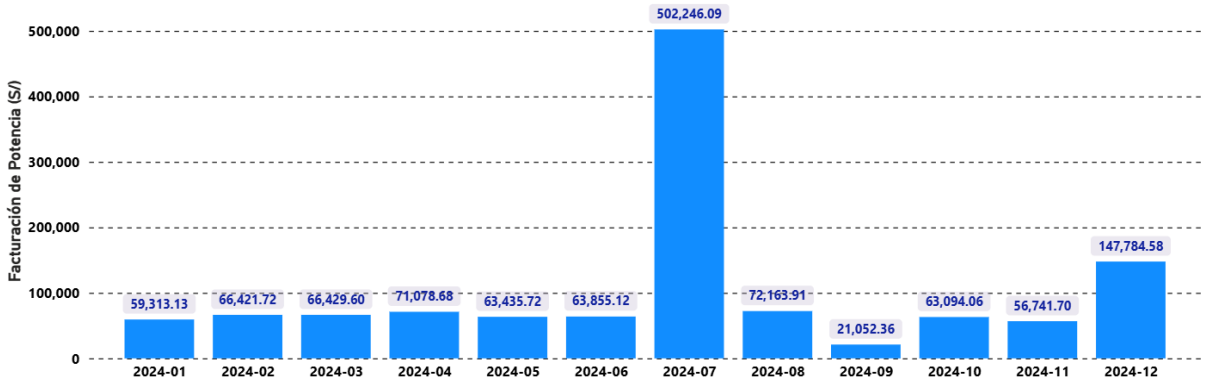
Evolución de los montos de facturación de Energía HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 30

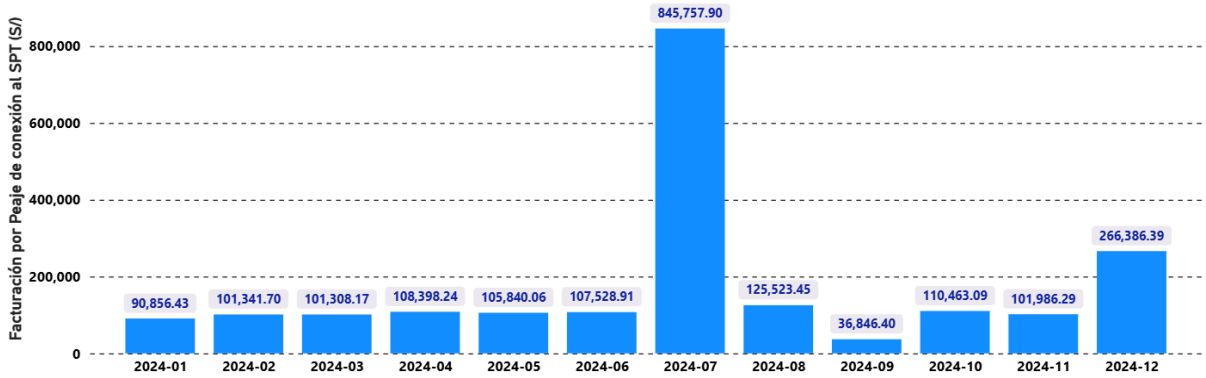
Evolución de los montos de facturación de Potencia



Fuente. Elaboración propia

Figura 31

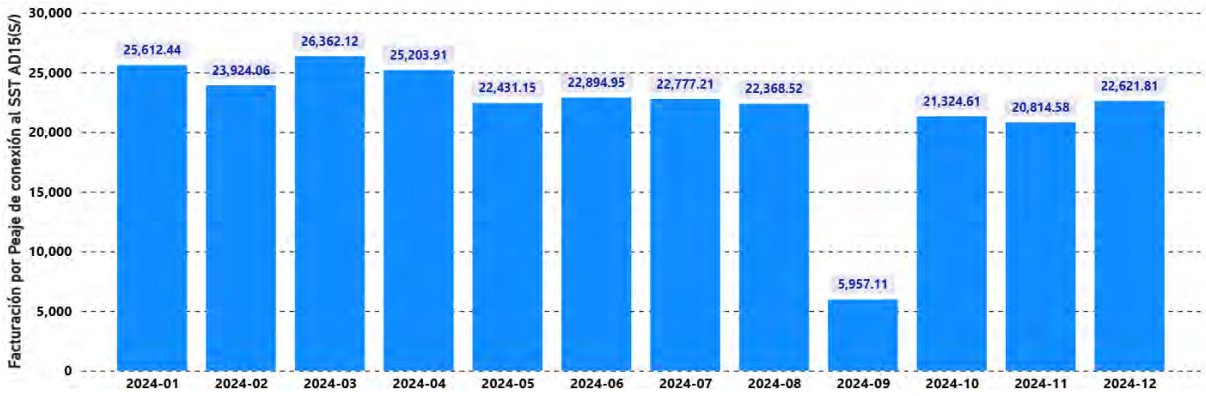
Evolución de los montos de facturación de conexión al SPT



Fuente. Elaboración propia

Figura 32

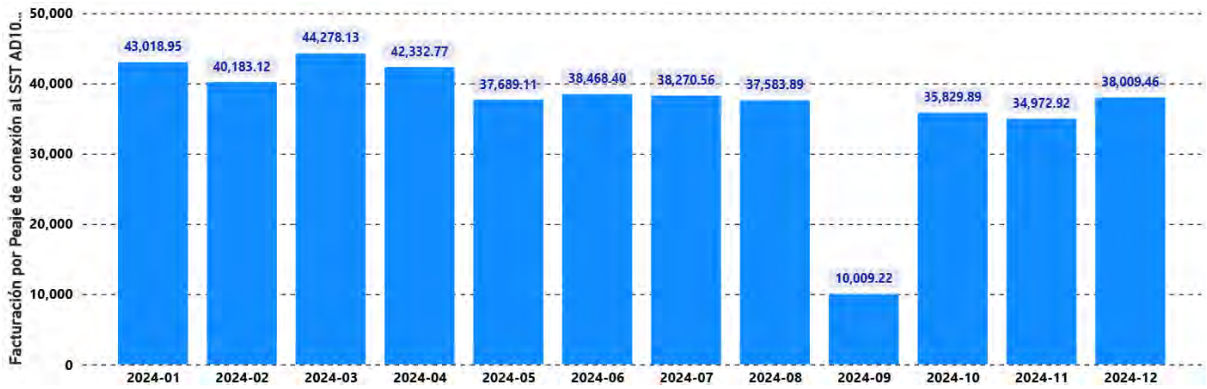
Evolución de los montos de facturación de conexión al SST AD15



Fuente. Elaboración propia

Figura 33

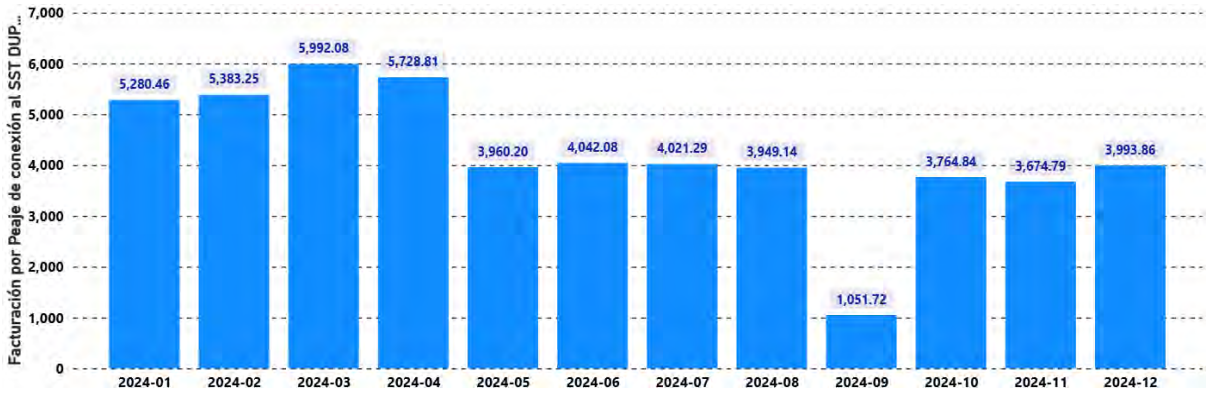
Evolución de los montos de facturación de conexión al SST AD10



Fuente. Elaboración propia

Figura 34

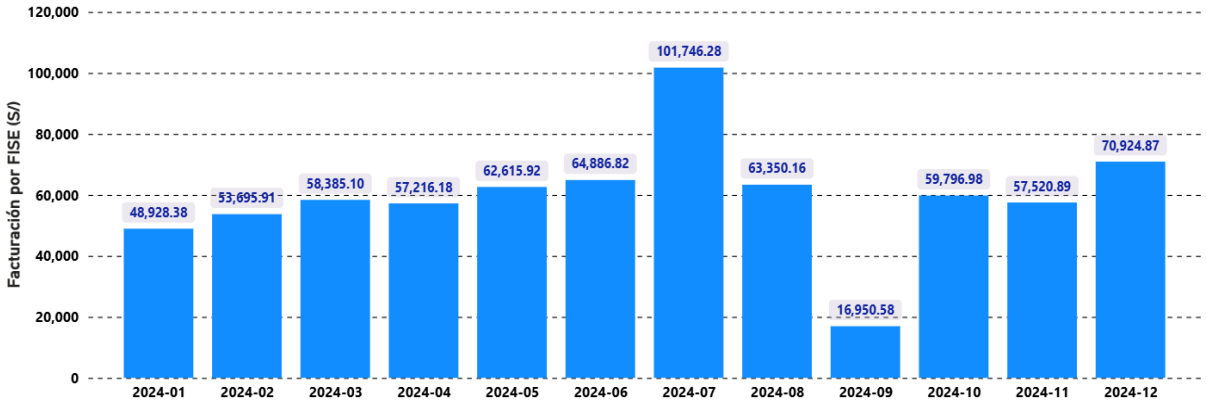
Evolución de los montos de facturación de peaje de conexión al SST DUP



Fuente. Elaboración propia

Figura 35

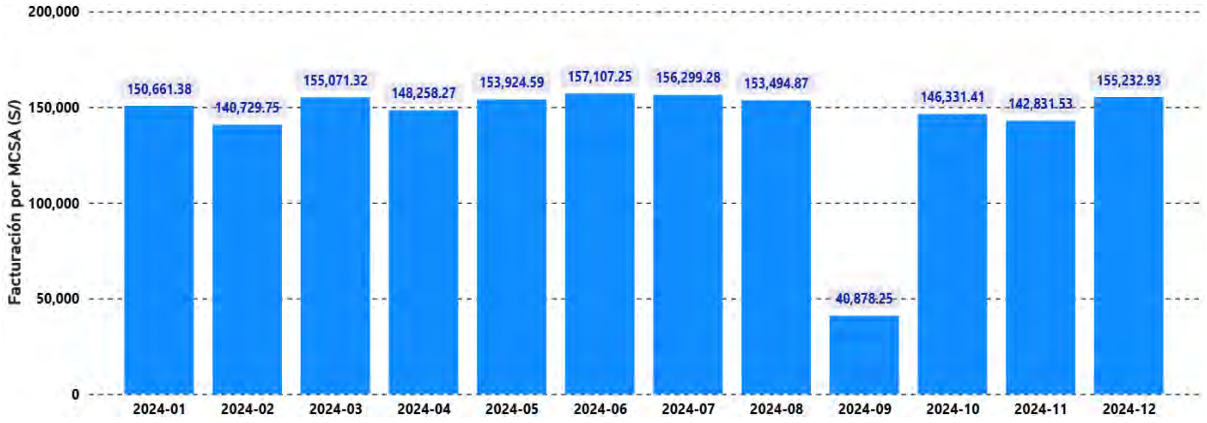
Evolución de los montos de facturación de FISE



Fuente. Elaboración propia

Figura 36

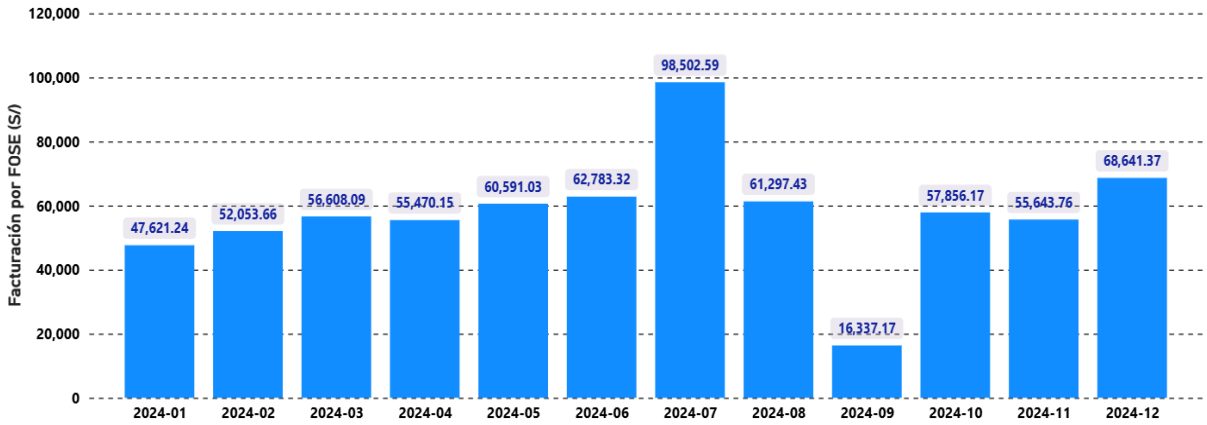
Evolución de los montos de facturación de MCSA



Fuente. Elaboración propia

Figura 37

Evolución de los montos de facturación de FOSE



Fuente. Elaboración propia

En las **Figuras 28 - 37** se observa que las series muestran una estacionalidad relativa durante la mayor parte del año y, simultáneamente, la presencia de eventos atípicos que concentran montos elevados en meses concretos (en particular julio) y montos menores en septiembre, alterando la estructura porcentual de participación de los conceptos en el total facturado. En concordancia al perfil de consumo de energía de la **Figura 19** el mes de septiembre hay menos consumo de energía por mantenimiento de la planta y por ende el

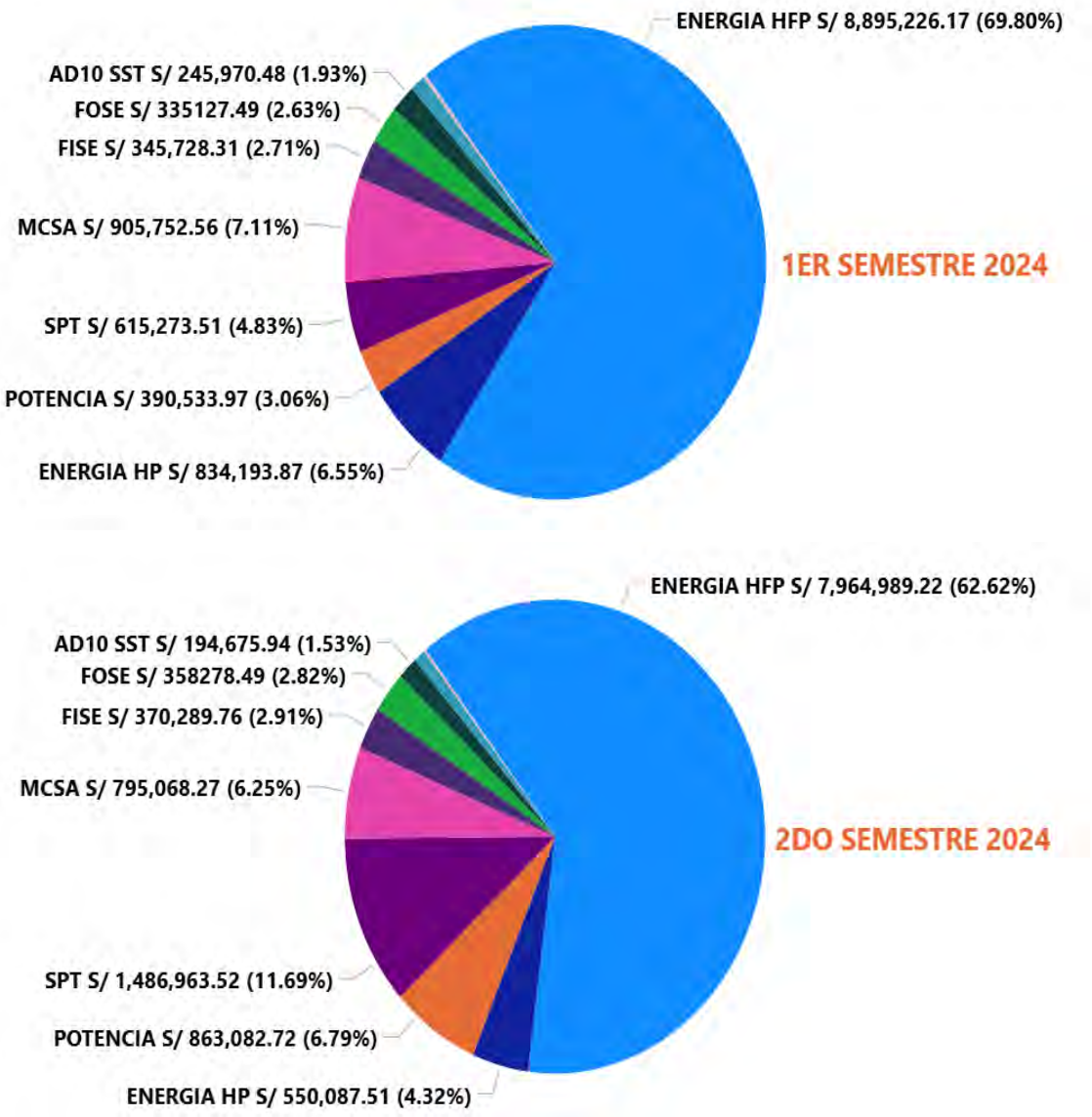
monto de facturación es menor que en otros meses, en cambio para el mes de julio la energía consumida por el cliente libre es similar al consumo promedio de los meses del primer semestre, entonces, el monto facturado se elevó en dicho mes debido al consumo de la potencia coincidente que lo evidencia la **Figura 20** por lo que los conceptos afectados son todos aquellos que en su cálculo son dependientes de la potencia coincidente, como la Potencia, Peaje de conexión al SPT, FISE y FOSE en los cuales se evidencia el aumento del monto de facturación para el mes de julio según las **Figuras 30**, **31**, **35** y **37** respectivamente.

El análisis cuantitativo revela que la facturación por Potencia en julio (S/ 502 246.09) es mayor en un 673.6 % que el promedio de enero - junio (S/ 64 922), mientras que el peaje SPT en julio (S/ 845 757.90) aumenta 724.8 % respecto a su promedio de enero - junio (102 546 S/). Los cargos regulados muestran comportamientos similares, pero en menor medida: FISE asciende en julio hasta S/ 101 746.28, con un incremento de 317 % frente a su promedio de enero - junio (S/ 24 396), y FOSE llega a S/ 98 502.59, con un aumento de 77.3 % respecto a su promedio de los meses enero - junio (S/ 55 571). Estos incrementos no sólo elevan el monto total del mes afectado, sino que, por su magnitud relativa, alteran las porciones en los diagramas de torta: la porción correspondiente a Potencia y SPT crece de forma desproporcionada como se parecía en la **Figura 39** para el periodo 2024-07.

Desde un punto de vista operativo y de política tarifaria, dichos picos son claramente evitables o mitigables con una correcta gestión de la demanda mediante almacenamiento (BESS) combinado con predicción de la máxima demanda coincidente del SEIN con modelos de Machine Learning. En un escenario operativo efectivo, la potencia coincidente del usuario libre puede disminuir o incluso mitigarse reduciendo así los conceptos que dependen de esta.

Figura 38

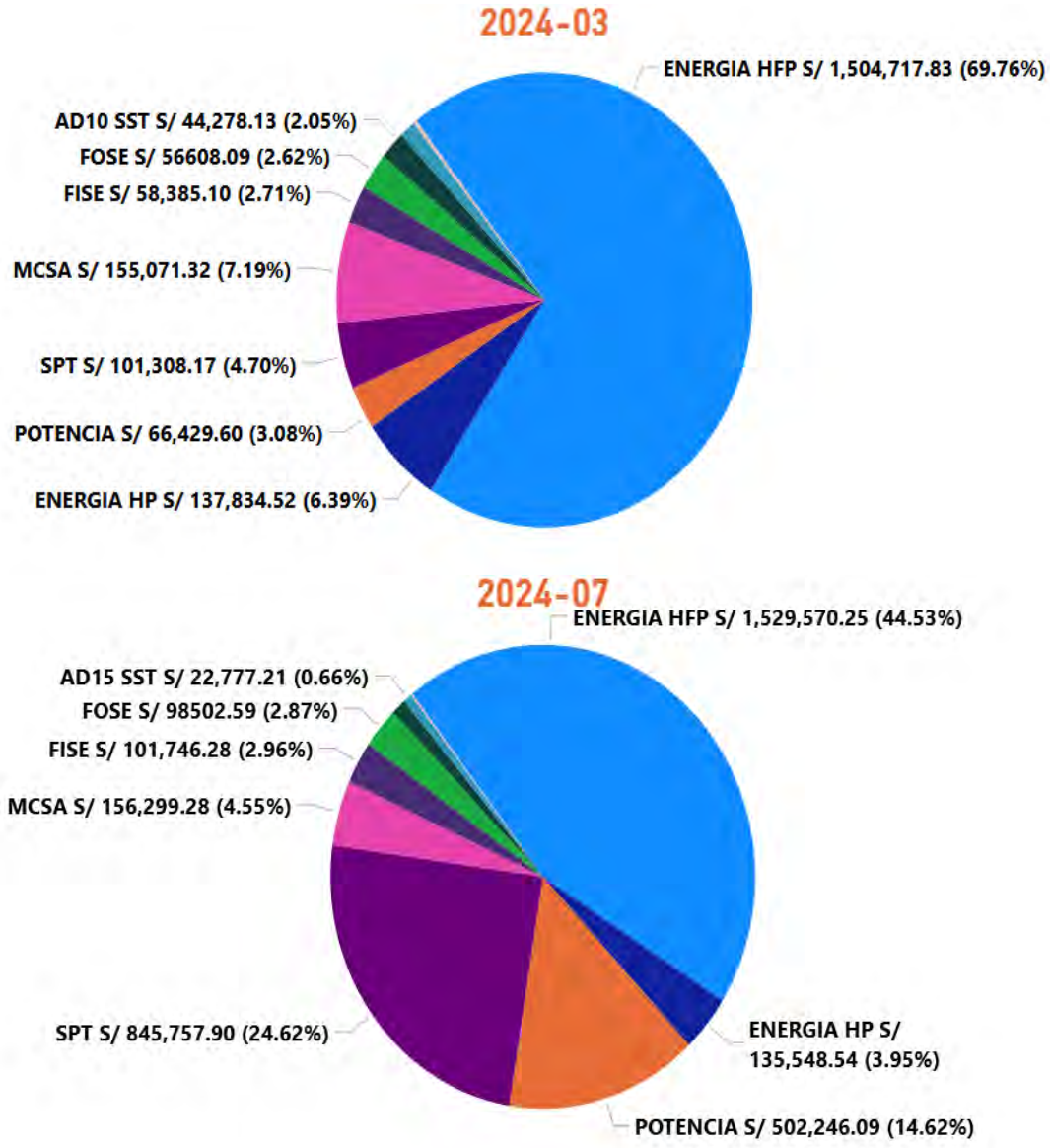
Porcentaje de participación por concepto de facturación del 1er y 2do semestre del 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 39

Porcentaje de participación por concepto de facturación marzo y julio - 2024



Fuente. Elaboración propia

CAPÍTULO IV: PREDICCIÓN DE LA DEMANDA DEL SEIN MEDIANTE MACHINE LEARNING

4.1. Introducción

En el presente capítulo se aborda la predicción de la demanda diaria del Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) mediante el uso de redes neuronales artificiales. La predicción de la demanda eléctrica es una actividad crítica para la planificación del horario de descarga del BESS en hora punta. Este estudio emplea datos históricos de demanda ejecutada y las programaciones diarias y semanales publicadas por el COES, junto con variables de calendario (día de la semana, feriado, tiempo). Con esta información se entrena y valida un modelo de red neuronal diseñado específicamente para pronosticar la demanda con horizonte diario. El objetivo de este capítulo es presentar el diseño, entrenamiento y evaluación de la red neuronal, mostrando su desempeño frente a métricas estándar como el MAPE y analizando las condiciones bajo las cuales el modelo ofrece predicciones confiables. Finalmente, se presentan los resultados cuantitativos y visuales que sustentan las conclusiones sobre la aplicabilidad del modelo en la gestión de demanda.

4.2. Importancia de la Predicción de la Demanda del SEIN

La predicción exacta de la hora de máxima demanda diaria constituye un elemento fundamental en la gestión de demanda energética de INCASA, ya que permite una operación inteligente del sistema de almacenamiento BESS. En el contexto de clientes libres conectados al SEIN, la coincidencia con la máxima demanda nacional tiene un impacto económico significativo, puesto que determina los cargos relacionados con la potencia coincidente como los conceptos de Potencia, Peaje de Conexión al SPT, FISE y FOSE. Anticipar el horario en el que se presenta el pico diario de demanda posibilita una descarga programada y precisa del BESS, evitando el consumo de energía proveniente del SEIN durante ese periodo.

Desde una perspectiva operativa, la predicción diaria de la hora pico permite que INCASA ajuste dinámicamente la estrategia de descarga del BESS, de modo que cada día el sistema libere su energía justo antes y durante la hora de máxima demanda prevista. Esta

acción reduce la potencia activa registrada en el punto de suministro, disminuyendo los costos vinculados a la potencia coincidente y evitando costos adicionales relacionados a este. Además, el modelo predictivo basado en redes neuronales aprovecha los pronósticos diarios y semanales publicados por el COES, para identificar de forma inteligente los momentos de mayor probabilidad de ocurrencia del pico diario.

4.3. Procesamiento y Estructuración de Datos Históricos de Entrenamiento

4.3.1 Fuentes de Información

- Datos históricos de programación diaria, semanal

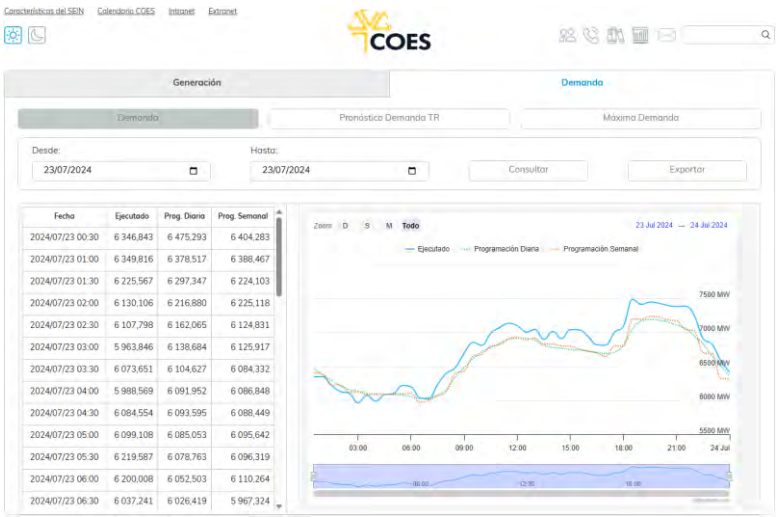
El COES emite las programaciones diarias en su portal web con 24 horas de anticipación y la programación semanal con una semana de anticipación en pulsos de 30 minutos, estos datos a medida que pasa el tiempo el COES emite reajustes de manera periódica, es importante considerar los pulsos más actualizados a la fecha de predicción ya que este último tienen datos más reales.

- Datos históricos de la demanda ejecutada

El COES publica los datos de la demanda ejecutada con 30 minutos de retraso al tiempo real, esta demanda es reajustada al finalizar el día.

Figura 40

Consulta de la demanda del SEIN, portal COES



Fuente. Portal web COES

- Temperaturas

Las temperaturas tomadas como referencia son de: Lima, Arequipa, Trujillo, Piura, Cusco, Moquegua, Ica y son obtenidos del sitio web “https://open-meteo.com/en/docs”

Figura 41

Sitio web Open-Meteo para consultas meteorológicas



Fuente. Portal web Open-Meteo

4.3.2 Limpieza y Consistencia de Datos

- Programa Diario y Semanal vs Demanda Ejecutada del SEIN

Si bien es cierto que las programaciones diaria y semanal tiene un grado de asertividad a la demanda ejecutada en la **Figura 40**, no siempre se da el caso, por lo que esta información es un dato de entrada que requiere de análisis

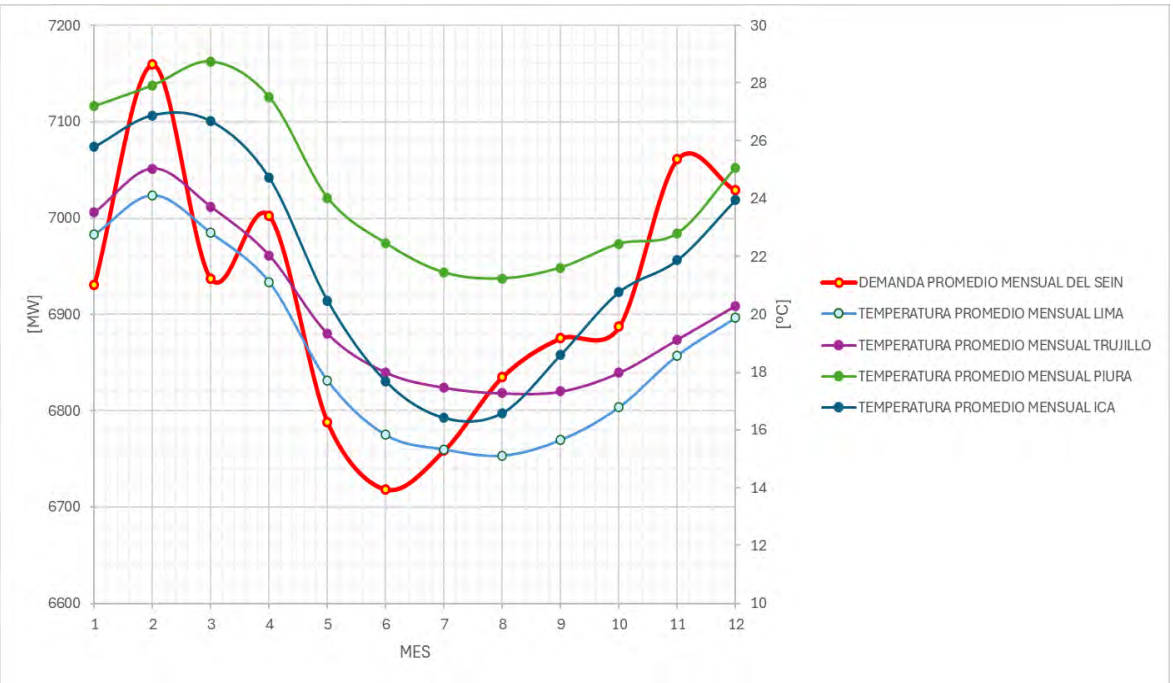
- Correlación Entre la Temperatura y la Demanda Eléctrica

La demanda eléctrica presenta una relación estrecha con las condiciones climáticas, siendo la temperatura ambiental uno de los factores más influyentes. A medida que la temperatura se eleva, el uso de equipos de refrigeración y ventilación incrementa el consumo energético en el SEIN; de forma opuesta, temperaturas bajas pueden incrementar el uso de calefactores o sistemas de resistencia eléctrica. Por ello, el análisis de la correlación entre

ambas permite identificar patrones de comportamiento y cuantificar la sensibilidad de la demanda ante variaciones térmicas.

Figura 42

Correlación mensual entre la temperatura y demanda eléctrica del SEIN



Fuente. Elaboración propia

4.3.3 Estructura Final de la Base de Datos

La base de datos final está organizada con resolución de 30 minutos y cubrirá el periodo desde 2021 hasta la fecha de cierre del estudio. El objetivo de esta estructura es proveer un único índice temporal uniforme (Fecha) que permita alinear las distintas fuentes y pronósticos del COES diario y semanal, la demanda ejecutada del SEIN y las series meteorológicas de temperatura, generar las variables de entrada necesarias para la red neuronal encargada de predecir el momento del pico diario. Todos los registros estarán en zona horaria América/Lima y en formato de fecha y hora ISO (DD-MM-YYYY HH:MM), con la columna de fecha funcionando como índice temporal del dataset; para que los datos sean reconocidos por Python tendrá el siguiente esquema:

Tabla 11

Estructura de la base de datos de entrenamiento

Columna	Tipo	Descripción
FECHA	Datetime (index)	Timestamp 30 min, América/Lima
TEM. LIMA	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
TEM. AREQUIPA	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
TEM. TRUJILLO	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
TEM. PIURA	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
TEM. CUSCO	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
TEM. MOQUEGUA	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
TEM. ICA	float (°C)	Temperatura interpolada a 30 min
PROG. DIARIA	float (MW)	Pronóstico horario diario
PROG. SEMANAL	float (MW)	Pronóstico horario semanal
EJECUTADO	float (MW)	Demanda real 30 min

Fuente. Elaboración propia

A continuación, se muestra un ejemplo de la base de datos diseñada y utilizada en el proceso de entrenamiento de la red neuronal artificial:

Tabla 12

Ejemplo de registro de la base de datos de entrenamiento

FECHA	TEM. LIMA	TEM. AREQUIPA	TEM. TRUJILLO	TEM. PIURA	TEM. CUSCO	TEM. MOQUEGUA	TEM. ICA	PROG. DIARIA	PROG. SEMANAL	EJECUTADO
1/1/2024 00:00	20.4	15.3	21	22.4	11.7	16.8	21.6	6381.67006	6396.77912	6262.7390
1/1/2024 00:30	20.4	15.3	21	22.4	11.7	16.8	21.6	6170.71868	6175.54874	6145.3502
1/1/2024 01:00	20.3	15.3	20.8	22	11.5	16.8	20.9	6093.48662	6207.98391	6148.5621
1/1/2024 01:30	20.3	15.3	20.8	22	11.5	16.8	20.9	6007.74609	6010.15217	6076.5106
1/1/2024 02:00	20.1	14.9	20.7	21.7	11.3	17.6	20.3	5901.72874	6009.38712	5948.7346
1/1/2024 02:30	20.1	14.9	20.7	21.7	11.3	17.6	20.3	5834.75619	5852.59684	5864.0908
1/1/2024 03:00	20.1	13.6	20.8	21.5	11.1	16.9	19.7	5771.98647	5864.29018	5756.6507
1/1/2024 03:30	20.1	13.6	20.8	21.5	11.1	16.9	19.7	5710.62884	5599.31385	5672.2691
1/1/2024 04:00	19.9	13.8	20.9	21.3	11	16.6	19.4	5646.81531	5589.88326	5632.4112
1/1/2024 04:30	19.9	13.8	20.9	21.3	11	16.6	19.4	5618.31368	5592.55658	5591.7219
1/1/2024 05:00	19.9	11.4	20.8	21.1	10.7	16.9	19.3	5558.95256	5615.96087	5551.9964
1/1/2024 05:30	19.9	11.4	20.8	21.1	10.7	16.9	19.3	5445.84108	5498.67536	5492.2176
1/1/2024 06:00	20	12.5	20.7	21	10.7	17.1	19.3	5315.44214	5514.23709	5310.8787
1/1/2024 06:30	20	12.5	20.7	21	10.7	17.1	19.3	5204.00862	5304.39226	5053.5202
1/1/2024 07:00	20.4	16.3	21.4	21.7	11	19.5	19.9	5135.22424	5386.95544	4980.6912

Fuente. Elaboración propia

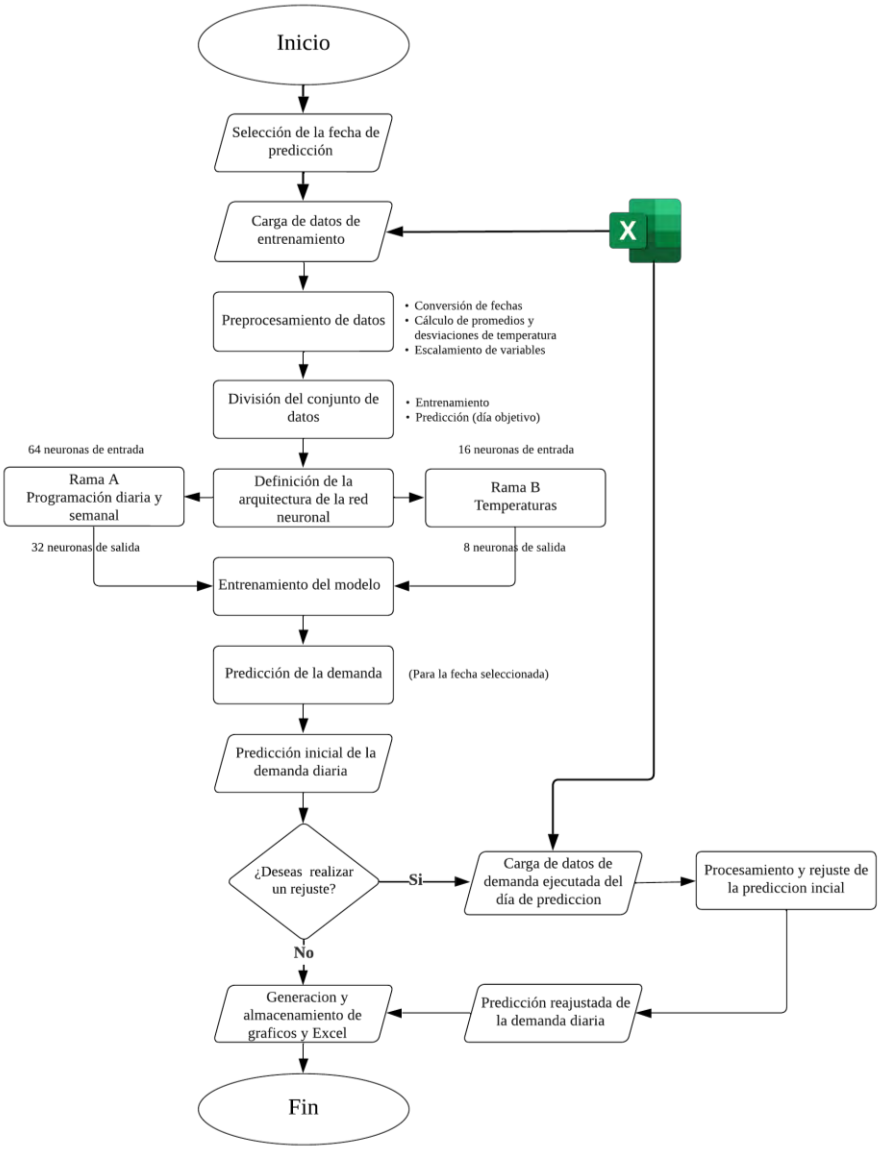
Estos datos organizados y normalizados constituyen el input para la red neuronal implementada en Python. Con el fin de reducir labores manuales y garantizar la actualización periódica de las series meteorológicas, se desarrolló un módulo en Python que automatiza la descarga de temperaturas desde la plataforma Weather Forecast mediante su API pública.

Es importante señalar que, a la fecha del estudio, no está disponible un servicio de API pública del COES para la extracción automatizada de los programas diarios, semanales ni de la demanda ejecutada; por tanto, dichos ficheros deben obtenerse manualmente desde el portal del COES y ubicarse en la carpeta de entrada del proceso. El flujo automatizado toma las temperaturas descargadas, incorpora los archivos COES (descargados manualmente) que servirá como entrada al modelo predictivo.

4.4. Diseño del Modelo de Red Neuronal en Python

Figura 43

Flujograma de la estructura de programación



Fuente. Elaboración propia

La **Figura 38** muestra la estructura general del funcionamiento secuencial del algoritmo de programación implementada para la predicción de la demanda del SEIN de manera diaria y evaluar el intervalo probable de la máxima demanda del SEIN, el código de programación se muestra detallado dentro del Anexo 4.

4.4.1. Selección de la Fecha de Predicción y Carga de Datos de Entrenamiento

En esta etapa se solicita al usuario ingresar manualmente la fecha de predicción mediante una interfaz gráfica simple desarrollada con la librería tkinter, lo que permite automatizar la selección del día objetivo. Posteriormente, el programa carga el archivo de datos históricos de demanda y temperatura desde un archivo Excel que contiene dicha información. Los datos incluyen la demanda ejecutada, proyecciones diarias y semanales, así como registros de temperatura de distintas zonas del país (Lima, Trujillo, Piura e Ica). Esta información constituye la base del conjunto de entrenamiento del modelo.

4.4.2. Procesamiento de Datos

El procesamiento de datos tiene como objetivo preparar la información para su uso en la red neuronal.

Primero, las fechas son convertidas al formato datetime (dd/mm/yy hh:mm) para garantizar la correcta indexación temporal. Luego, se calculan los promedios y desviaciones estándar móviles de las temperaturas regionales dentro de una ventana de 15 días (equivalente a 720 registros de 30 minutos). Estos parámetros térmicos agregados permiten capturar la influencia gradual de las condiciones climáticas sobre la demanda.

Finalmente, todas las variables de entrada son escaladas mediante la técnica Min - Max, asegurando que sus valores se encuentren en un rango común entre 0 y 1, lo que mejora la estabilidad y el desempeño del entrenamiento del modelo.

4.4.3. División del Conjunto de Datos

Una vez preprocesada la información, el conjunto de datos se divide en dos partes:

Conjunto de entrenamiento, que incluye todos los registros anteriores a la fecha de predicción seleccionada. Conjunto de predicción, que contiene los 48 intervalos correspondientes al día a predecir en intervalos de 30 minutos.

De esta forma, el modelo se entrena con datos históricos y se utiliza el conjunto correspondiente al día objetivo para generar las predicciones de la demanda.

4.4.4. Arquitectura de la Red Neuronal

El modelo implementado es una red neuronal, compuesta por dos ramas de entrada:

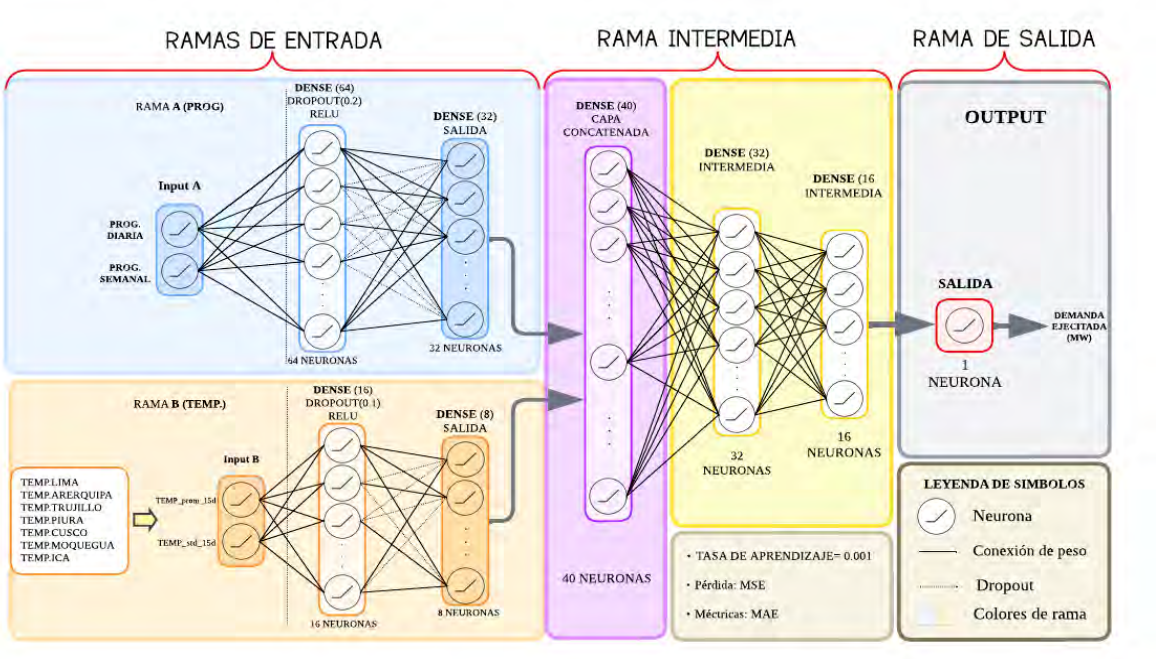
Rama A (Proyecciones): recibe dos variables, proyección diaria y semanal, pasa por capas con 64 y 32 neuronas, y una capa de Dropout del 20% para prevenir sobreajuste.

Rama B (Temperaturas): recibe las variables de temperatura procesadas (promedio y desviación estándar), pasando por capas de 16 y 8 neuronas, con un Dropout del 10%.

Ambas ramas son posteriormente concatenadas, generando una capa combinada que atraviesa capas adicionales de 32 y 16 neuronas antes de llegar a la capa de salida, que entrega la predicción de la demanda eléctrica (MW). El modelo utiliza el optimizador Adam con una tasa de aprendizaje de 0.001 y la función de pérdida Error Cuadrático Medio (MSE), además de la métrica MAE (Error Absoluto Medio) para el seguimiento del desempeño.

Figura 44

Arquitectura de la Red Neuronal



Fuente. Elaboración propia

4.4.5. Entrenamiento del Modelo

El entrenamiento se realiza sobre los datos históricos seleccionados antes de la fecha objetivo. El modelo se entrena durante 25 épocas con un tamaño de lote (batch size) de 256 y una división del 10% de los datos para validación interna. Durante este proceso, el modelo ajusta los pesos de las conexiones neuronales para minimizar el error cuadrático medio entre la demanda ejecutada real y la demanda predicha, optimizando así su capacidad de generalización para nuevos datos.

4.4.6. Predicción Inicial de la Demanda Diaria

Con el modelo entrenado, se realiza la predicción para los 48 intervalos de media hora correspondientes al día seleccionado.

Para mejorar la precisión, se aplica un ajuste inicial basado en la tendencia del día anterior: se calcula un delta (variación promedio de demanda) que se suma a la predicción base y se pondera con los valores reales del día anterior, combinando ambas fuentes con un peso 1 a 2. Este procedimiento corrige posibles desplazamientos sistemáticos y suaviza la transición entre días consecutivos.

4.4.7. Decisión de Reajuste de la Demanda Diaria

Finalmente, el algoritmo solicita al usuario confirmar si desea realizar un reajuste con datos reales del día en curso, provenientes de la hoja TIEMPO_REAL del archivo Excel.

Si se aprueba el reajuste, el sistema compara las predicciones iniciales con los valores reales disponibles, detecta intervalos faltantes o duplicados, y calcula un error ponderado que se aplica a los intervalos futuros.

El resultado es una predicción reajustada, más cercana a las condiciones reales del sistema, la cual se guarda en un nuevo archivo Excel y se representa gráficamente junto a las curvas de proyección y demanda ejecutada.

4.5. Entrenamiento y Validación del Modelo Predictivo

Las pruebas del modelo de red neuronal se realizaron para el año 2023, enfocándose en su capacidad para identificar la hora en que ocurre pico en los días de máxima demanda.

Este aspecto es fundamental porque el objetivo operativo es programar el inicio de descarga del BESS de forma que capture el pico máximo de demanda.

Se ejecutó una simulación sobre los días de máxima demanda registrados en 2023 y se compararon las horas ejecutadas con las horas predichas por el modelo de red neuronal. En la **Tabla 13** se muestran las fechas, la hora observada de máxima demanda, la hora predicha y la diferencia (predicción − observación)

Tabla 13

Resultados de entrenamiento de la red neuronal en el año 2023

Fecha de máxima demanda	Hora máxima demanda	Hora predicha	Diferencia
10/01/2023	21:15	20:00	-01:15
2/02/2023	17:15	17:00	-00:15
23/03/2023	19:30	19:30	00:00
11/04/2023	19:00	19:30	00:30
11/05/2023	18:45	18:30	-00:15
28/06/2023	18:45	19:30	00:45
11/07/2023	20:15	19:30	-00:45
24/08/2023	19:00	19:30	00:30
28/09/2023	19:00	19:30	00:30
17/10/2023	19:00	19:30	00:30
21/11/2023	19:45	20:00	00:15
18/12/2023	19:45	19:30	-00:15

Fuente. Elaboración propia

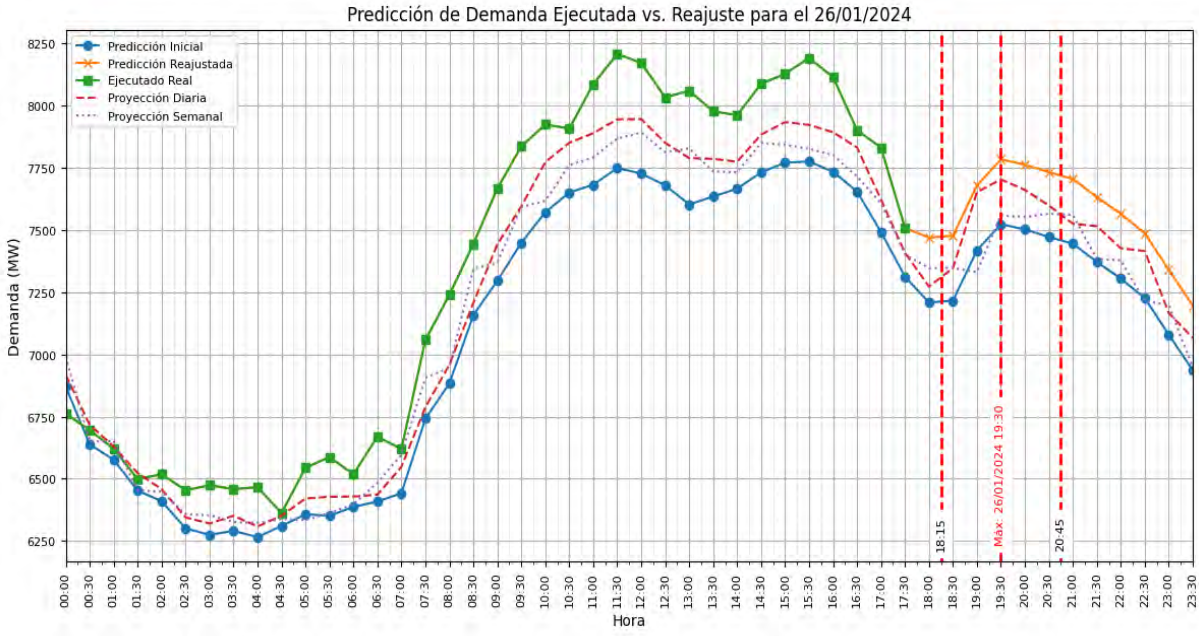
La comparación entre horas observadas y horas predichas en la **Tabla 13** muestra que la mayor diferencia obtenida es equivalente a una desviación de 1 hora y 15 minutos respecto a la hora real del pico. Este valor se tomará como referencia operativa, la programación en Python incluirá dicho margen para definir la ventana de inicio de descarga del BESS, de modo que, aun en el peor caso histórico, la estrategia asegure la captura del pico de demanda. La elección de este umbral permite balancear el riesgo de no capturar el pico y el costo operativo de iniciar la descarga antes de la hora predicha. En la siguiente sección del capítulo se aplicará esta regla y se mostrarán los resultados de predicción y su impacto sobre la captura de picos para el año de estudio 2024.

4.6. Resultados de precisión en la predicción de la demanda del SEIN

En esta sección se presentan las simulaciones de la predicción en los días de máxima demanda de cada mes para el año de estudio 2024. Cada figura muestra las series de demanda de proyección diaria, semanal, la predicción inicial y la predicción reajustada, así como la hora estimada del pico y la ventana operativa de inicio de descarga del BESS, determinada a partir de la desviación histórica de la **Tabla 11**. Al final del apartado se incluye una tabla resumen con los errores mensuales y una breve discusión sobre el impacto operativo de las desviaciones en la captura de picos.

Figura 45

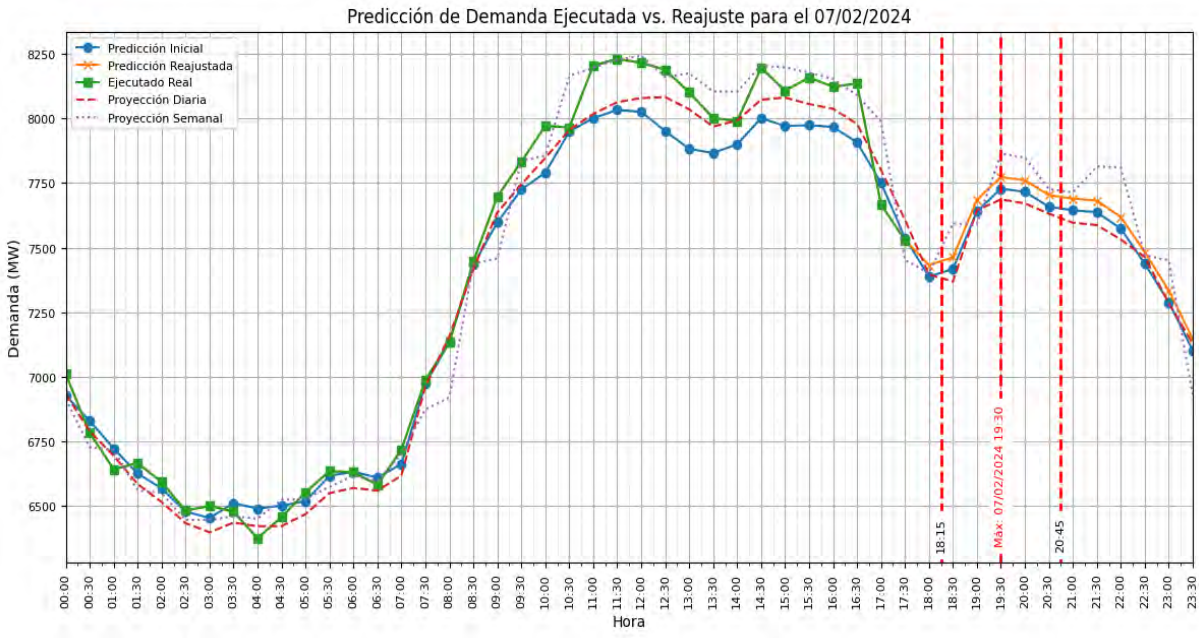
Predicción para el día de máxima demanda enero 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 46

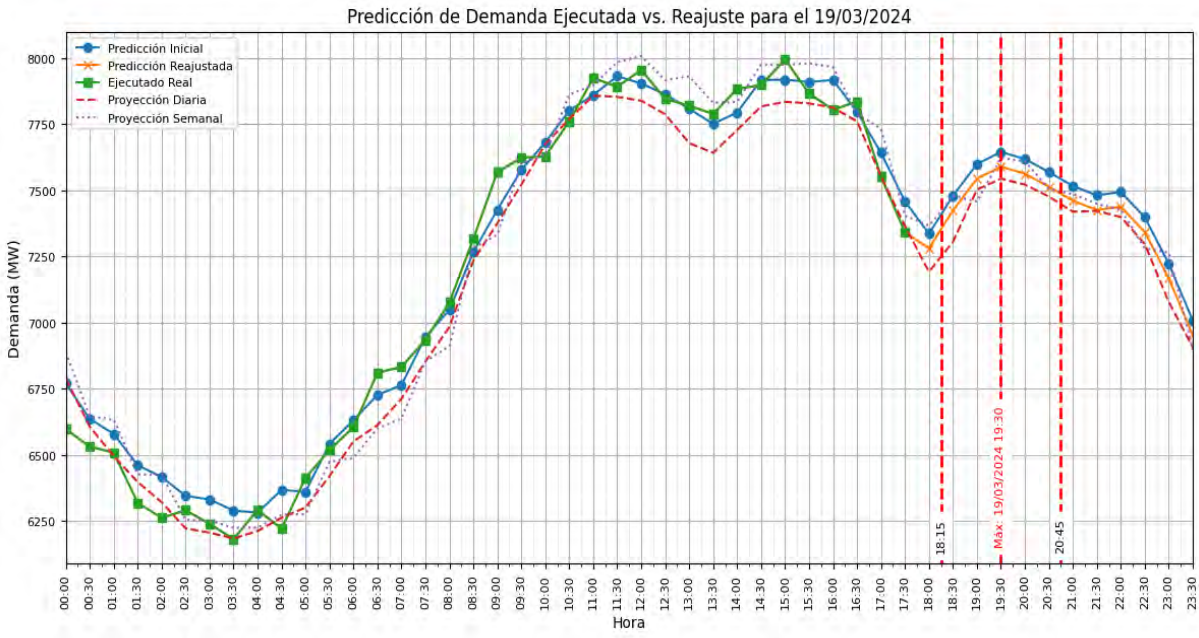
Predicción para el día de máxima demanda febrero 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 47

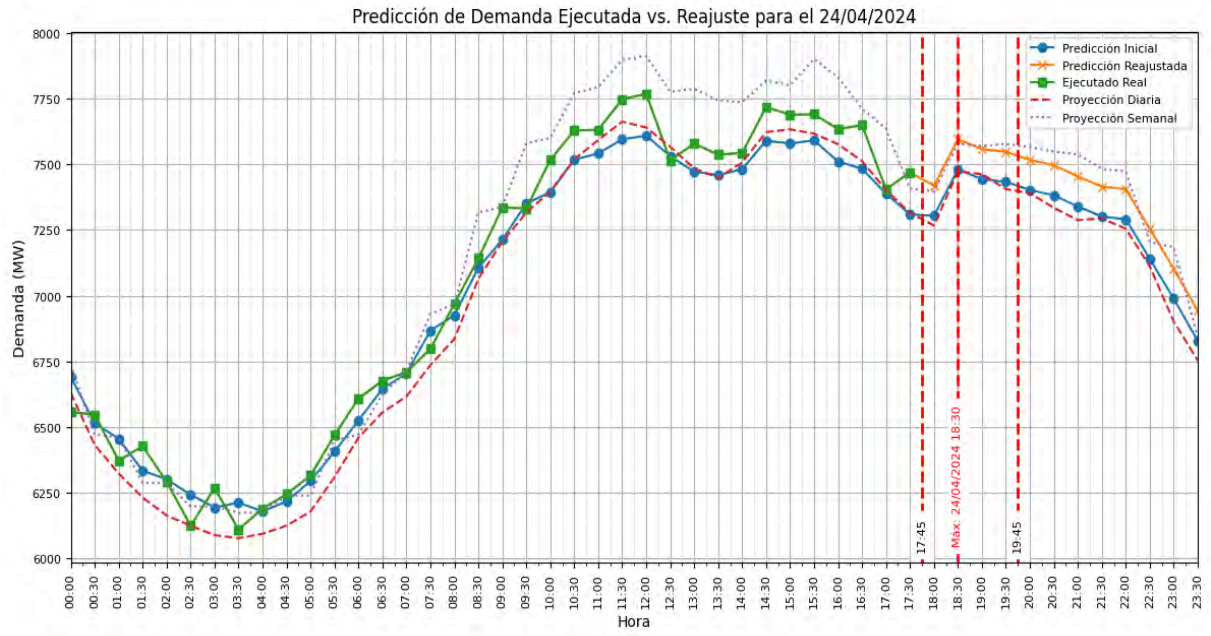
Predicción para el día de máxima demanda marzo 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 48

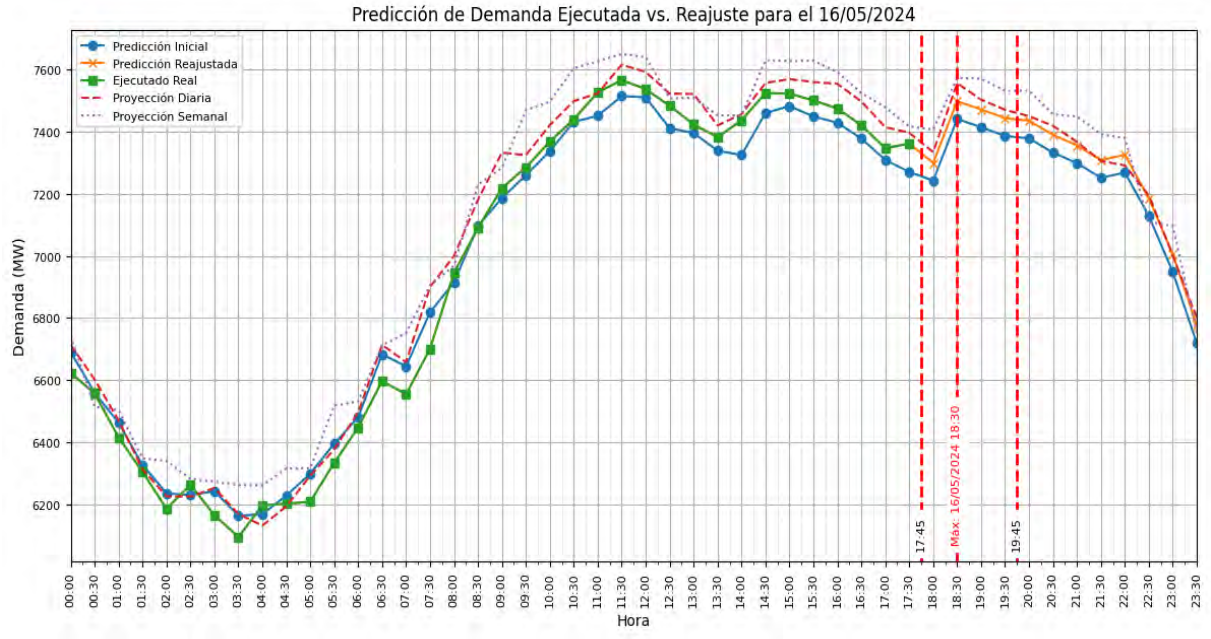
Predicción para el día de máxima demanda abril 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 49

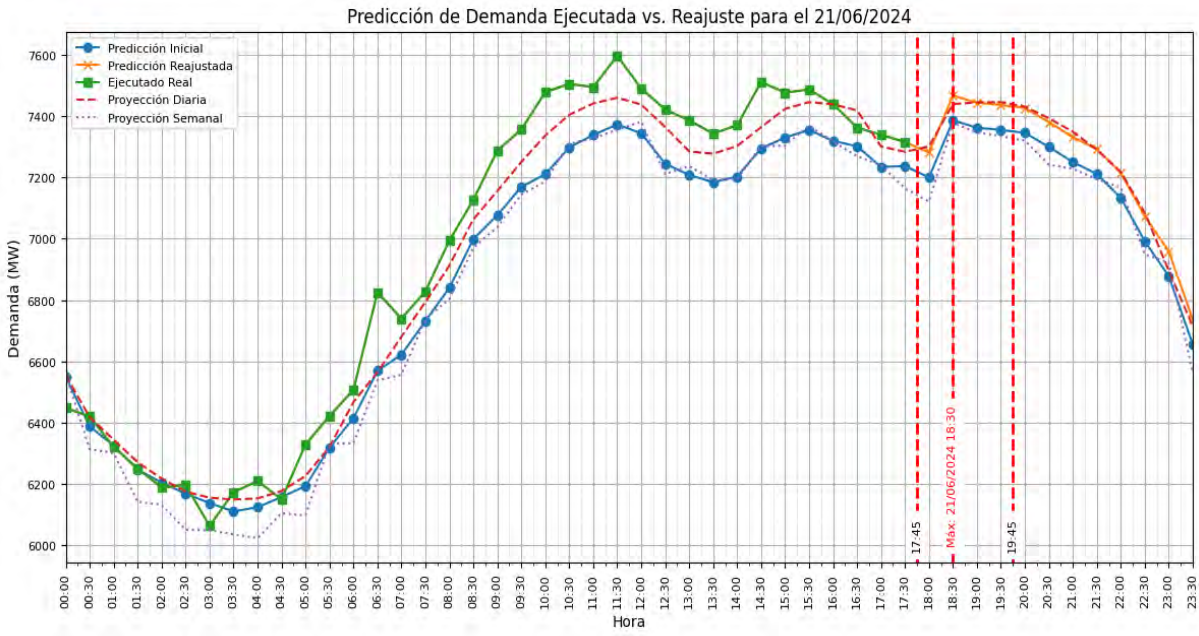
Predicción para el día de máxima demanda mayo 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 50

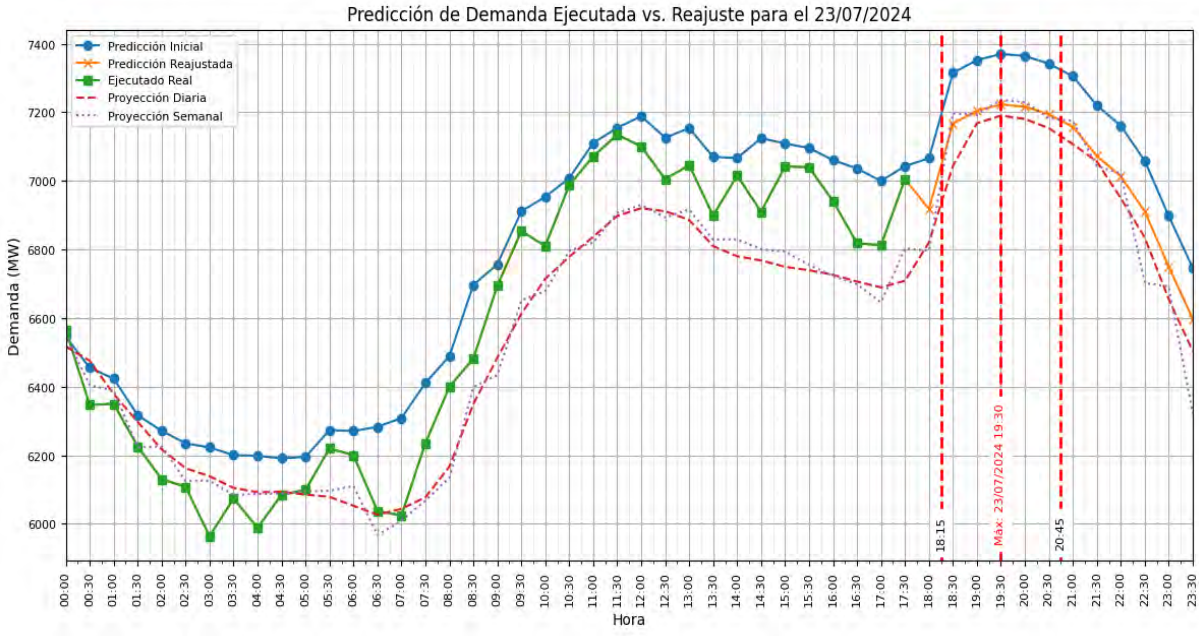
Predicción para el día de máxima demanda junio 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 51

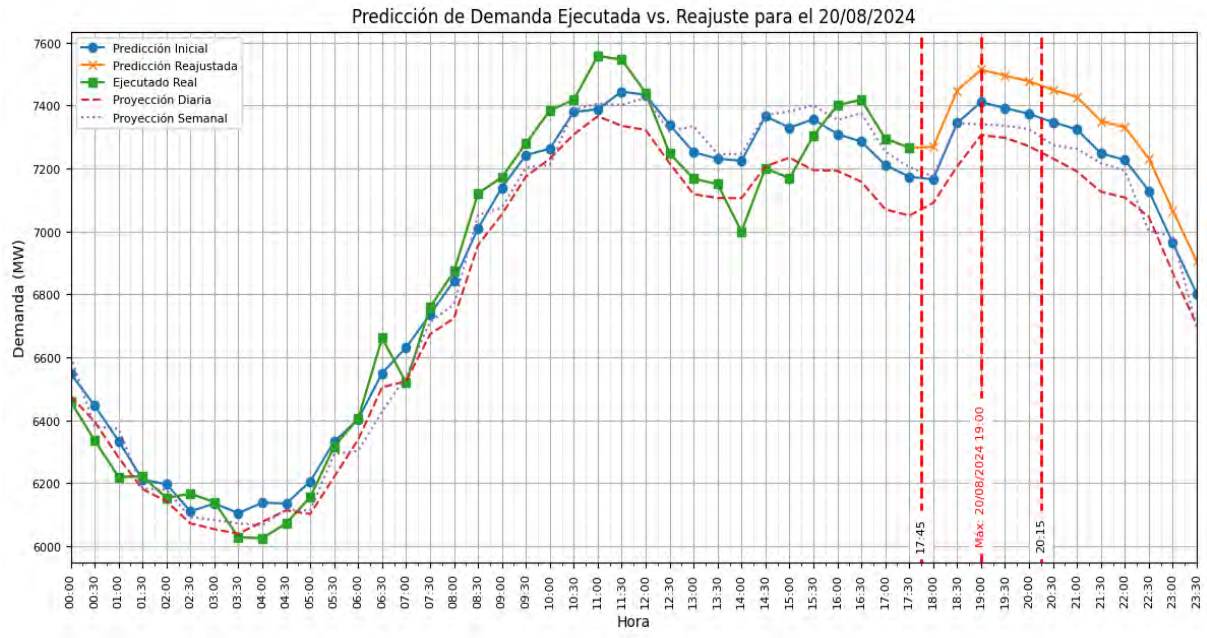
Predicción para el día de máxima demanda julio 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 52

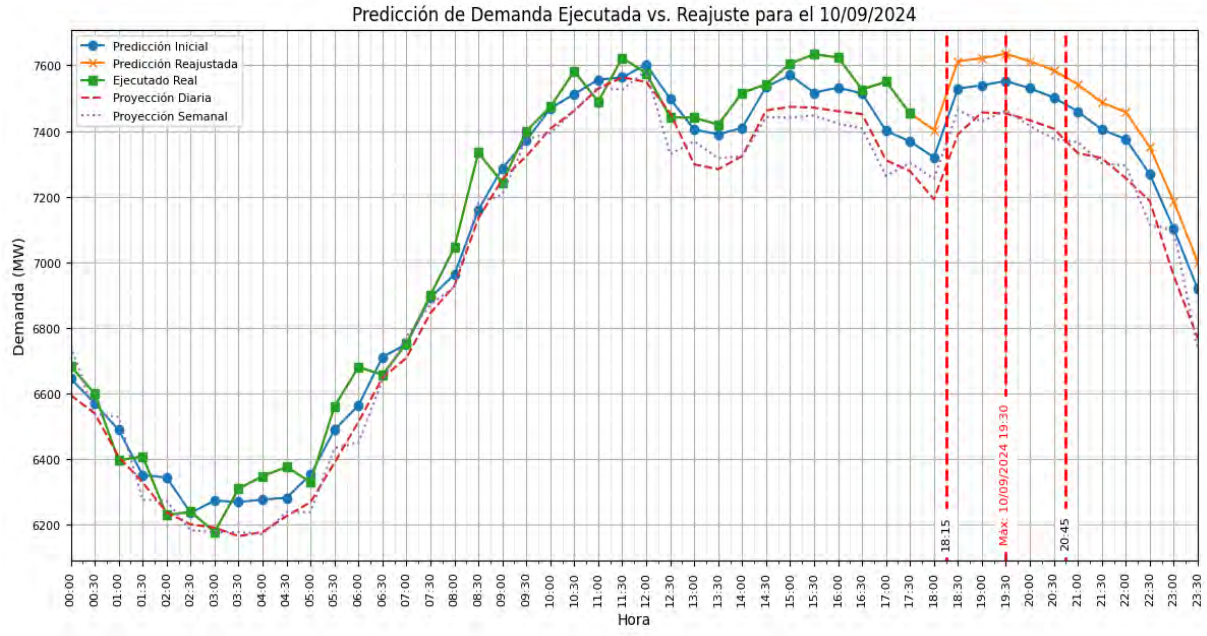
Predicción para el día de máxima demanda agosto 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 53

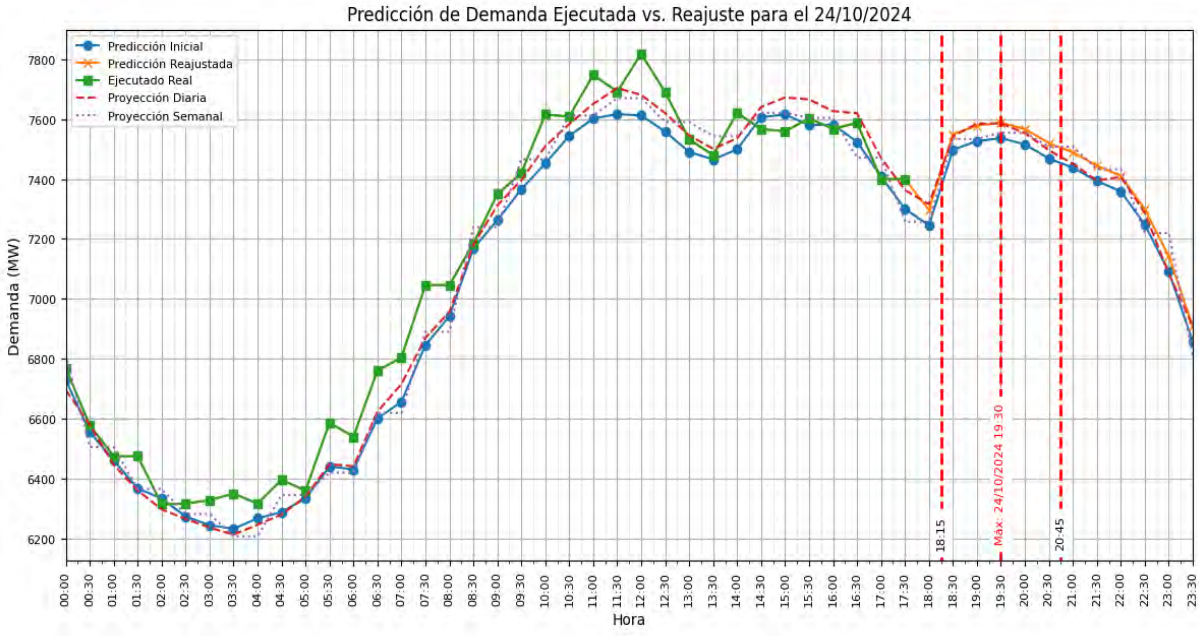
Predicción para el día de máxima demanda setiembre 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 54

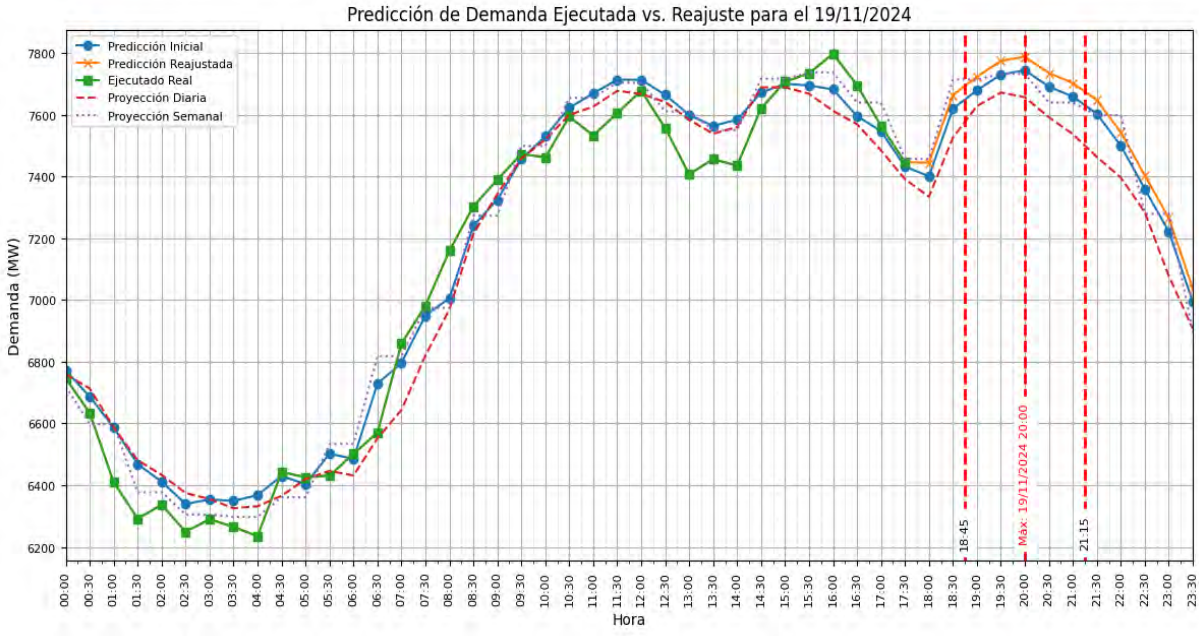
Predicción para el día de máxima demanda octubre 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 55

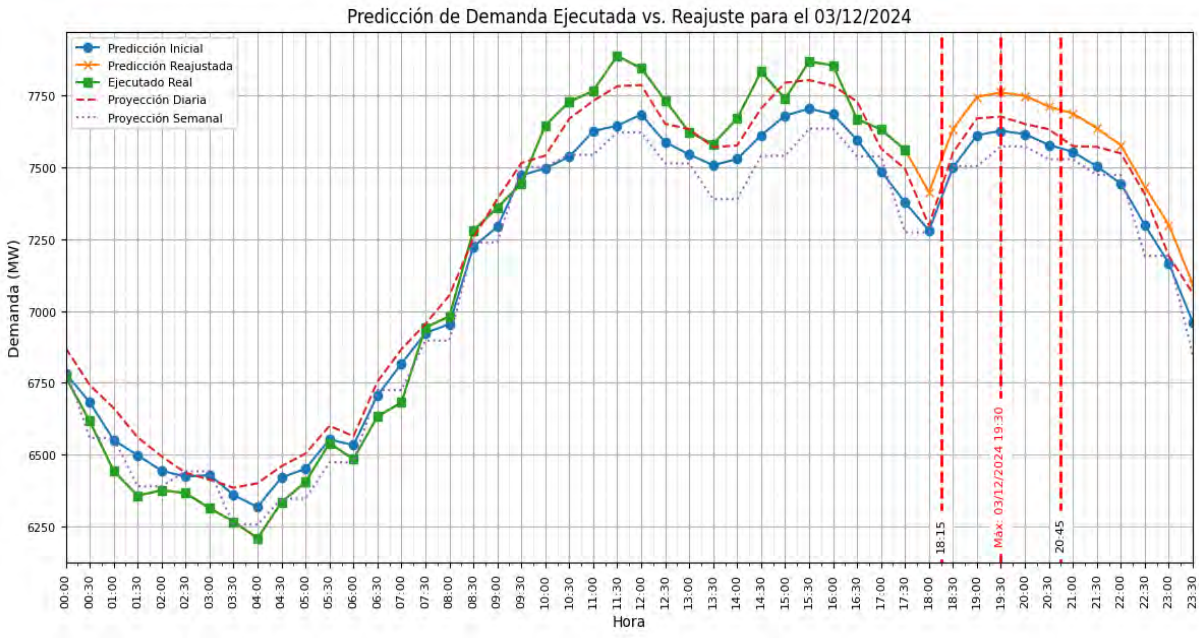
Predicción para el día de máxima demanda noviembre 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 56

Predicción para el día de máxima demanda diciembre 2024



Fuente. Elaboración propia

Tabla 14

Resultados de predicción en la hora pico de los dias de maxima demanda del 2024

Fecha de máxima demanda	Hora máxima demanda	Hora predicha	Diferencia	Error MAPE 1ra Predicción	Error MAPE Reajuste
26/1/2024	19:45	19:30	-00:15	5.18%	0.23%
7/2/2024	20:30	19:30	-01:00	2.13%	0.43%
19/3/2024	19:00	19:30	00:30	1.63%	0.55%
24/4/2024	18:45	18:30	-00:15	1.93%	0.27%
16/5/2024	18:45	18:30	-00:15	1.28%	0.17%
21/6/2024	19:00	18:30	-00:30	2.56%	0.21%
23/7/2024	20:45	19:30	-01:15	2.67%	0.97%
20/8/2024	18:45	19:00	00:15	1.85%	0.24%
10/9/2024	18:45	19:30	00:45	1.51%	0.47%
24/10/2024	19:00	19:30	00:30	1.82%	0.22%
19/11/2024	20:00	20:00	00:00	1.84%	0.42%
3/12/2024	19:30	19:30	00:00	2.21%	0.26%

Fuente. Elaboración propia

Los resultados de predicción de demanda en los días de máxima demanda coincidente para el año 2024, resumidos en la **Tabla 14** y en las figuras precedentes,

muestran un comportamiento consistente y robusto del sistema basado en un MLP (Perceptrón Multicapa) diseñado para generar 48 pulsos (cada 30 minutos) para el día objetivo. En lo que respecta a la magnitud de la demanda en (MW) predicha, la primera predicción del MLP alcanzó un MAPE máximo de 5,18 % en el mes de enero, tras aplicar el procedimiento de reajuste (post-procesado) que incorpora información del día anterior y, durante el día de operación, el MAPE medio se reduce de forma drástica hasta un máximo de 0,97 % en el mes de julio. Esta reducción muestra que el reajuste actúa principalmente como una corrección de sesgo y una afinación de la forma de la curva, por un lado, sustituye por los valores reales los intervalos ya observados eliminando error acumulado en la porción conocida de la curva y por otro aplica un sesgo medio reciente a los intervalos futuros, lo que corrige desplazamientos sistemáticos de nivel en la predicción. En la dimensión temporal, la predicción horaria presenta un error absoluto máximo observado en la tabla de 75 minutos (1 h 15 min), estos resultados ayudan a definir reglas operativas basadas en riesgos tolerables. En conjunto, estas métricas indican que el MLP captura con alta fidelidad la magnitud del pico y ofrece una precisión temporal que, aunque algunas veces se presentan atípicos, pero es manejable mediante políticas de operación bien definidas.

4.7. Determinación del intervalo óptimo de descarga del BESS en Horas Punta

La predicción de la demanda es importante para la programación de descarga del BESS con el objetivo de capturar el pico diario de demanda. Dado que la variable crítica es la hora en que ocurre el máximo, la estrategia operativa debe traducir la incertidumbre temporal del predictor en una ventana de activación que equilibre probabilidad de captura y coste de descargas anticipadas. Con los resultados obtenidos se propone una regla basada en el peor escenario observado en los resultados de entrenamiento para el 2023 fijar la ventana de inicio de descarga del BESS 75 minutos (1 h 15 min) antes de la hora me máxima demanda predicha y el horario de término en 75 minutos (1 h 15 min) después de la hora pico lo cual cubre prácticamente la totalidad de los errores históricos. El algoritmo implementado incorpora una norma práctica coherente con estas reglas: al identificar el máximo de la

predicción reajustada en horas posteriores a las 17:00, calcula una ventana ±75 minutos y, si esa ventana comienza antes del último intervalo real disponible, desplaza el inicio a el último intervalo real más 15 minutos y fija la duración mínima de 2 horas para evitar inicios incoherentes, lo cual también se puede observar en las gráficas de predicción brindadas por el programa en donde se resalta la hora en que ocurre el pico predicho y las horas de inicio y fin de descarga del BESS. El horario de descarga real del sistema BESS debe ser superior al intervalo de descarga teórico mostrado en la **Tabla 15** debido a que se debe evitar operar al límite del margen establecido en el programa. En tal sentido, se establece un tiempo de descarga óptimo de 3 horas, distribuido en 1.5 horas antes y 1.5 horas después del pico de demanda estimado por la red neuronal. Este criterio debe ser considerado para el diseño técnico y operativo del BESS, desarrollado en el siguiente capítulo.

Tabla 15

Horario de descarga del BESS en los días de máxima demanda del 2024

Fecha de máxima demanda	Hora máxima demanda	Hora predicha	Horario Descarga del BESS	Tiempo de descarga
26/01/2024	19:45	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)
7/02/2024	20:30	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)
19/03/2024	19:00	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)
24/04/2024	18:45	18:30	17:45h - 19:45h	2 (h)
16/05/2024	18:45	18:30	17:45h - 19:45h	2 (h)
21/06/2024	19:00	18:30	17:45h - 19:45h	2 (h)
23/07/2024	20:45	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)
20/08/2024	18:45	19:00	17:30h - 20:30h	3 (h)
10/09/2024	18:45	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)
24/10/2024	19:00	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)
19/11/2024	20:00	20:00	18:30h - 21:30h	3 (h)
3/12/2024	19:30	19:30	18:00h - 21:00h	3 (h)

Fuente. Elaboración propia

CAPÍTULO V: DIMENSIONAMIENTO Y MODELADO DEL SISTEMA BESS

5.1. Introducción

En el presente capítulo se desarrolla el dimensionamiento y modelado del sistema de almacenamiento de energía mediante baterías (BESS) considerando los distintos escenarios del perfil de carga, los cuales también serán definidos en esta sección. El objetivo principal es determinar la capacidad óptima en energía y potencia del BESS que permita reducir la potencia coincidente del cliente libre.

Asimismo, se modelarán los nuevos perfiles de carga resultantes de la incorporación del sistema BESS para cada caso de estudio, analizando su comportamiento operativo. Finalmente, dichos perfiles serán integrados en el modelo de facturación en SQL desarrollado en el Capítulo III, con el propósito de calcular y visualizar mediante esta herramienta los nuevos montos de facturación, realizar análisis comparativos y cuantificar la disminución de la variable dependiente de la presente tesis "cargos de facturación por potencia coincidente". A partir de esta comparación, se cuantifican los ahorros económicos obtenidos y se estima la reducción porcentual efectiva, lo que constituye un indicador clave del desempeño del sistema. Posteriormente, se desarrolla un análisis económico-financiero integral que considera la inversión requerida, los costos operativos, la vida útil del sistema y los flujos de ahorro proyectados. Esta evaluación permite estimar indicadores como el periodo de recuperación (Payback), el Valor Actual Neto (VAN) y la Tasa Interna de Retorno (TIR), con el objetivo de determinar la viabilidad económica de la instalación de los sistemas BESS.

5.2. Escenarios y Dimensionamiento del Almacenamiento BESS

5.2.1. Escenarios de Estudio

Los escenarios de estudio se establecieron en función al consumo de energía de los electrolitores con los que cuenta el cliente libre, estos equipos encargados de la separación molecular extraen del agua las moléculas de hidrogeno esenciales para lo producción de nitrato de amonio, dichos equipos tienen un consumo elevado de energía, teniendo una potencia nominal de 3.4 MW multiplicado por el número de electrolitores se tiene:

$$POT_{7,electrolitores} = 7 * 3.4 = 23.8\ MW$$

Analizando el perfil de demanda del cliente libre, donde se encontró un valor máximo en su potencia en el periodo de hora punta para días laborales de lunes a viernes del 2024 en los que el cliente redujo su potencia operando con un solo electrolitor además de otras cargas propias de la planta, esta potencia es igual a:

$$POT_{max} = 3816.04\ kW$$

Por lo que se estable una estructura de consumo de la siguiente forma:

$$POT_{max} = POT_{1,electrolitor} + POT_{otras\ cargas}$$

Suponiendo que:

$$POT_{otras\ cargas} = 500\ kW$$

Reemplazando y despejando POT por electrolitor se tiene:

$$3816.04\ = POT_{1,electrolitor} + 500$$

$$POT_{1,electrolitor} = 3316.04\ kW$$

Con este último dato de POT por electrolitor se construyen siete escenarios operativos en función del número de electrolitores en servicio (N = 1, 2, …7), incorporando en todos la POT de otras cargas. La expresión general es:

$$POT_{escenario\ N} = (N)\left(POT_{1,electrolitor}\right) + POT_{otras\ cargas}$$

Donde:

N: número de escenario

Sustituyendo numéricamente ($POT_{1,electrolitor} = 3316.04\ kW; POT_{otras\ cargas} = 500\ kW$) se obtiene los siguientes valores:

$$POT_{escenario\ 1} = (1)(3316.04) + 500 = 3{,}816.04\ kW$$

$$POT_{escenario\ 2} = (2)(3316.04) + 500 = 7{,}132.09\ kW$$

$$POT_{escenario\ 3} = (3)(3316.04) + 500 = 10{,}448.13\ kW$$

$$POT_{escenario\ 4} = (4)(3316.04) + 500 = 13{,}764.17\ kW$$

$$POT_{escenario\ 5} = (5)(3316.04) + 500 = 17{,}080.22\ kW$$

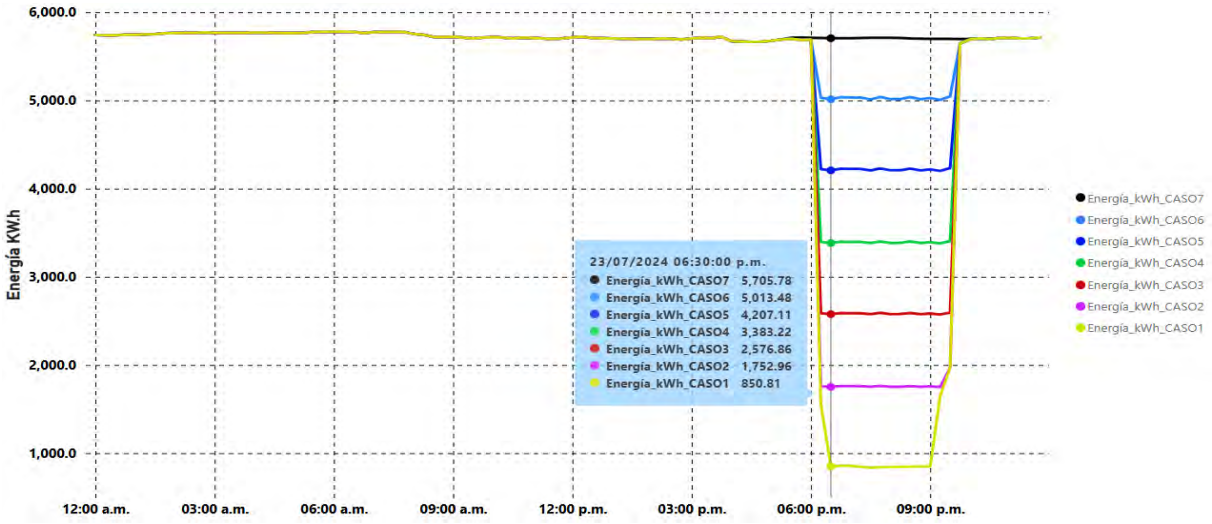
$$POT_{escenario\ 6} = (6)(3316.04) + 500 = 20{,}396.26\ kW$$

$$POT_{escenario\ 7} = (7)(3316.04) + 500 = 23{,}712.30\ kW$$

Estas potencias serán el punto de partida para el dimensionamiento del sistema BESS que se desarrollara en el siguiente numeral. Se debe aclarar que estos valores son potencias propias del periodo en el que se reduce carga en hora punta, fuera de este periodo se considerara las lecturas originales de energía del cliente. En la **Figura 57** se muestra el perfil de carga de los 7 casos de estudio establecidos, recordando que el caso 1 es el perfil de carga original del cliente libre.

Figura 57

Perfiles de reducción de carga de los 7 casos de estudio - 23 de julio del 2024



Fuente. Elaboración propia

En la **Figura 57** se muestra un ejemplo de la demanda de INCASA del día de máxima demanda ocurrida en fecha 23/07/2024, de acuerdo con la **Tabla 15** la predicción de demanda realizada mediante machine learning en Python el horario de reducción de carga para todos los casos, así como el horario de descarga del BESS es entre las 18:00 hasta las 21:00, periodo en el que se aplica la estrategia de reducción. En cada caso de estudio se adiciona la demanda de un electrolitor más la demanda de otras cargas de la instalación.

5.2.2. Dimensionamiento del Sistema BESS

El dimensionamiento del sistema de almacenamiento BESS se realizará en función de la reducción de carga correspondiente a los siete casos de estudio presentados en la sección anterior; cada escalón de la curva modificada responde a la potencia asociada a uno

o más electrolizadores más las cargas de la instalación. El dimensionamiento implica calcular la energía y potencia que debe suministrar el BESS durante la ventana de reducción (la ventana que el modelo Python predice como fecha/hora probable de máxima demanda) para reproducir cada uno de los escalones observados, y dimensionar la potencia (kW) y la energía útil (kWh) del sistema para cubrir en su totalidad la reducción de carga.

Existen diversas tecnologías de almacenamiento disponibles y la selección debe fundamentarse en criterios técnicos y económicos: vida en ciclos, vida calendario, eficiencia de carga/descarga (RTE), costo de inversión (CAPEX), densidad energética y su aptitud para aplicaciones de alta potencia y/o alta energía. De acuerdo con la **Tabla 16** y la **Tabla 17**, la química $LiFePO_4$ (fosfato de hierro-litio) es la más adecuada para el estudio, el cual ofrece un compromiso favorable entre ciclo de vida (5.000 ciclos), vida calendario (10 - 15 años), y una eficiencia de ciclo alto (Round-Trip Efficiency en el rango (79 - 89%), además de una densidad energética práctica (90 - 120 Wh/kg y 80 - 110 kWh/m²). En la matriz comparativa ésta resulta con evaluación favorable en aplicaciones de alta energía y muestra desempeño neutro/competitivo en CAPEX, lo que la hace apropiada para un BESS orientado a atenuación de picos de demanda a escala industrial.

Tabla 16

Comparación entre tecnologías de baterías

Technology	High Energy Application	High Power Application	Energy density (footprint)	Cycle Life	Calendar Life	Cost (CAPEX)*	Safety	Flexible C-rates	Coulombic Efficiency
LTO	++	++	o	++	++	--	++	++	++
NMC	++	++	++	+	+	o	+	++	++
$LiFePO_4$	++	+	o	+	o	+	+	++	++
NaS	++	++	++	+	++	--	o	+	+
NiNaCl	+	++	++	+	+	--	o	+	+
VRB	++	-	--	++	++	-	++	-	+
ZnBr	++	-	--	++	o	-	o	-	+
Lead-acid	o	--	--	--	-	++	++	--	+
Advanced Lead-acid	o	++	-	-	o	-	++	o	++
NiCd	+	o	--	o	--	-	++	o	+

++ Highly Favourable
+ Favourable
o Neutral
- Unfavourable
-- Extremely Unfavourable

Fuente. (Hemmer & Eetveldt, 2021)

Existen otros factores para el dimensionamiento que se detallan a continuación:

- State of Charge (SoC): El Estado de Carga indica la fracción de energía almacenada en un instante respecto a la capacidad nominal y se expresa en porcentaje (%). Para operar el BESS de forma que se preserve la vida útil de las celdas y se mantenga margen operativo frente a variaciones de demanda, se definirá una banda de operación objetivo que asegure disponibilidad durante la ventana prevista de máxima demanda.
- Depth of Discharge (DoD): La Profundidad de Descarga es el porcentaje de la energía útil que se puede utilizar respecto a la energía almacenada. Para la tecnología seleccionada $LiFePO_4$, los fabricantes recomiendan una DoD máxima en torno al 80% para evitar degradación acelerada; por tanto, el SoC operativo del sistema se fijará típicamente entre 10 % y 90 %, dejando márgenes de reserva que protegen la vida de las baterías y permiten respuesta inmediata ante errores de predicción o variaciones en la ventana de máxima.
- Round Trip Efficiency (RTE): Es la eficiencia del sistema BESS que representa la relación entre la energía útil que el sistema entrega durante la descarga y la energía total que consume durante la carga en un ciclo completo de operación. Se expresa como un porcentaje (%) y constituye un indicador clave del rendimiento global del sistema, ya que refleja las pérdidas energéticas internas asociadas a la conversión electroquímica, la resistencia interna de las celdas y la disipación térmica en los componentes eléctricos. Un valor más alto de RTE implica menor energía desperdiciada y, por tanto, un aprovechamiento más eficiente de la energía almacenada. Para la tecnología seleccionada en la investigación, baterías de ion de litio $LiFePO_4$ de acuerdo con la **Tabla 17**, el RTE se encuentra en el rango de 79 % a 89 %, lo cual evidencia un comportamiento altamente favorable en comparación con otras tecnologías de almacenamiento y asegura un desempeño energético eficiente en la gestión de la demanda máxima prevista por el modelo.

Tabla 17

Valores de rendimiento seleccionados de diversas tecnologías de almacenamiento

Technology	Energy density *	Energy density (footprint)*	Cycle Life*	Calendar Life*	Round Trip Efficiency*
	Wh/kg	kWh/m^2	Cycles	Years	%
LTO	60-90	75-100	~10000	15-20	82-85
NMC	150-220	130-160	~8000	10-15	82-89
$LiFePO_4$	90-120	80-110	~5000	10-15	79-89
NaS	120-240	190-200	~8000	10-15	86-90
NiNaCl	120-240	180-200	~8000	5-15	86-90
VRB	40-180	40-60	~15000	15-20	62-68
ZnBr	30-160	40-75	~15000	15-20	60-68
Lead-acid	20-45	40-85	~900	3-7	40-60
Advanced Lead-acid	25-45	40-100	~1500	8-10	60-75
NiCd	40-65	55-85	~2500	10-15	60-75

Fuente. (Hemmer & Eetveldt, 2021)

Con la información de la **Tabla 17** determinamos y/o establecemos los siguientes datos para continuar con el dimensionamiento para el primer caso de estudio:

$POT_{escenario\ 1} = 3{,}816.04\ kW$: Potencia máxima de diseño para el caso de estudio 1 establecido en el numeral 5.2.1

$SoC = 10\% - 90\%$: Estado de carga de la batería, es recomendable trabajara entre el 10 y 90 % de la capacidad del BESS

$RTE = 89\%$: Es la eficiencia del BESS, cuya relación matemática se entiende como la energía entregada por el BESS en la descarga entre la energía absorbida del BESS en la carga

$DoD = 80\%$: Es la profundidad de descarga del BESS, se entiende como la diferencia entre los valores límites del SoC

$Td = 3\ horas$: Es el tiempo de descarga del BESS, establecido en el capítulo IV (numeral 4.7.) y se entiende como el periodo óptimo de descarga para cubrir la máxima demanda coincidente del SEIN

Teniendo la potencia máxima que debe cubrir el BESS podemos hallar la energía mínima de descarga:

$$E_{MD} = (POT_{escenario\ 1})\ (Td)$$

$$E_{MD} = (3{,}816.04)\ (3)$$

$$E_{MD} = 11{,}448.13\ kWh$$

La energía nominal del BESS aplicando los factores RTE y DoD:

$$E_{NB} = \frac{E_{MD}}{RTE\ x\ DoD}$$

$$E_{NB} = \frac{11{,}448.13}{(89\%\ )\ (80\%)}$$

$$E_{NB} = 16{,}078.83\ kWh$$

La potencia nominal del BESS:

$$POT_{NB} = \frac{E_{NB}}{Td}$$

$$POT_{NB} = \frac{16{,}078.83}{3}$$

$$POT_{NB} = 5{,}359.61\ kW$$

Convirtiendo este dato a un valor comercial de diseño:

$$POT'_{ND} = 5{,}400\ kW$$

Entonces la nueva energía nominal tendrá un valor comercial de:

$$E'_{NB} = (POT'_{ND})(Td)$$

$$E'_{NB} = (5{,}400\ )(3)$$

$$E'_{NB} = 16{,}200\ kWh$$

En la **Tabla 18** se muestra los resultados obtenidos del dimensionamiento para los 7 casos.

Tabla 18

Resultados de dimensionamiento del sistema BESS para los 7 casos de estudio

Casos de estudio	CASO 1	CASO 2	CASO 3	CASO 4	CASO 5	CASO 6	CASO 7
Potencia. Max perfil de carga(kW)	3,816.04	7,132.09	10,448.13	13,764.17	17,080.22	20,396.26	23,712.30
ENERGÍA mínima de descarga(kWh)	11,448.13	21,396.26	31,344.39	41,292.52	51,240.65	61,188.78	71,136.91
tiempo de descarga(h)	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00	3.00
ENERGÍA nominal (kWh)	16,078.83	30,050.93	44,023.02	57,995.11	71,967.20	85,939.29	99,911.39
POTENCIA nominal (kW)	5,359.61	10,016.98	14,674.34	19,331.70	23,989.07	28,646.43	33,303.80
ENERGIA final BESS (kWh)	**16,200.00**	**30,000.00**	**44,100.00**	**57,900.00**	**72,000.00**	**85,800.00**	**99,900.00**
POTENCIA final BESS (kW)	**5,400.00**	**10,000.00**	**14,700.00**	**19,300.00**	**24,000.00**	**28,600.00**	**33,300.00**

Fuente. Elaboración propia

5.3. Modelado del Sistema BESS y Nuevo Perfil de Carga del Cliente Libre

La curva de demanda del cliente se verá afectada tras la implementación del sistema de almacenando BESS es su sistema eléctrico, durante las horas punta el sistema BESS realizará su descarga según la ventana de despacho programada, cubriendo en su totalidad o parcialmente la demanda durante el periodo de reducción de carga en los 7 casos de estudio establecidos, y durante los periodos de hora fuera punta se realizara la carga del BESS, siguiendo el plan de operación iniciando dicho proceso a las 23:00 horas hasta completar el SoC del 90% con una duración de tiempo de carga máxima de 17 horas, hasta las 16 horas del día siguiente, el proceso de carga provocará un aumento en los pulsos del perfil de demanda durante el tiempo de carga. En conjunto, esta estrategia produce como efecto el traslado de carga en Horas Punta dentro del periodo óptimo de máxima demanda hacia los periodos de Hora Fuera Punta evitando tener un consumo de energía y potencia coincidente.

5.3.1 Rampa de Potencia del Sistema BESS

En esta sección se adopta como referencia la tasa de rampa de potencia (Power Ramp Rate) indicada por el fabricante del inversor. De acuerdo con el manual técnico, el equipo opera con una rampa límite por defecto de aproximadamente 16.67 % de la potencia nominal por minuto, lo que implica que un sistema BESS requiere cerca de 6 minutos para pasar desde 0 % hasta el 100 % de su potencia nominal bajo condiciones estándar de operación. Esta información se utiliza para construir la tabla y el gráfico de incremento de potencia en una ventana temporal de 15 minutos, lo que permite visualizar el comportamiento dinámico del sistema durante su proceso de activación y alcanzar su régimen estable.

Tabla 19

Rampa de inicio de descarga del sistema BESS

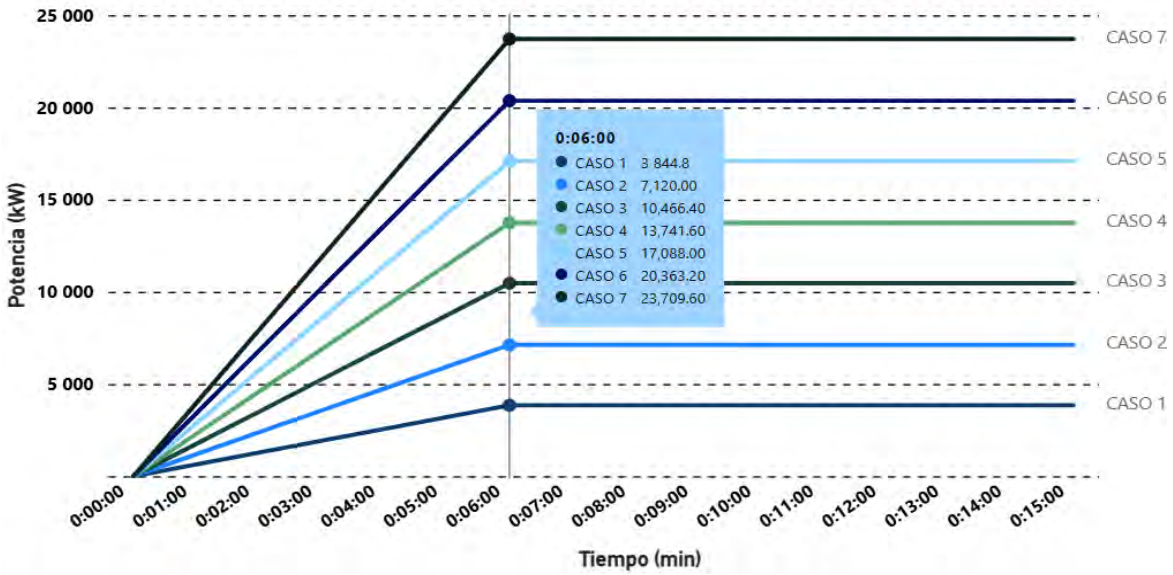
CASO	Potencia Nominal	Rampa Kw/min	Energía (primeros 15 min) kWh
CASO 1	3,844.80	640.93	768.96
CASO 2	7,120.00	1,186.90	1,424.00
CASO 3	10,466.40	1,744.75	2,093.28
CASO 4	13,741.60	2,290.72	2,748.32
CASO 5	17,088.00	2,848.57	3,417.60
CASO 6	20,363.20	3,394.55	4,072.64
CASO 7	23,709.60	3,952.39	4,741.92

Fuente. Elaboración propia

A continuación, se presenta gráficamente el comportamiento de potencia de los siete casos durante los primeros 15 minutos desde la señal de activación, considerando una tasa de rampa de 16.67 %/min. En la **Figura 58** se muestra la rampa lineal desde 0 % hasta la potencia nominal (0 - 6 min) y el régimen estable de potencia (6 - 15 min). El área bajo cada curva representa la energía máxima que puede entregar el BESS en el 1er intervalo de 15 minutos.

Figura 58

Rampa de inicio de descarga del sistema BESS



Fuente. Elaboración propia

5.3.2 Carga y descarga del sistema BESS

El sistema de almacenamiento realizará su descarga en hora punta durante la ventana establecida por la red neuronal, cubriendo el 100 % de la demanda. Para determinar el periodo de carga se consideró la potencia disponible en los transformadores de alimentación. INCASA dispone actualmente de dos transformadores conectados en paralelo, de acuerdo con el diagrama unifilar del **Anexo 3** cuyas potencias son de 15 MVA y 20 MVA, con una potencia total instalada de 35 MVA. Para evitar sobrecargas se consideró un límite operativo del 80 %, equivalente a 28 MVA de capacidad utilizable. Según los datos históricos, la demanda activa máxima fue de 23,643.80 kW; con un factor de potencia del sistema de 0.98,

la demanda aparente corresponde a 24,126.32 kVA, por lo que queda disponible un margen de 3,873.68 kVA para la carga del BESS.

Tabla 20

Datos de Carga para el sistema BESS

Casos de estudio	CASO 1	CASO 2	CASO 3	CASO 4	CASO 5	CASO 6	CASO 7
Pot. total, TF (kVA)	35000	35000	35000	35000	35000	35000	35000
Pot. máx. demanda (kW)	23,643.80	23,643.80	23,643.80	23,643.80	23,643.80	23,643.80	23,643.80
Factor de potencia	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98	0.98
Pot máx. demanda (kVA)	24,126.32	24,126.32	24,126.32	24,126.32	24,126.32	24,126.32	24,126.32
Ener Max BESS (kWh)	12,960.00	24,000.00	35,280.00	46,320.00	57,600.00	68,640.00	79,920.00

Fuente. Elaboración propia

La cargabilidad de los transformadores de alimentación de INCASA, se calcula de la siguiente forma:

$$Cargabilidad\ (\%) = \frac{Pot_{INCASA}(kVA) + Pot_{CARGA\ BESS}\ (kW)}{Ptot\ Trafo(kVA)} \cdot 100\%$$

Donde la potencia de carga del BESS se obtiene como $\frac{Emáx_{BESS}(kWh)}{horas_{carga}(h)}$; los cálculos se realizaron para ventanas de carga entre 3 h y 17 h, tomando como referencia los datos establecidos en el párrafo anterior.

Tabla 21

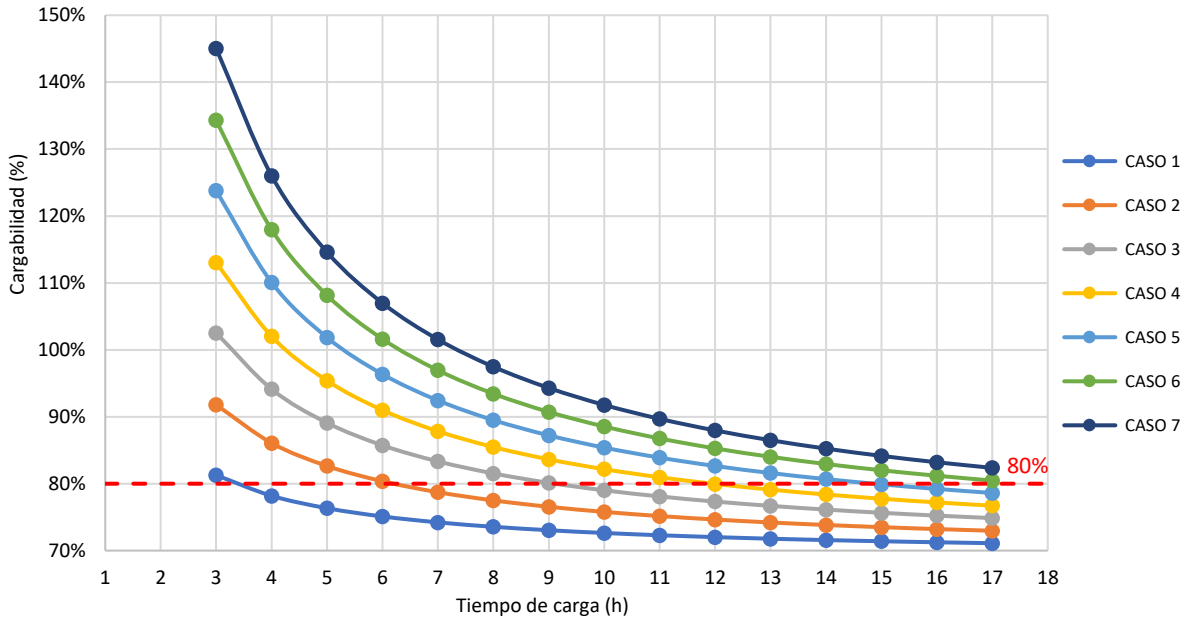
Cargabilidad de los dos transformadores de alimentación de INCASA

Horas de carga	CASO 1	CASO 2	CASO 3	CASO 4	CASO 5	CASO 6	CASO 7
3	81.28%	91.79%	102.53%	113.05%	123.79%	134.30%	145.05%
4	78.19%	86.08%	94.13%	102.02%	110.08%	117.96%	126.02%
5	76.34%	82.65%	89.09%	95.40%	101.85%	108.16%	114.60%
6	75.10%	80.36%	85.73%	90.99%	96.36%	101.62%	106.99%
7	74.22%	78.73%	83.33%	87.84%	92.44%	96.95%	101.55%
8	73.56%	77.50%	81.53%	85.48%	89.50%	93.45%	97.48%
9	73.05%	76.55%	80.13%	83.64%	87.22%	90.72%	94.30%
10	72.64%	75.79%	79.01%	82.17%	85.39%	88.54%	91.77%
11	72.30%	75.17%	78.10%	80.96%	83.89%	86.76%	89.69%
12	72.02%	74.65%	77.33%	79.96%	82.65%	85.28%	87.96%
13	71.78%	74.21%	76.69%	79.11%	81.59%	84.02%	86.50%
14	71.58%	73.83%	76.13%	78.39%	80.69%	82.94%	85.24%
15	71.40%	73.50%	75.65%	77.76%	79.90%	82.01%	84.16%
16	71.25%	73.22%	75.23%	77.20%	79.22%	81.19%	83.20%
17	71.11%	72.97%	74.86%	76.72%	78.61%	80.47%	82.36%

Fuente. Elaboración propia

Figura 59

Cargabilidad en los transformadores de INCASA frente a horas de carga del BESS



Fuente. Elaboración propia

El tiempo mínimo de carga en horas fuera de punta (HFP) necesario para mantener la cargabilidad por debajo del umbral operativo del 80 % resulta ser, para cada caso, el siguiente: para el Caso 1 es de cuatro horas, con una cargabilidad de 78,19 % y una holgura de 633,7 kVA respecto al límite operativo; para el Caso 2 es de siete horas, con una cargabilidad de 78,73 % y una holgura de 445,1 kVA; para el Caso 3 es de diez horas, con una cargabilidad de 79,01 % y una holgura de 345,7 kVA; para el Caso 4 es de doce horas, con una cargabilidad de 79,96 % y una holgura de 13,7 kVA; y para el Caso 5 es de quince horas, con una cargabilidad de 79,90 % y una holgura de 33,7 kVA. Por el contrario, los Casos 6 y 7 no alcanzan el umbral del 80 % dentro de la ventana máxima evaluada de 17 horas, a 17 horas el Caso 6 registra una cargabilidad de 80,47 %, lo que supone un exceso de 164,0 kVA con respecto al límite, y el Caso 7 alcanza 82,36 %, equivalentes a 827,5 kVA por encima del umbral. Esto implica que, manteniéndose la energía y la estrategia de carga consideradas, los CASOS 1 al 5 pueden programarse con las duraciones indicadas para evitar sobrecarga en cambio, para el Caso 6 se requeriría aumentar la capacidad de los transformadores en

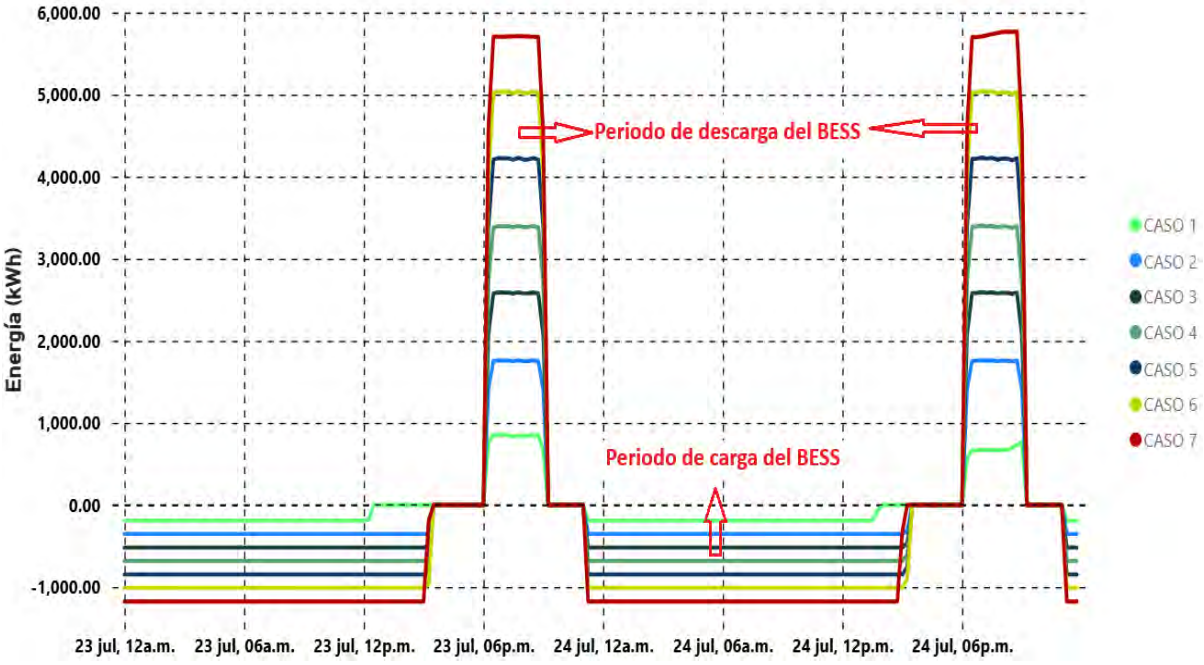
aproximadamente 205 kVA (es decir 35,20 MVA total) para cumplir el 80 % con 17 h, y para CASO 7 sería necesario un incremento cercano a 1 034 kVA (36,03 MVA total).

Con el fin de minimizar impactos en los transformadores, en esta investigación se propone realizar la carga del BESS durante la ventana máxima de carga desde las 23:00 hasta las 16:00 del día siguiente, es decir, 17 horas continuas y una hora antes de que llegue el periodo de máxima demanda asegurando que el sistema alcance el SOC del 90%.

El perfil de energía del BESS muestra flujos en dos direcciones: valores positivos corresponden a la descarga del sistema BESS (entrega de energía al cliente) y valores negativos a la carga del sistema BESS (absorción de energía de la red). El eje vertical está en kWh (energía por intervalo de medición) y el eje de tiempo muestra la evolución horaria. El signo únicamente indica la dirección del flujo; la magnitud refleja la energía transferida en cada intervalo. En la **Figura 60** se aprecia cómo el BESS descarga durante las ventanas de máxima demanda y se recarga durante el periodo fuera punta.

Figura 60

Carga y descarga del sistema BESS



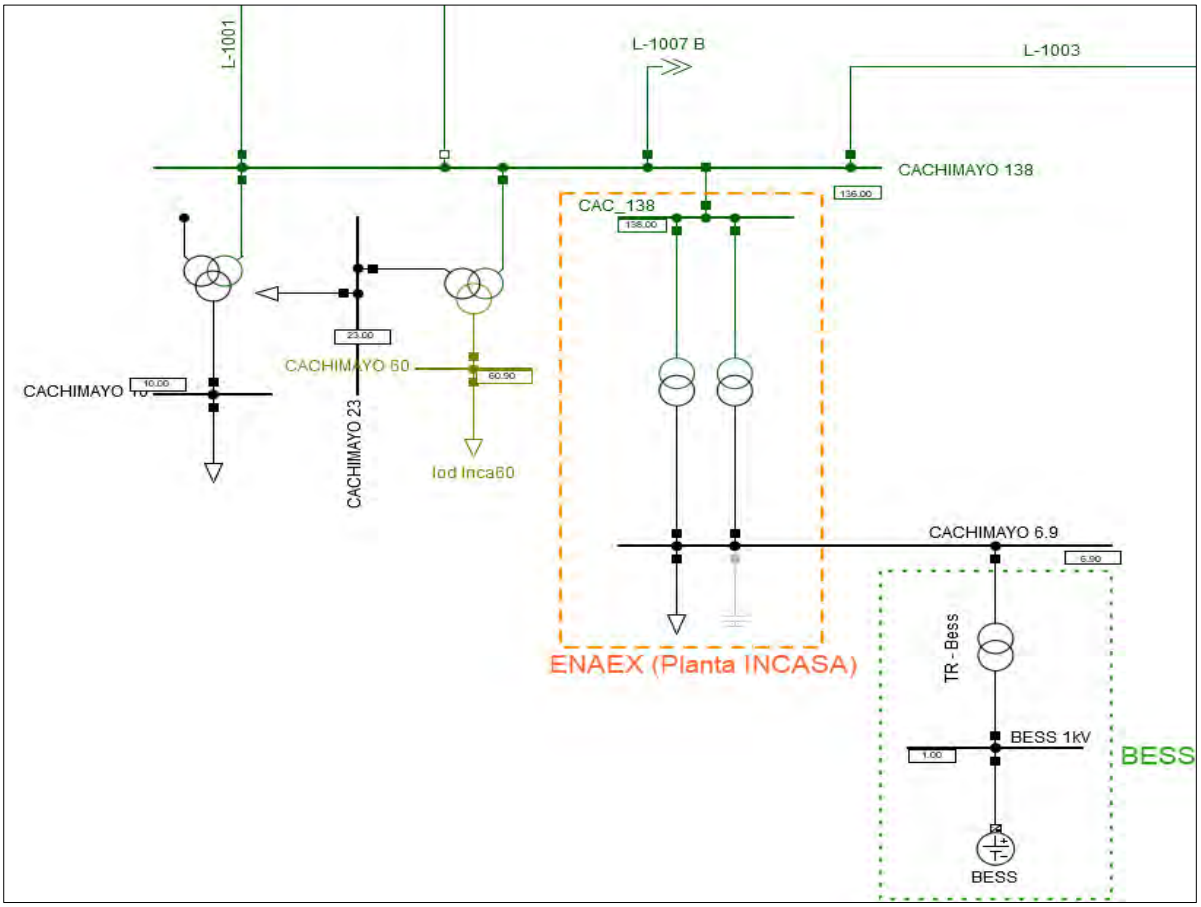
Fuente. Elaboración propia

5.3.3. Modelado del sistema BESS en DigSilent

En el modelo de red, el BESS se representa funcionalmente como la combinación de un generador estático y transformador que actúa como sistema de almacenamiento BESS. Por convención práctica y para facilitar la comparación con mediciones comerciales, el BESS se ubica aguas abajo del medidor del cliente, es decir este se conectará en la barra del secundario de sus transformadores en 6.9 kV, de modo que la energía inyectada o absorbida por el BESS altere de forma inmediata el registro de potencia del medidor. Esta disposición permite modelar correctamente el efecto del almacenamiento sobre el perfil de carga del cliente, dicha disposición la podemos apreciar en la siguiente Figura:

Figura 61

Diagrama de simulación del cliente libre en el Software PowerFactory Digsilent

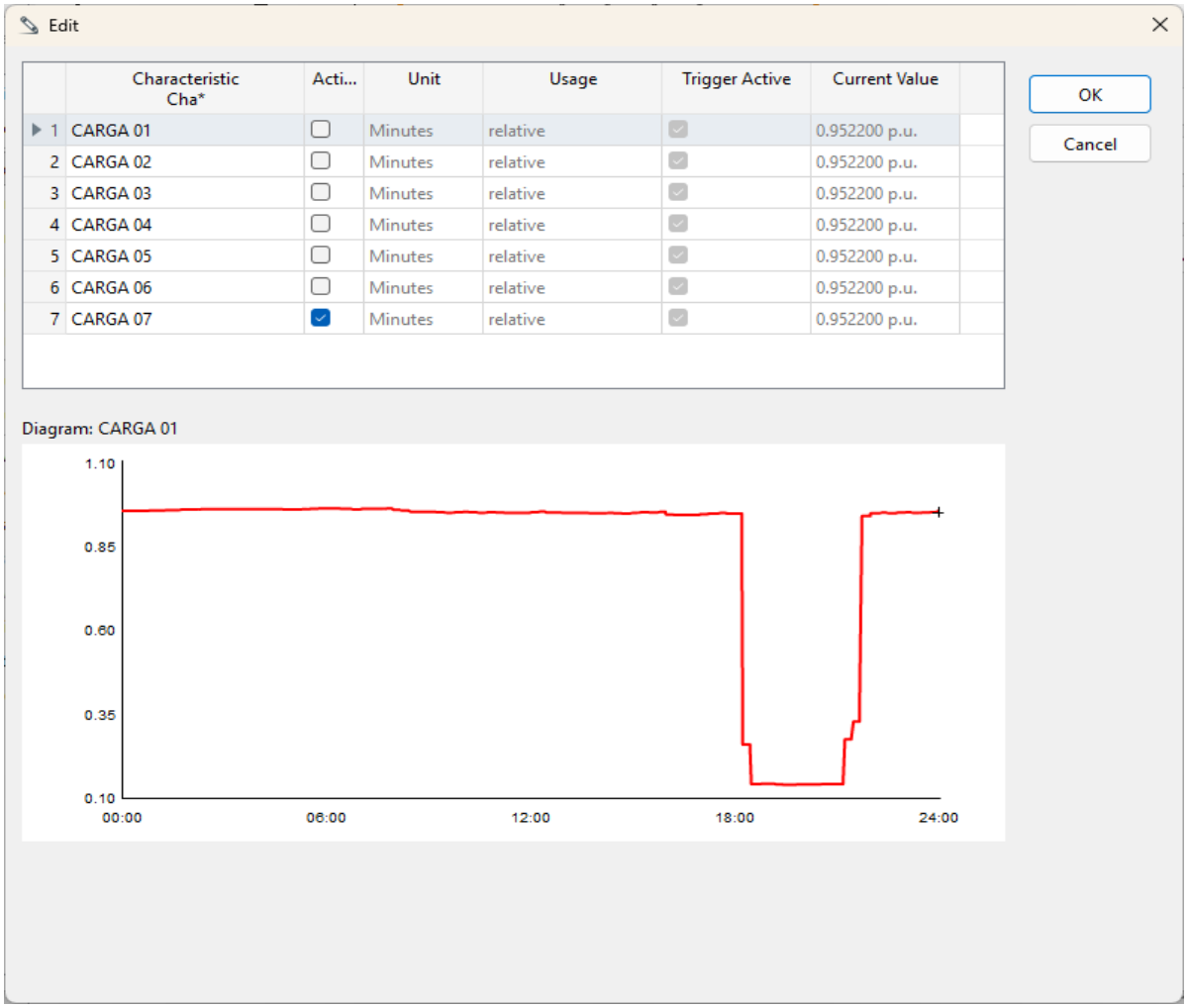


Fuente. Elaboración propia

Posteriormente insertamos los perfiles de carga y generación en MW directamente en los elementos de INCASA y BESS respectivamente, como se muestra en la **Figura 62**

Figura 62

Perfiles de carga para los 7 casos de estudio en Digsilent



Fuente. Elaboración propia

Una vez definida la representación del sistema eléctrico y establecidos los perfiles temporales de carga para los escenarios de estudio, se incorporó un modelo de control basado en el lenguaje QDSL de DIgSILENT PowerFactory. Esta incorporación permite complementar la representación eléctrica del sistema BESS con una lógica de operación capaz de modificar su potencia de acuerdo con las condiciones establecidas durante la simulación cuasi-dinámica. De esta manera, el comportamiento del sistema de almacenamiento no queda limitado únicamente a un perfil de potencia previamente definido,

sino que puede determinarse a partir de variables de operación y condiciones de control evaluadas durante cada intervalo de simulación.

Para implementar la estrategia de operación del sistema BESS se desarrolló un modelo cuasi-dinámico mediante QDSL. La configuración se realizó a partir de un tipo de modelo (TypQdsl) que contiene las variables, parámetros, estados y ecuaciones necesarias para representar la estrategia de operación, y de una instancia (ElmQdsl) encargada de vincular dicho comportamiento con los elementos eléctricos correspondientes de la red.

5.3.3.1. Configuración del modelo cuasi-dinámico QDSL (TypQdsl)

- Datos básicos del modelo TypQdsl

En el apartado *Basic Data* se definieron las variables y parámetros que constituyen la base del modelo de control del sistema BESS. Esta configuración permite establecer tanto el estado interno de la batería como las condiciones que limitan su operación. En particular, se incorporó el estado de carga de la batería como variable de estado, mientras que los valores asociados a la capacidad energética, límites de estado de carga y potencias de operación fueron definidos como parámetros del modelo.

- SOC(State of Charge): Esta variable permite representar la energía disponible en el sistema de almacenamiento expresada en porcentaje, durante el desarrollo de la simulación y constituye el elemento que relaciona la operación realizada en un intervalo con las condiciones disponibles en los siguientes. A diferencia de un parámetro, cuyo valor permanece definido durante la simulación, el SOC cambia conforme el BESS absorbe o entrega potencia.

- Capacidad energética del sistema BESS: Se definió mediante el parámetro E_BESS, expresado en MWh. Este valor es la referencia energética utilizada para determinar

la variación del estado de carga en función de la potencia intercambiada y del tiempo de simulación:

- Estado de carga inicial: Se estableció mediante el parámetro SOC_{ini} este valor determina la condición energética con la que comienza la simulación. Para el presente estudio se adoptó un $SOC_{ini} = 10\%$

- Límites de operación del almacenamiento: Se estableció dos límites del estado de carga SOC_{min} y SOC_{max}, cuyos valores fueron establecidos en 10 % y 90 %, respectivamente. De esta manera, el estado de carga del BESS debe mantenerse dentro del intervalo $10\% \leq SOC \leq 90\%$ garantizando de esa manera una profundidad de descarga $DoD = 80\%$ máximo en operación del BESS.

- Potencia nominal del BESS: Se estableció la potencia nominal del BESS a través del parámetro $PdisMax$ ya que representa la potencia máxima que el sistema puede entregar en un instante de tiempo.

- Potencia de carga del BESS: Se estableció la potencia de carga del sistema BESS mediante el parámetro $Pcharge$ es fundamental indicar la potencia del sistema BESS ya que está limitado por los transformadores de alimentación de INCASA así como la potencia disponible en el sistema interconectado en la barra de Cachimayo 138 kV.

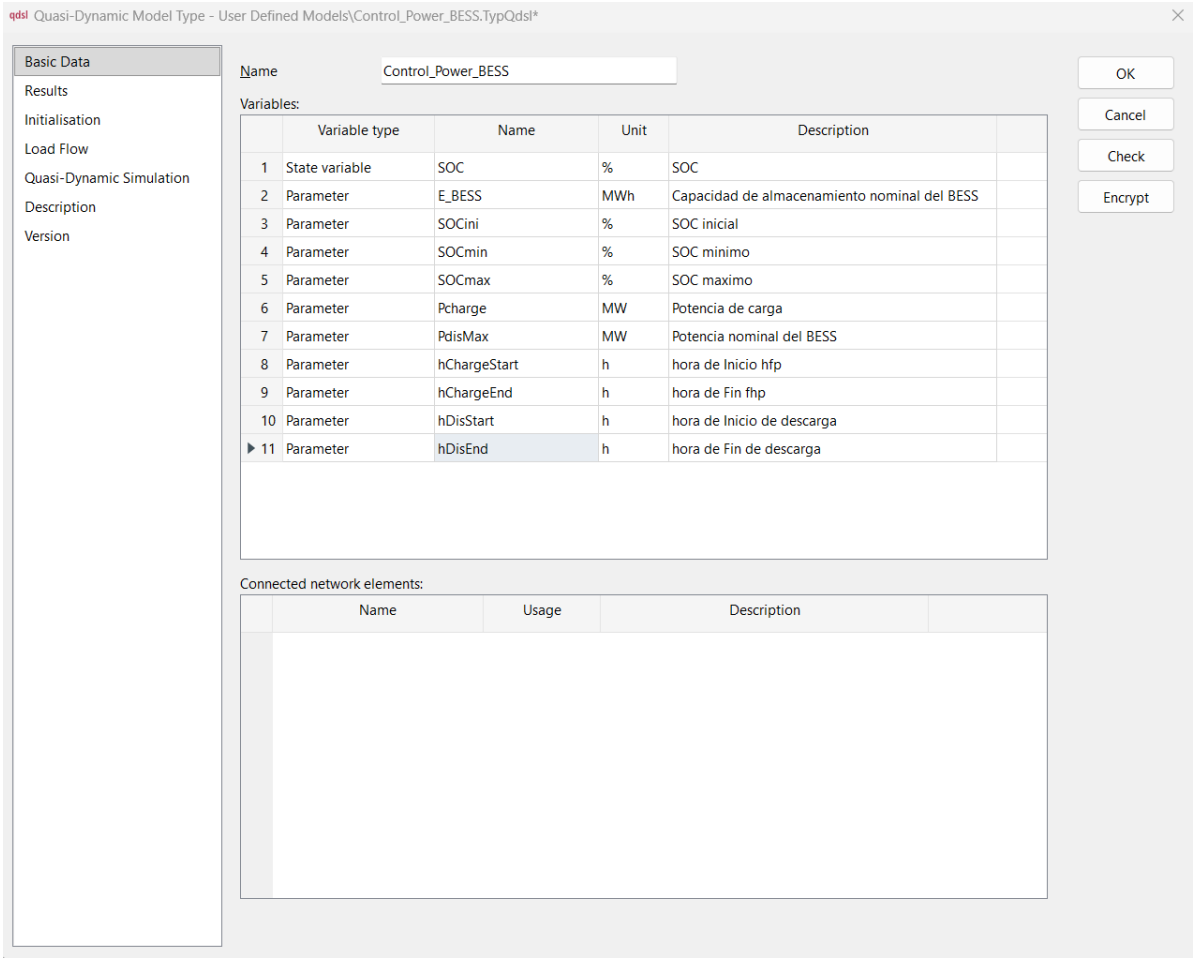
- Horarios de operación, hora fuera punta y horario de descarga del sistema BESS, Se establecieron los parámetros $hChargeStart$ y $hChargeEnd$ que representan el periodo de hora fuera punta y será justamente el periodo de carga del sistema, por otro lado, también se establecieron los parámetros $hDisStart$ y $hDisEnd$ que

representan al periodo de 3 horas de descarga establecida con machine learning en Python.

A continuación, en la **Figura 63** se muestra los parámetros descritos para el modelo QSDL

Figura 63

Configuración de los datos básicos del modelo TypQdsl



Fuente: Elaboración propia.

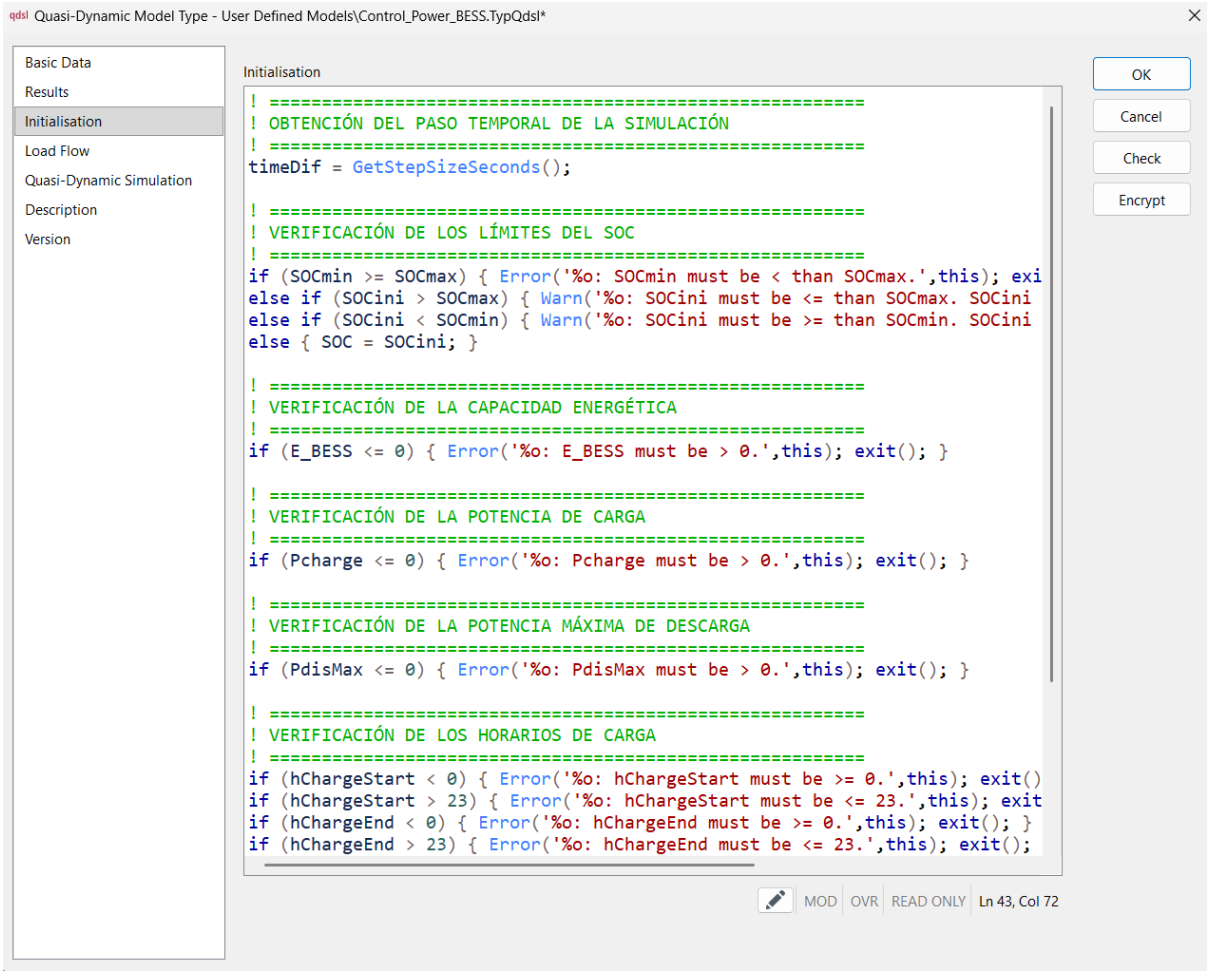
- Inicialización del modelo TypQdsl

El apartado Initialisation establece las condiciones con las que inicia el modelo cuasi-dinámico y realiza una serie de verificaciones sobre los parámetros definidos para la operación del sistema BESS. Esta etapa es necesaria para asegurar que el modelo comience la simulación con condiciones coherentes y que los valores introducidos para el estado de

carga, capacidad energética, potencias y horarios se encuentren dentro de los rangos establecidos.

Figura 64

Configuración del apartado Initialisation del modelo TypQdsl



Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la **Figura 64**, en primer lugar, se obtiene automáticamente el tamaño del paso temporal de la simulación mediante la función $GetStepSizeSeconds()$. El valor obtenido se almacena en la variable $timeDif$ y posteriormente es utilizado por las ecuaciones del modelo para considerar el tiempo transcurrido entre un instante de cálculo y el siguiente. De esta forma, el funcionamiento del controlador no depende de un intervalo de tiempo fijado directamente en el código, sino de la resolución temporal establecida para la simulación.

Posteriormente, se verifica la consistencia de los límites definidos para el estado de carga del BESS. El modelo comprueba que el valor mínimo de SOC sea menor que el valor máximo, condición necesaria para establecer correctamente el rango de operación de la batería. Para el estudio se establecieron los límites entre 10 % y 90 %, respectivamente.

También se verifica el valor de $SOCini$, correspondiente al estado de carga con el que inicia la simulación. Cuando este valor se encuentra dentro del rango permitido, se adopta directamente como condición inicial. En caso de encontrarse fuera de los límites establecidos, el modelo genera una advertencia y ajusta el valor al límite correspondiente. Para el escenario analizado, el BESS inicia la simulación con un estado de carga de 10 %.

A continuación, se realizan comprobaciones sobre los parámetros relacionados con la capacidad y la potencia del sistema. El parámetro E_BESS debe presentar un valor positivo y representa la capacidad energética considerada para el almacenamiento, mientras que $Pcharge$ y $PdisMax$ deben ser igualmente positivos, debido a que representan las magnitudes de potencia utilizadas durante los procesos de carga y descarga, respectivamente.

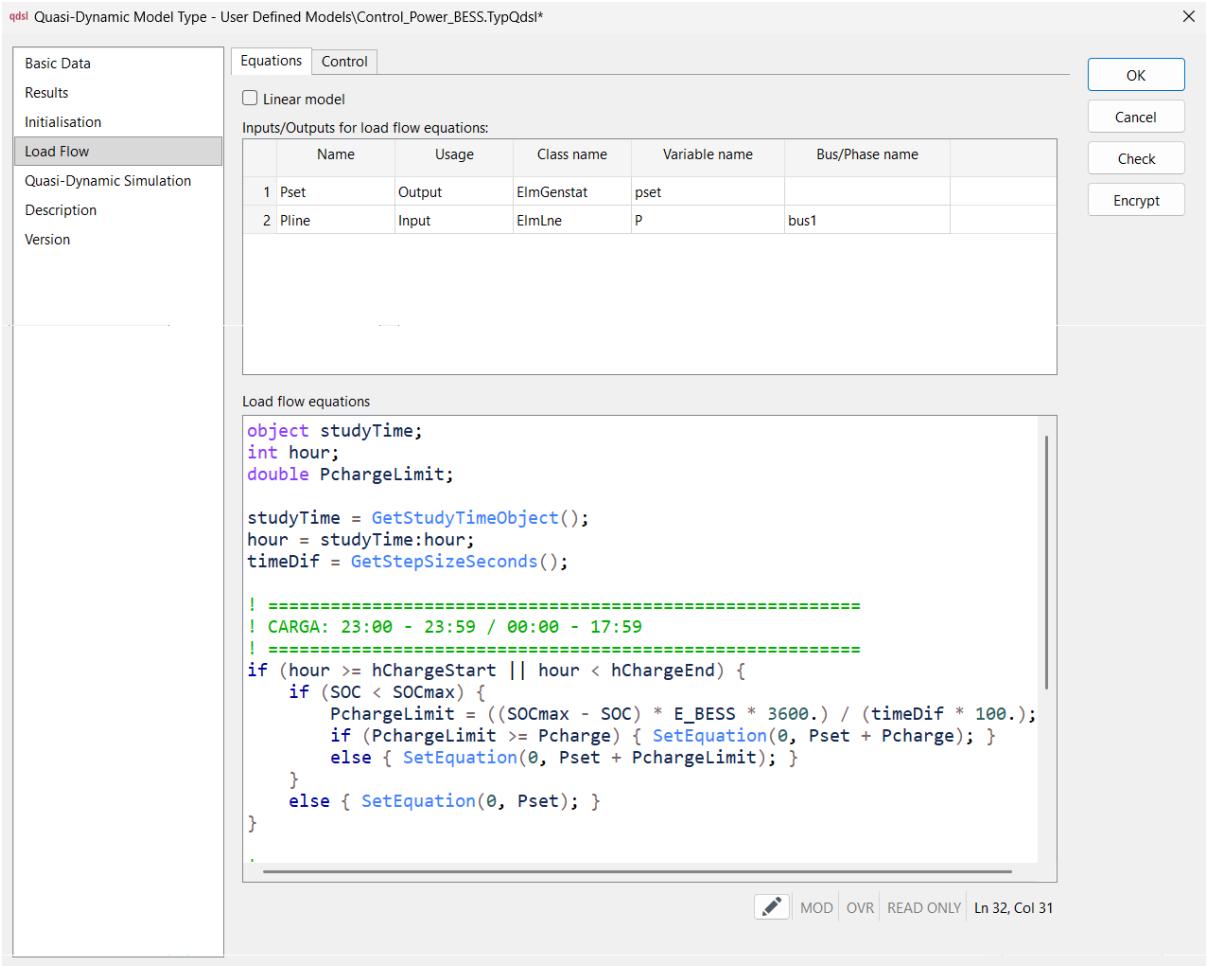
Finalmente, se validan los parámetros correspondientes a los horarios de operación. El modelo comprueba que las horas definidas para el inicio y finalización de los periodos de carga y descarga se encuentren dentro del intervalo diario comprendido entre las 23:00 y las 17:00 horas. Estas variables permiten posteriormente establecer la secuencia temporal de funcionamiento del BESS, diferenciando los periodos destinados a carga, descarga y espera.

- Configuración del apartado Load Flow

El apartado Load Flow permite establecer las variables de entrada y salida mediante las cuales el modelo QDSL interactúa con los elementos eléctricos de la red. En esta configuración se definieron dos variables principales: $Pset$ y $Pline$, las cuales permiten relacionar el sistema de control con el BESS y con la línea utilizada como referencia para la estrategia de operación.

Figura 65

Configuración del apartado Load Flow del modelo TypQdsl.



Elaboración propia.

Como se muestra en la **Figura 65**, la variable $Pset$ fue definida como una variable de salida (Output) del modelo QDSL y se vinculó con el elemento $ElmGenstat$, utilizando la variable $pset$. Esta configuración permite que el controlador determine la consigna de potencia activa que debe adoptar el generador estático que representa eléctricamente al sistema BESS. En otras palabras, el valor calculado por el modelo QDSL se transmite directamente al parámetro de potencia activa del BESS durante cada cálculo de flujo de potencia.

La segunda variable configurada corresponde a $Pline$, definida como una variable de entrada (Input) y vinculada a un elemento $ElmLne$ mediante la variable en el extremo identificado como $bus1$. Esta variable permite que el modelo QDSL reciba el valor de potencia

activa que circula por la línea seleccionada como referencia de control, para el caso de estudio es la línea que alimenta los transformadores de INCASA.

La diferencia entre ambas variables es fundamental para comprender la estructura del controlador. Mientras $Pset$ constituye una señal generada por el modelo, $Pline$ constituye una señal medida o recibida desde la red. Por tanto, se establece una relación de entrada y salida:

$$Pline \rightarrow Modelo\ QDSL \rightarrow Pset$$

De esta manera, el modelo puede recibir información de las condiciones de operación de la red y utilizarla para determinar la potencia que debe intercambiar el sistema BESS.

En el caso particular de la estrategia desarrollada, $Pline$ adquiere una importancia fundamental durante el periodo de descarga, debido a que permite utilizar el flujo de potencia de la línea seleccionada como referencia para el control. Cuando se cumplen las condiciones establecidas para la descarga, el modelo utiliza dicha variable para modificar la consigna $Pset$ del BESS y reducir el flujo de potencia observado en la línea.

Además de la definición de las variables de entrada y salida, en la parte inferior del apartado Load Flow se incorporaron las ecuaciones que determinan el comportamiento instantáneo del BESS. Estas ecuaciones son evaluadas con el cálculo de flujo de potencia, de modo que la potencia del sistema de almacenamiento pueda ajustarse de acuerdo con la hora de simulación, el estado de carga disponible y la condición de la línea de control.

En este apartado se hace, por tanto, la conexión entre la lógica de control y el modelo eléctrico de la red. El QDSL determina la consigna de potencia mediante $Pset$, mientras que recibe mediante Pline información del estado de la red que puede ser utilizada para modificar dicha consigna.

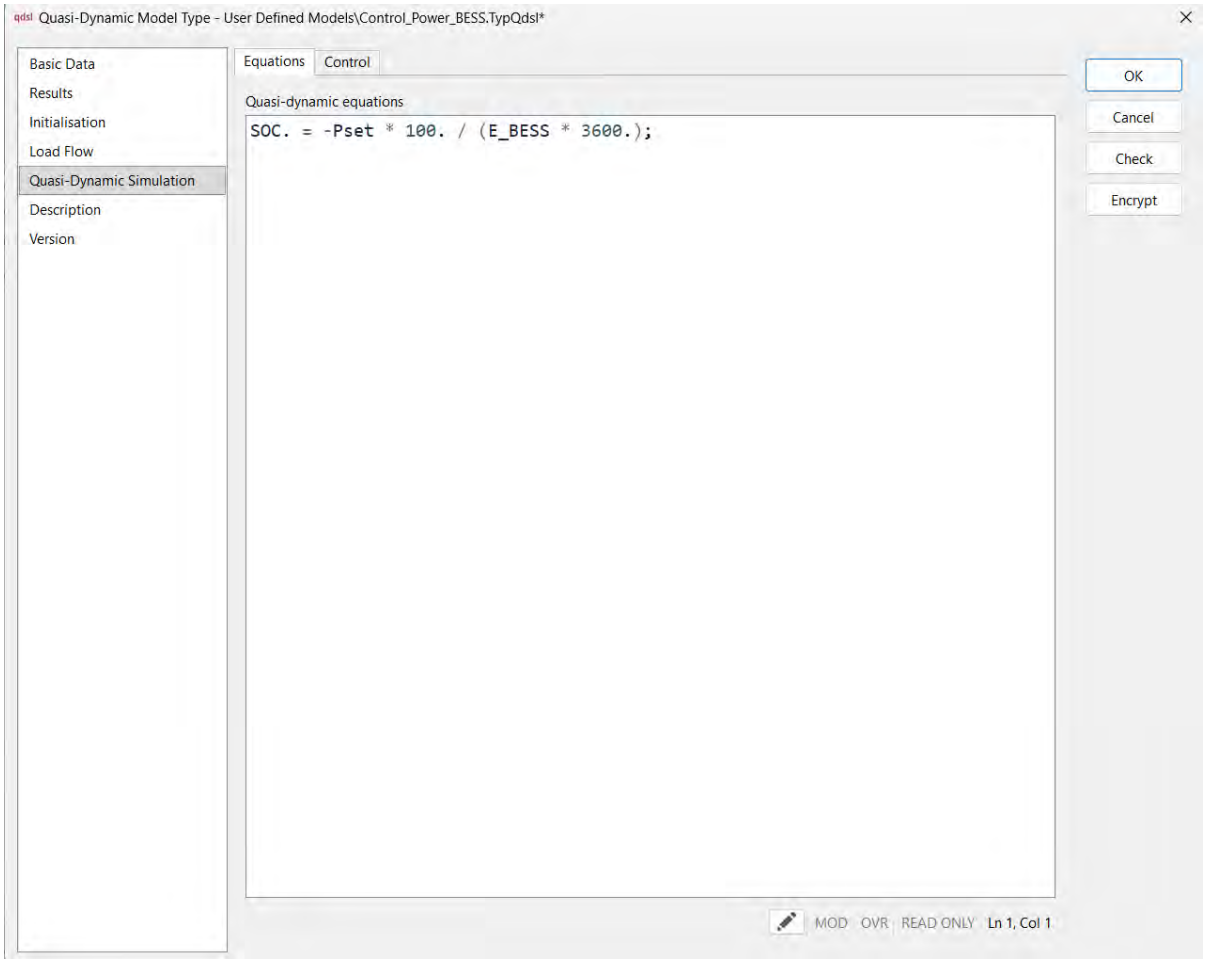
En la configuración mostrada en la **Figura 65** se observa, además, que el cálculo emplea la hora de simulación mediante $GetStudyTimeObject()$ y el intervalo temporal mediante $GetStepSizeSeconds()$. Estos valores permiten que las ecuaciones de flujo de potencia distingan los diferentes periodos de operación definidos para el BESS y consideren el tiempo transcurrido en cada paso de la simulación.

- Ecuación de la simulación cuasi-dinámica

En el apartado Quasi-Dynamic Simulation se estableció la ecuación que determina la variación temporal del estado de carga del sistema BESS durante la simulación. En la configuración desarrollada se utilizó la variable de estado SOC, cuya evolución depende directamente de la potencia activa establecida por el controlador y de la capacidad energética del sistema de almacenamiento.

Figura 66

Configuración de las ecuaciones de la simulación Cuasi-dinámica del modelo TypQdsl.



Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la **Figura 66**, la ecuación implementada es:

$$SOC. = -\frac{P_{set} x 100}{E_{BESS} x 3600}$$

En esta expresión, $SOC.$ representa la variación del estado de carga respecto al tiempo, mientras que $Pset$ corresponde a la potencia activa establecida por el controlador para el BESS. El parámetro E_{BESS}representa la capacidad energética considerada del sistema de almacenamiento y está expresado en MWh.

El signo negativo de la ecuación permite representar la relación entre el sentido de la potencia intercambiada y la evolución del estado de carga. Bajo la convención utilizada en el modelo, cuando el BESS se encuentra cargando, $Pset$ toma un valor negativo; por lo tanto, la derivada del SOC resulta positiva y el estado de carga aumenta. Por el contrario, durante la descarga, $Pset$ toma un valor positivo, produciendo una disminución del SOC.

La ecuación produce una variación positiva del SOC. Durante la descarga, cuando el controlador determina una potencia positiva, el SOC disminuye de acuerdo con la potencia entregada y el tiempo transcurrido.

El término 3600 corresponde a la conversión de segundos a horas, necesaria debido a que el paso temporal utilizado por la simulación se expresa en segundos, mientras que la potencia y la capacidad energética se expresan en MW y MWh, respectivamente. De esta manera, la ecuación mantiene consistencia entre las unidades empleadas.

La ecuación es evaluada de forma continua a lo largo de los pasos de la simulación cuasi-dinámica, haciendo que el estado de carga alcanzado en un intervalo constituya la condición de partida para el siguiente. De esta forma, el modelo representa la dependencia energética del BESS y permite que su disponibilidad para cargar o descargar varíe durante el desarrollo de la simulación.

Esta ecuación constituye el vínculo entre la potencia activa determinada por el controlador y el estado energético del BESS, permitiendo que la operación del almacenamiento se actualice durante toda la simulación.

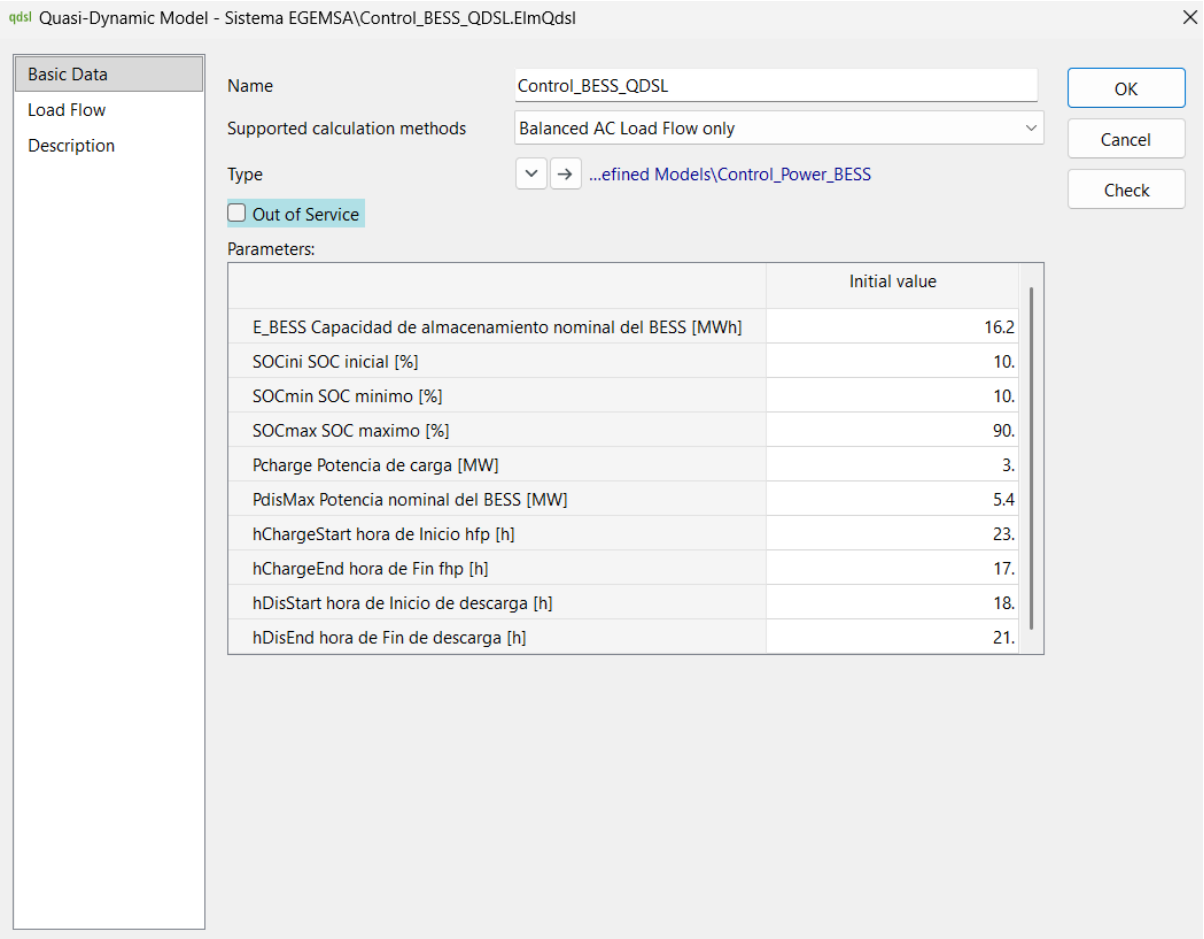
5.3.3.2. Configuración de la instancia del modelo cuasi-dinámico (ElmQdsl)

- Datos básicos de la instancia $ElmQdsl$

Una vez definido el tipo de modelo cuasi-dinámico $Control_Power_BESS$, se creó su correspondiente instancia mediante el objeto $ElmQdsl$. En esta etapa se establece la aplicación del modelo previamente desarrollado sobre el sistema eléctrico de estudio. Por tanto, mientras el $TypQdsl$ contiene la estructura y las ecuaciones que determinan el comportamiento del controlador, el $ElmQdsl$ permite utilizar dicha estructura dentro del modelo de red y definir las condiciones particulares de operación para el caso analizado.

Figura 67

Configuración de los datos básicos de la instancia ElmQdsl



Fuente: Elaboración propia.

Como se observa en la **Figura 67**, la instancia fue denominada Control_BESS_QDSL y se asoció al tipo de modelo Control_Power_BESS, previamente desarrollado en el apartado

de modelos. Esta asociación es necesaria para que la instancia adopte las variables, parámetros y ecuaciones establecidas en el $TypQdsl$.

En la configuración también se estableció como método de cálculo admitido el flujo de potencia de corriente alterna balanceado, debido a que el análisis desarrollado considera el comportamiento del sistema eléctrico mediante cálculos de flujo de potencia balanceado durante la simulación cuasi-dinámica. Asimismo, la instancia permanece habilitada para su utilización durante el estudio.

A diferencia del TypQdsl, en este apartado se ingresaron los valores concretos de los parámetros que corresponden al Caso 1 de operación analizado en el capítulo anterior. Para la capacidad energética del sistema se estableció de acuerdo con el dimensionamiento:

$$E_{BESS} = 16.2MWh$$

El estado de carga inicial del BESS será de 10% considerando que el sistema esta con la cantidad mínima de carga.

$$SOC_{ini} = 10\%$$

Los límites del estado de carga mínimo y máximo se estableció entre 10% a 90% garantizando de esa manera de que la profundidad de descarga DoD del sistema sea máximo el 80% evitando su pronta degradación.

$$SOC_{min} = 10\%$$

$$SOC_{max} = 90\%$$

La potencia de carga del sistema se estableció una potencia de carga de 3MW con el fin de evitar sobrecargar a más del 80% los dos trasformadores de alimentación de INCASA.

$$P_{charge} = 3MW$$

La potencia nominal del BESS de acuerdo con el dimensionamiento para el Caso 1.

$$P_{disMax} = 5.4MW$$

Se configuraron los parámetros horarios que serán utilizados por las ecuaciones de control. El inicio del periodo de carga se estableció a las 23:00 horas y su finalización a las 18:00 horas del día siguiente, justamente en todo el periodo de hora fuera punta.

$$hChargeStart = 23$$

$$hChargeEnd = 18$$

El periodo de descarga se establece de acuerdo con los resultados de la predicción con machine learning en Python, para este caso particular se está simulando la carga de INCASA para el 23 de julio del 2024 y para este día los resultados nos indica que el periodo de descarga debe ser entre las 18:00 y las 21:00 horas.

$$hDisStart = 18$$

$$hDisEnd = 21$$

Estos valores no constituyen una nueva definición de la estrategia, sino que corresponden a los parámetros con los que se ejecutará la instancia del modelo durante la simulación. De esta forma, el mismo $TypQdsl$ puede conservar su estructura general y los valores de operación pueden modificarse directamente desde la instancia $ElmQdsl$ para evaluar diferentes condiciones de estudio.

En consecuencia, el apartado Basic Data del $ElmQdsl$ cumple una función principalmente de asociación y parametrización. Primero se vincula la instancia con el tipo Control_Power_BESS y posteriormente se asignan los valores específicos de capacidad, estado de carga, potencia y horarios que caracterizan la operación del BESS en el escenario analizado.

5.3.3.3. Simulación del modelo BESS

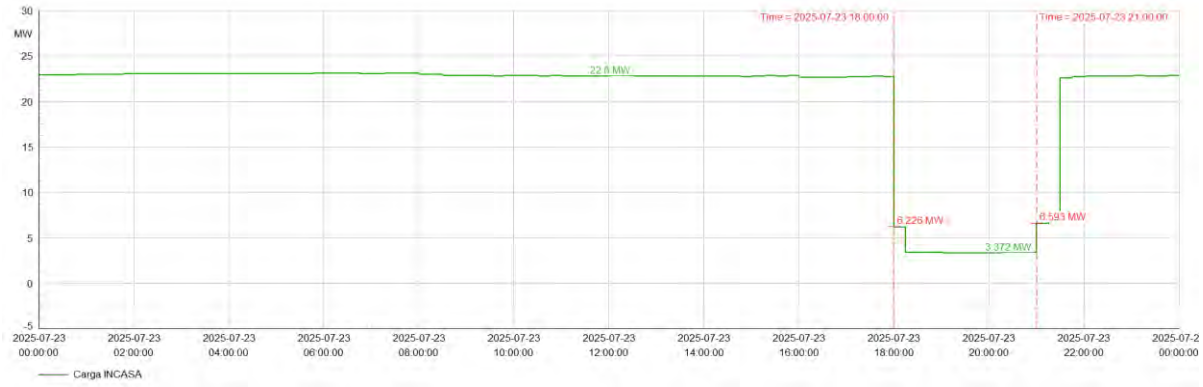
Una vez configurado el modelo establecido el controlador QDSL y definidos los parámetros de operación del sistema BESS, se procedió a ejecutar la simulación cuasi-dinámica para el caso de estudio 1. Para ello se incorporaron los datos de demanda de INCASA y las condiciones de operación establecidas para el sistema de almacenamiento. En

este escenario, INCASA mantiene su nivel habitual de operación durante gran parte del día y, durante la hora punta, reduce su demanda, mientras que el sistema BESS cubre la potencia durante el periodo de descarga.

- Carga de INCASA

Figura 68

Perfil de carga de INCASA 23/07/3034 Caso 1.



Fuente: Elaboración propia.

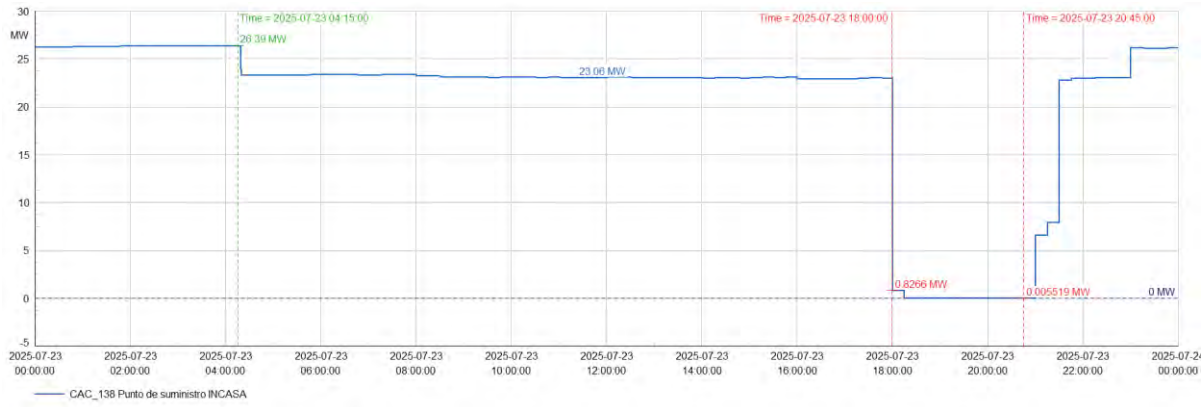
En la **Figura 68** se observa el comportamiento de la carga de INCASA durante el periodo de simulación. Desde las 00:00 hasta las 18:00 horas, la demanda presenta un comportamiento constante, manteniéndose alrededor de 22,8 MW, con pequeñas variaciones del perfil de operación. A partir de las 18:00 horas se produce la reducción programada de la demanda durante la hora punta, alcanzando un nivel de 3,37 MW, el cual se mantiene hasta las 21:00 horas.

Esta reducción representa el periodo en el que se aplica la estrategia de gestión de demanda para el caso de estudio. En lugar de mantener la planta operando cerca de su demanda total durante las horas punta, se reduce para ser cubierta por el sistema BESS.

- Demanda de INCASA en el punto de suministro

Figura 69

Potencia en el punto de suministro de INCASA Caso1.



Fuente: Elaboración propia.

La **Figura 69** muestra la evolución de la potencia activa registrada en el punto de suministro de INCASA, es decir, la potencia que la instalación retira de la red y que constituye la referencia para el análisis de la potencia coincidente. Durante las primeras horas del día, la potencia presenta un comportamiento elevado, con valores cercanos a 26,39 MW debido a que en ese periodo el sistema BESS esta almacenada energía hasta las 04:15 horas. Posteriormente, el consumo es de 23 MW durante gran parte del día.

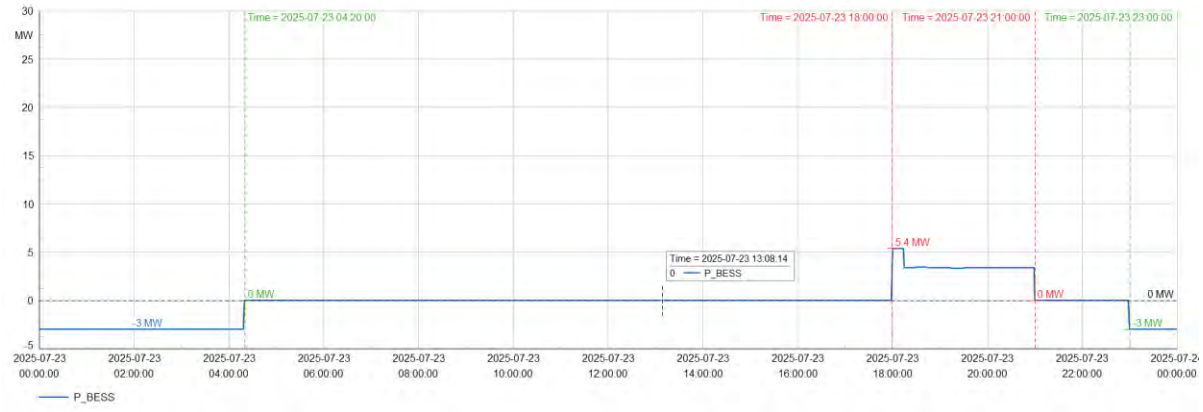
A las 18:00 horas se inicia la reducción de carga programada por INCASA. Esta reducción se realiza de manera progresiva, pasando inicialmente a un valor cercano a 6 MW y, en el siguiente intervalo, alcanzando aproximadamente 3 MW. Justamente en este horario comienza la actuación del sistema BESS, que suministra la potencia restante durante la ventana de descarga de 18:00 a 21:00 horas, establecida previamente mediante el modelo de predicción.

Como consecuencia de esta acción conjunta, la potencia registrada en el punto de suministro se reduce prácticamente a cero durante la ventana de gestión. En particular, a las 20:45 horas, correspondiente al instante de máxima demanda del SEIN analizado, se registra una potencia de aproximadamente 0,0055 MW en el punto de suministro de INCASA. Por tanto, la potencia coincidente de la empresa en dicho intervalo resulta prácticamente nula.

- Potencia de despacho del sistema BESS

Figura 70

Potencia de despacho del BESS Caso 1.



Fuente: Elaboración propia.

La **Figura 70** muestra la potencia activa intercambiada por el sistema BESS durante el día de simulación.

Al inicio el BESS presenta una potencia de −3 MW, correspondiente al proceso de carga. Esta operación se mantiene hasta aproximadamente las 04:20 horas, momento en que el sistema alcanza el SOC máximo establecido y deja de consumir potencia, permaneciendo en espera hasta la ventana de gestión establecida.

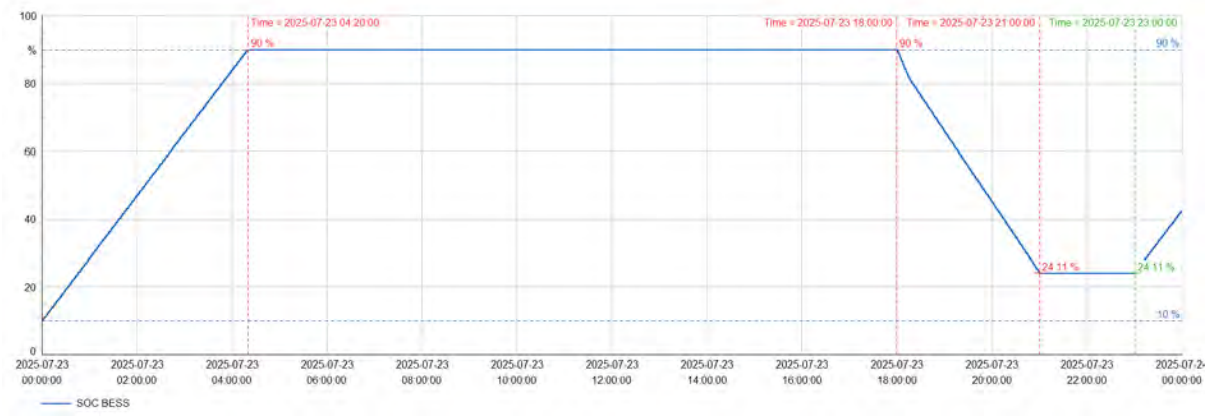
A las 18:00 horas inicia la descarga del BESS. En ese instante el controlador intenta llevar a cero la potencia en la línea de alimentación. Sin embargo, debido a que la reducción no es directamente a 3MW sino es progresiva primero a 6 MW el controlador intenta inyectar esta cantidad de potencia en ese instante, pero la potencia máxima de despacho del BESS es de 5,4 MW, y es por eso que inicialmente el sistema entrega su máxima potencia disponible. Una vez que la demanda de INCASA se reduce hasta aproximadamente 3 MW, el BESS ya dispone de la capacidad necesaria para cubrirla y el controlador ajusta su potencia de despacho al valor requerido, manteniéndola durante el resto de la ventana de descarga.

A las 21:00 horas finaliza la operación de descarga y la potencia del BESS retorna a 0 MW, permaneciendo en espera hasta las 23:00 horas, momento en que inicia nuevamente el proceso de carga.

- Estado de carga del sistema BESS

Figura 71

Estado de carga del BESS Caso 1.



Fuente: Elaboración propia.

La **Figura 71** muestra la evolución del estado de carga del BESS durante el periodo de simulación. El sistema inicia con un SOC de 10 % y, durante el proceso de carga, incrementa progresivamente su estado de carga hasta alcanzar el 90 % aproximadamente a las 04:20 horas. A partir de ese momento permanece en este nivel hasta las 18:00 horas.

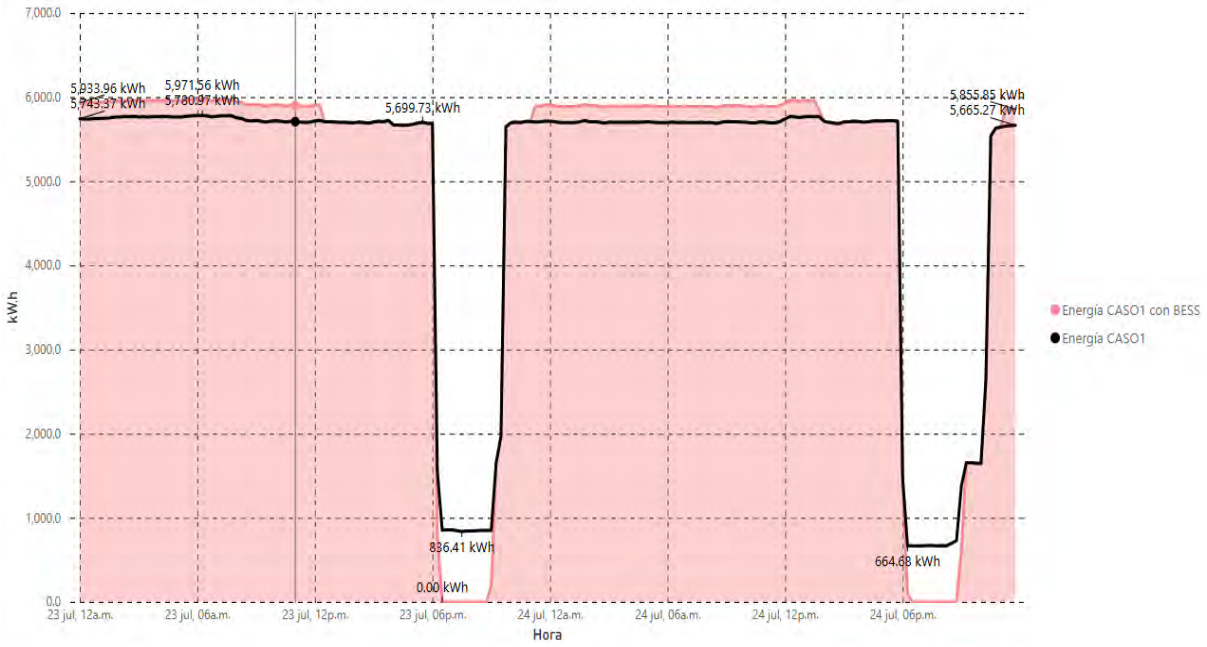
Con el inicio de la descarga a las 18:00 horas, el SOC disminuye de manera continua hasta las 21:00 horas alcanzando aproximadamente a un SOC del 24,11% después del periodo de descarga. Durante el periodo de espera, entre las 21:00 y 23:00 horas, el estado de carga permanece constante y posteriormente se inicia nuevamente el proceso de carga.

Como se observa, el controlador mantiene el SOC dentro del rango establecido de 10% a 90%, correspondiente a una profundidad de descarga máxima del 80%. Esta condición restringe la operación de la batería dentro del rango definido y evita someterla a una descarga superior a la considerada en el dimensionamiento. Asimismo, el hecho de que al finalizar las tres horas de descarga el BESS conserve un SOC de 24,11 %, superior al límite mínimo de 10 %, evidencia que la capacidad energética dimensionada para el Caso 1 es suficiente para cubrir la demanda requerida durante toda la ventana de operación establecida.

Para cada caso de estudio se deben modificar los parámetros de potencia y capacidad energética del sistema BESS, así como el intervalo de descarga determinado para la estrategia de gestión de demanda. Con estas condiciones se realizaron las respectivas simulaciones cuasi-dinámicas y se obtienen los nuevos perfiles de carga en el punto de suministro de INCASA. A continuación, se presentan los resultados correspondientes a cada caso de estudio, comparando el comportamiento de la demanda con y sin la simulación del sistema BESS en las **Figuras 72, 73, 74, 75, 76, 77 y 78** para cada caso de estudio respectivamente:

Figura 72

Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 1



Fuente. Elaboración propia

Figura 73

Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 2



Fuente. Elaboración propia

Figura 74

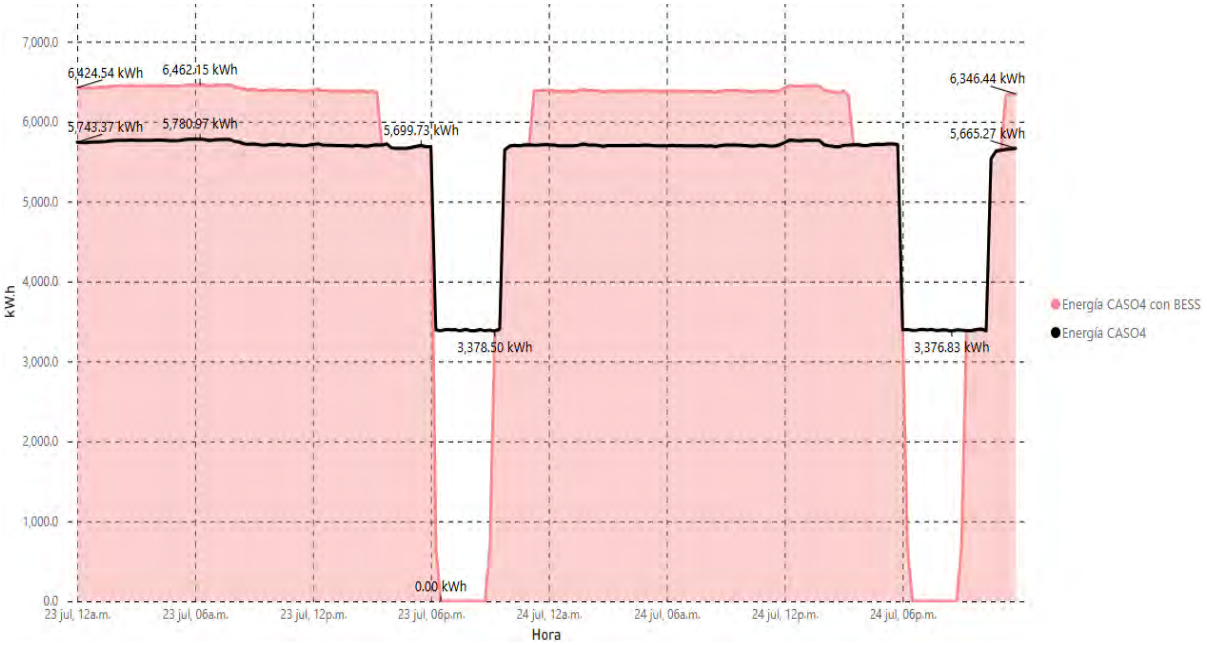
Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 3



Fuente. Elaboración propia

Figura 75

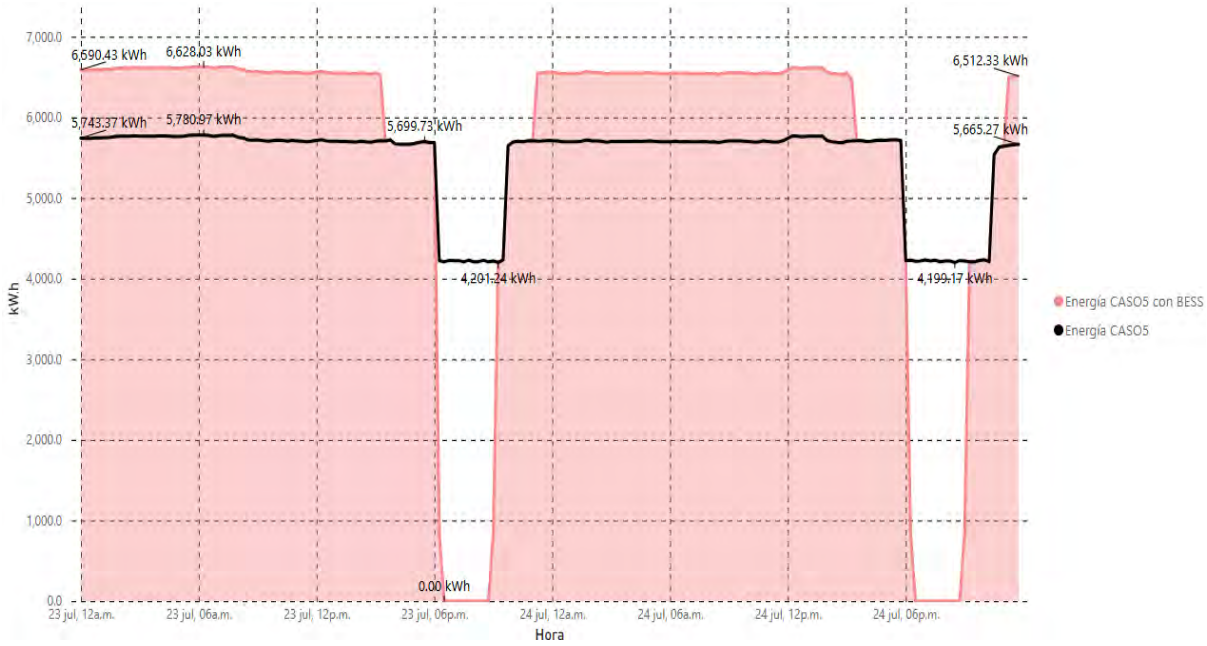
Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 4



Fuente. Elaboración propia

Figura 76

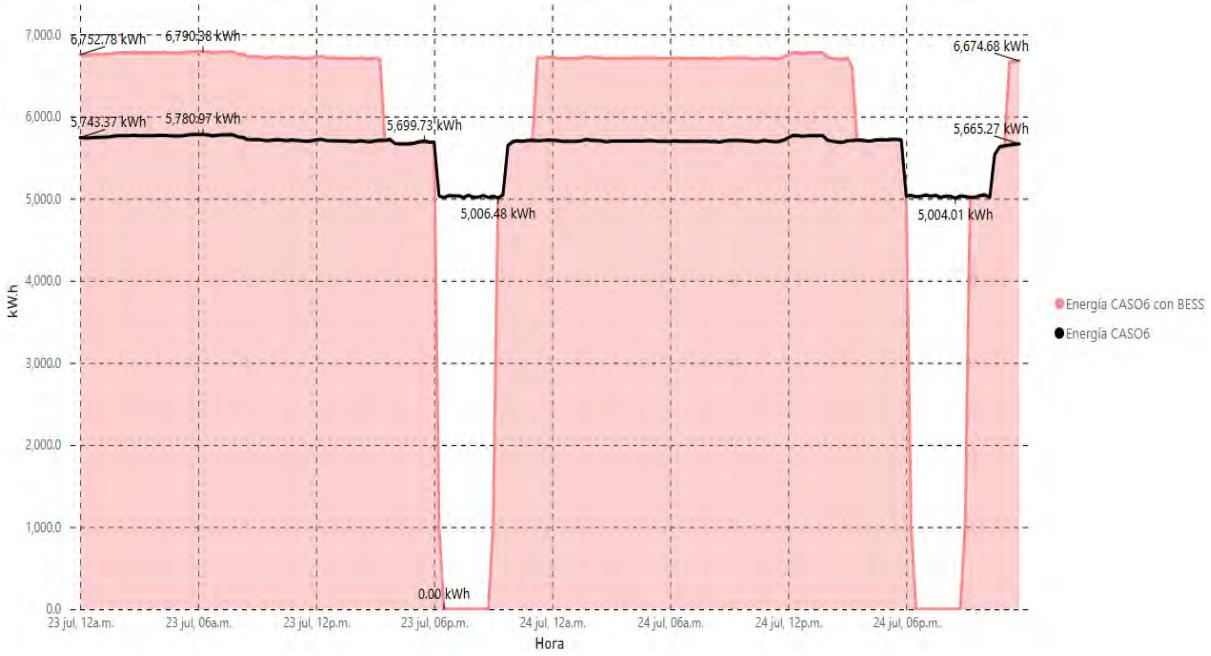
Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 5



Fuente. Elaboración propia

Figura 77

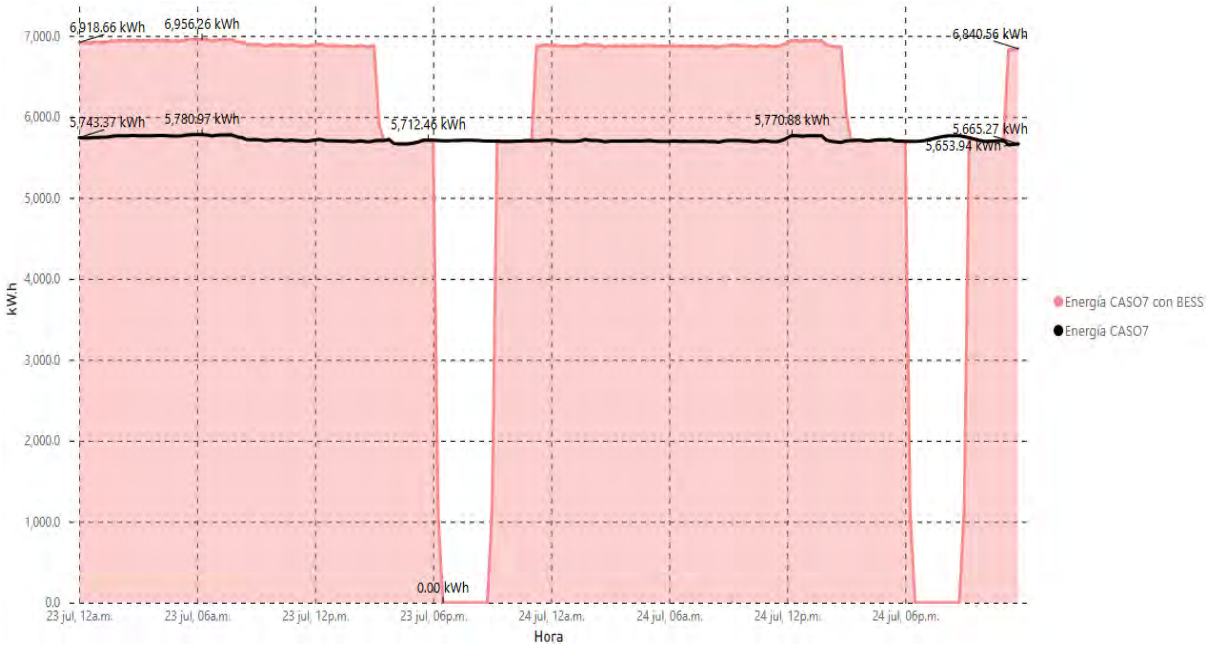
Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 6



Fuente. Elaboración propia

Figura 78

Efecto del almacenamiento BESS sobre el perfil de carga CASO 7



Fuente. Elaboración propia

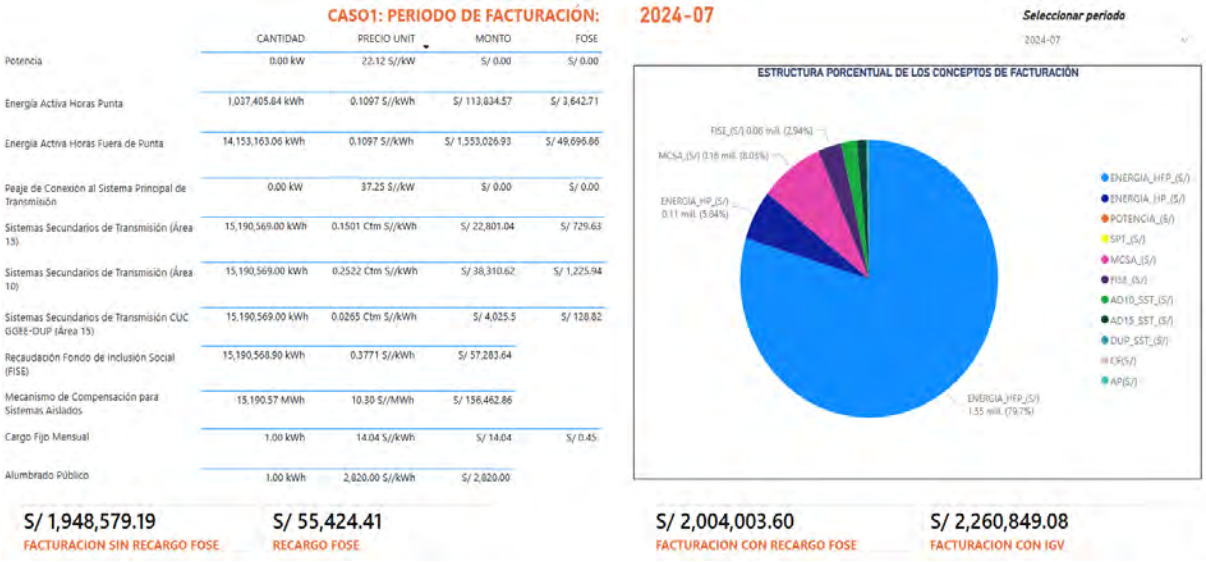
5.4. Integración del Modelo de Facturación Para los Casos de Estudio

Con los nuevos perfiles de consumo de energía obtenidos para los siete casos de estudio, así como los siete perfiles adicionales resultantes de la modelación del sistema BESS para cada uno de ellos, sumando un total de 14 perfiles, cada uno con resolución de 15 minutos para todo el año 2024, es necesario determinar los nuevos montos facturados por caso. Dado que el volumen de datos es considerable, se aplicará el modelo automatizado de facturación desarrollado en el Capítulo III.

En la **Figura 79** se presentan los montos de facturación para el periodo de julio de 2024 correspondientes al caso de estudio 1 con la modelación de la incorporación del sistema BESS. En dicho gráfico se observa, principalmente, la ausencia de participación de los conceptos asociados a la Potencia y al Peaje de los SPT.

Figura 79

Dashboard de facturación mensual del Caso 1 con BESS 07-2024



Fuente. Elaboración propia

Esta herramienta permite agilizar el cálculo de la facturación para cada caso de estudio y visualizar de manera clara la variación de los montos facturados con y sin la incorporación del sistema BESS. A continuación, se presenta una comparación integral de la energía y potencia consumidas por el cliente libre, así como de los montos de facturación obtenidos para cada caso de estudio:

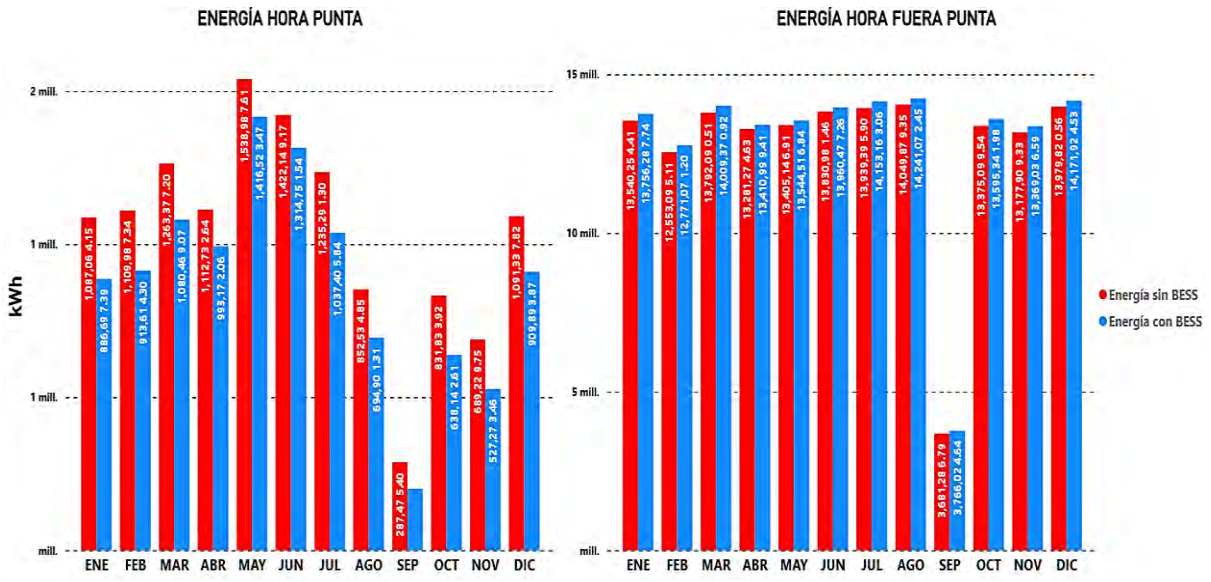
5.4.1. Consumo de Energía Antes y Después del Modelado del Sistema BESS

Tras la modelación del sistema de almacenamiento BESS en el sistema eléctrico de INCASA, la energía descargada por el BESS durante las ventanas de hora punta definidas por la red neuronal es asumida por el propio sistema de almacenamiento, mientras que la recarga se realiza en horarios fuera punta (principalmente entre las 23:00 y las 16:00 del día siguiente). Este desplazamiento de carga reduce la energía activa mensual retirada del SEIN en las horas punta y aumenta la energía retirada en las horas fuera punta, alterando la distribución horaria del consumo sin necesariamente modificar de forma significativa el consumo energético total ni la operación de la empresa. El efecto neto permite reducir el consumo en horas punta y trasladar la carga hacia periodos de hora fuera punta.

Las figuras siguientes comparan la operación con/sin BESS para cada caso de estudio, las barras de color rojo muestran la energía mensual retirada en la operación sin BESS, y las barras de color azul muestran a energía mensual retirada en la operación con BESS. En la gráfica se aprecia claramente la disminución de la energía en hora punta y el incremento en horas fuera punta, lo que evidencia el traslado temporal de energía provocado por la operación del BESS.

Figura 80

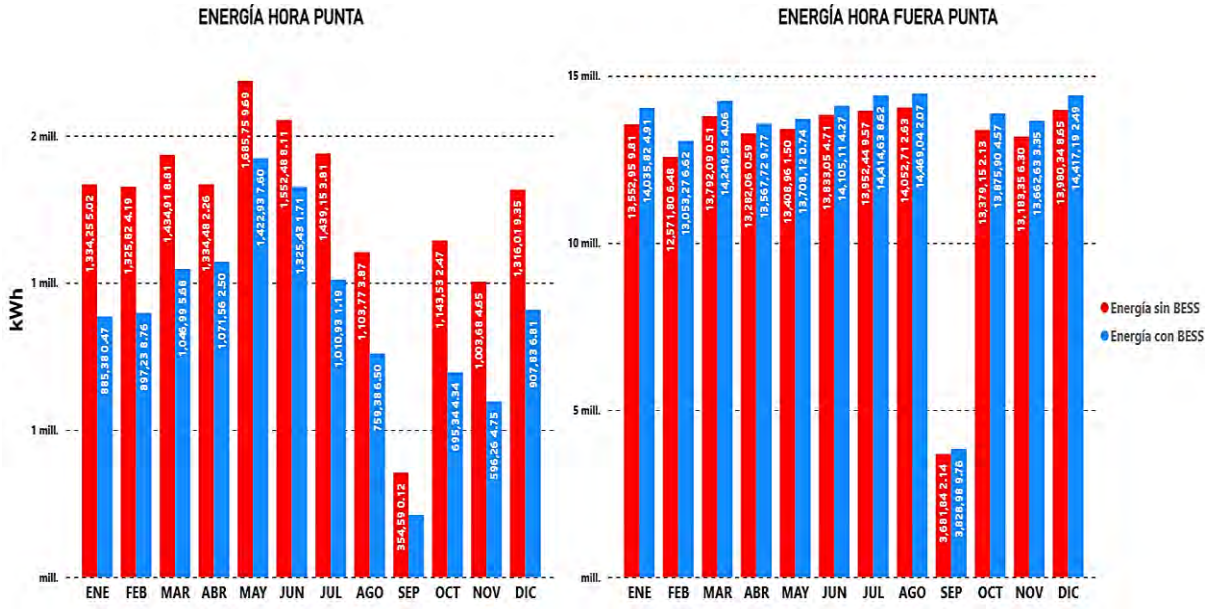
Energía con/sin BESS Caso 1 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 81

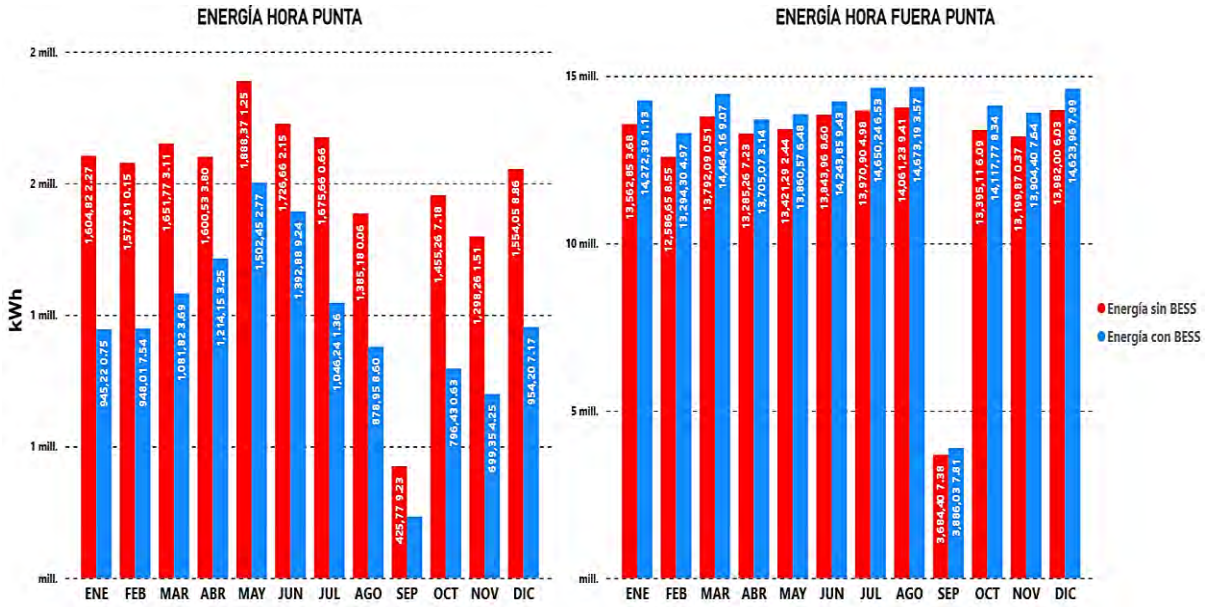
Energía con/sin BESS Caso 2 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 82

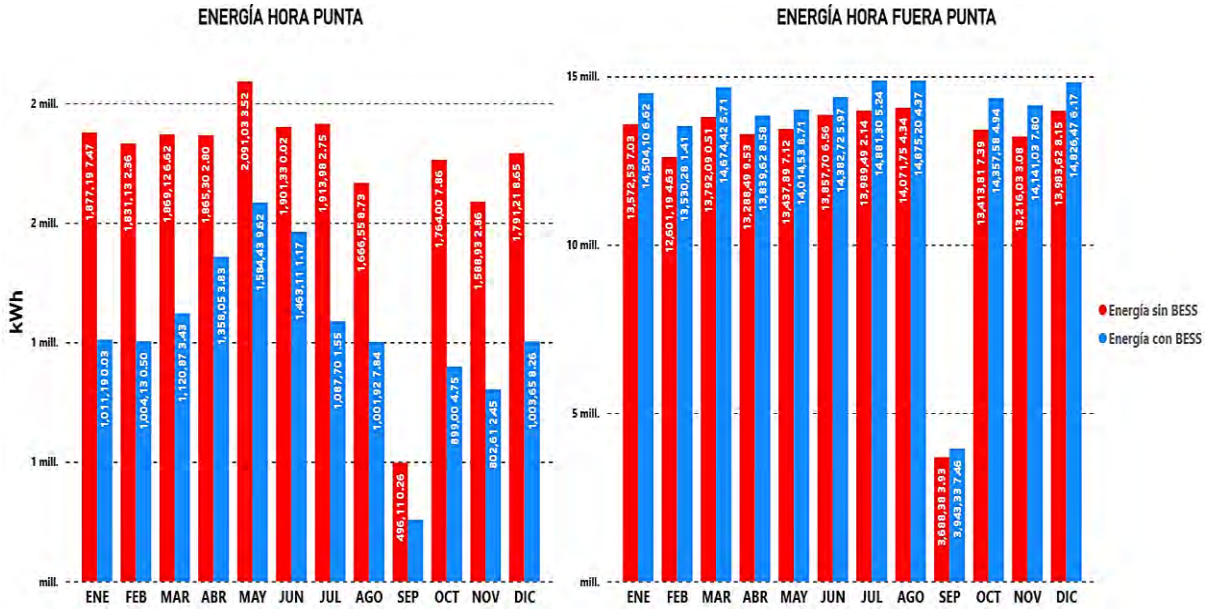
Energía con/sin BESS Caso 3 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 83

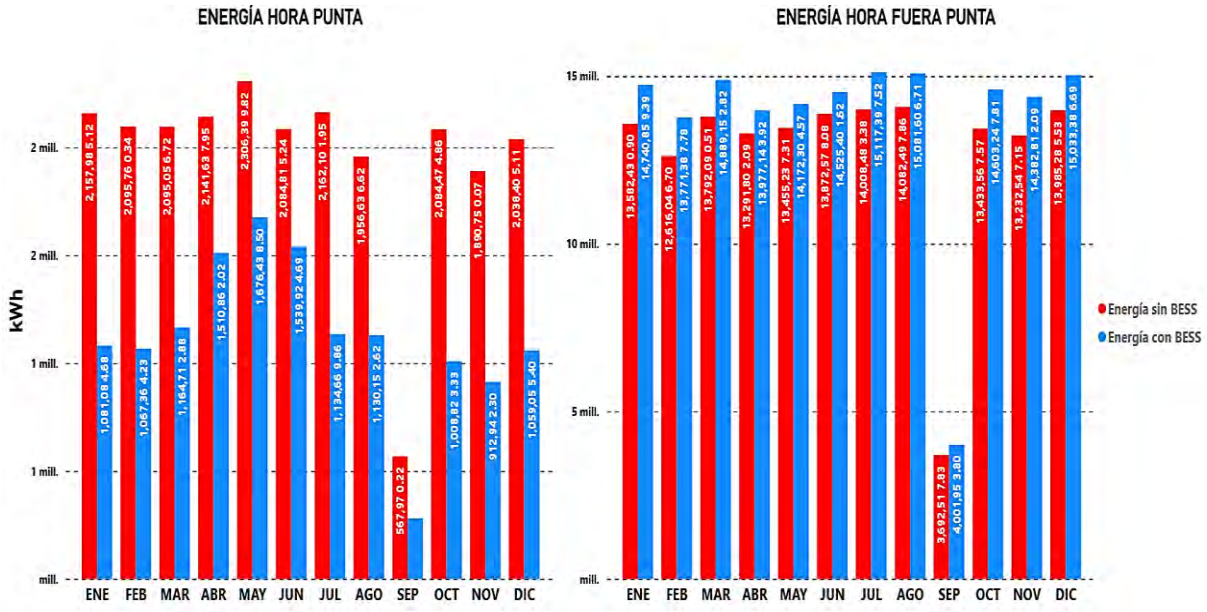
Energía con/sin BESS Caso 4 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 84

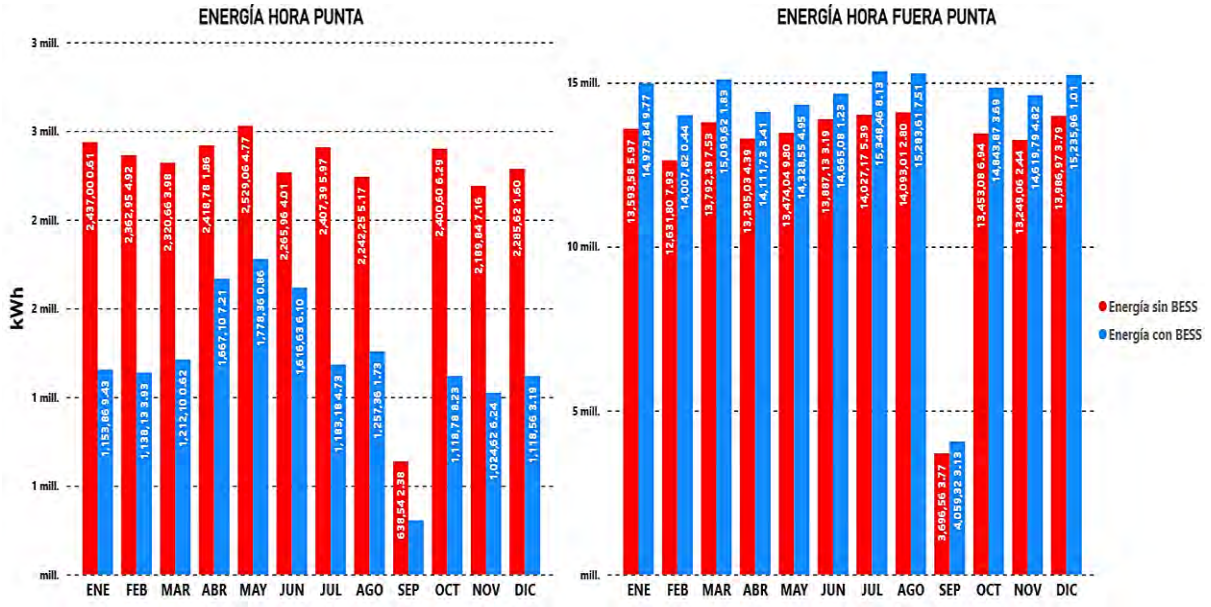
Energía con/sin BESS Caso 5 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 85

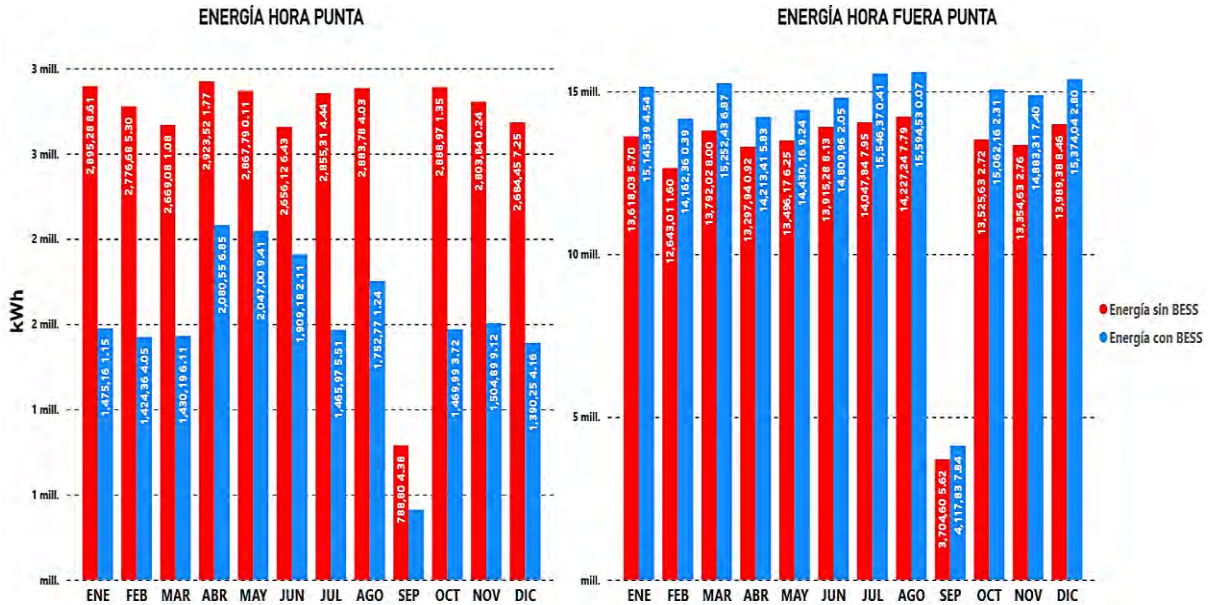
Energía con/sin BESS Caso 6 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

Figura 86

Energía con/sin BESS Caso 7 en los periodos HP y HFP



Fuente. Elaboración propia

El consumo energético total se mantiene relativamente igual antes y después del modelamiento del BESS; la diferencia relevante responde a las pérdidas internas del sistema (pérdidas por ciclo o round-trip), puesto que el BESS requiere más energía en el proceso de carga de la que entrega en la descarga, lo que puede traducirse en un ligero aumento de la facturación por energía. En el Caso 1 la variación es mínima porque se traslada menor volumen de energía debido a que solo se requiere cubrir la 7ma parte de la demanda del cliente durante el periodo de reducción, de modo que la energía retirada en horas punta apenas se modifica. Conforme se avanza hacia escenarios más intensivos (progresivamente desde los casos intermedios hasta el Caso 7) el volumen de energía trasladada de horas punta a fuera punta aumenta de forma paulatina. En el Caso 7 el BESS cubre la totalidad de la demanda de INCASA durante el período de descarga; dado que dicho período de descarga es de 3 horas, lo que representa aproximadamente el 50 % del intervalo total de horas punta, la energía retirada en horas punta se reduce en torno al 50 %, con el consecuente incremento de la energía consumida en horas fuera punta.

5.4.2. Montos de Facturación Antes y Después del Modelado del Sistema BESS

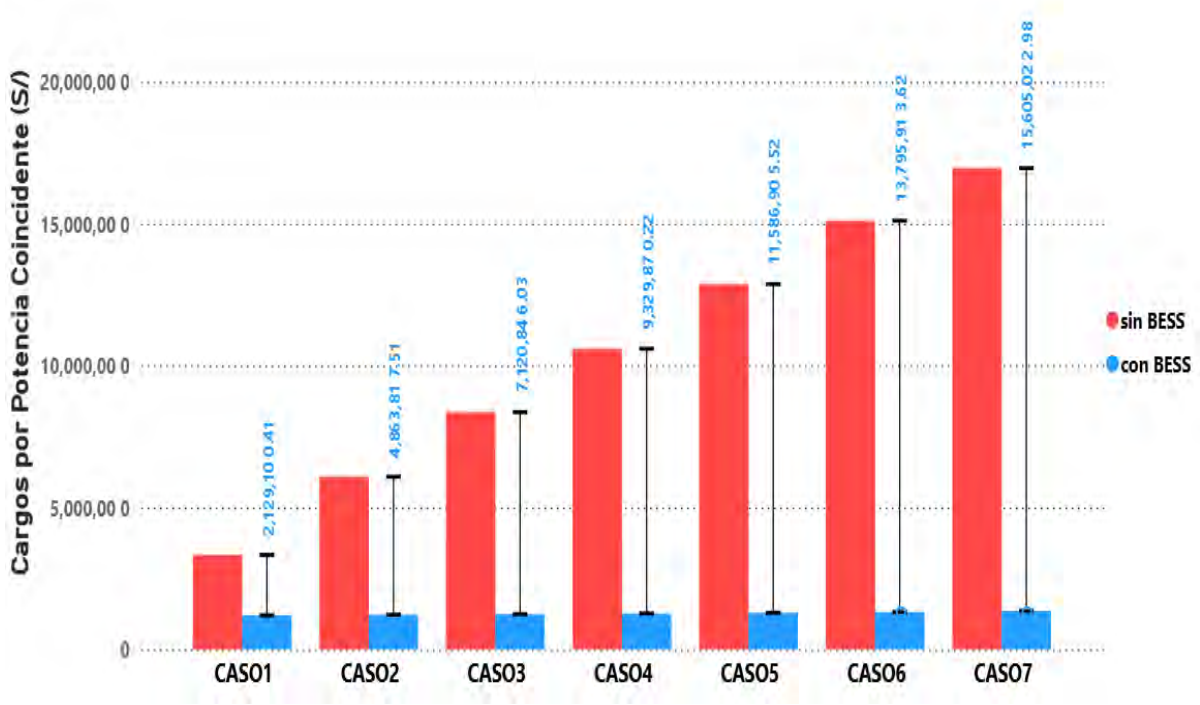
Tras el modelamiento e integración del sistema BESS, la facturación total anual para el 2024 del cliente muestra una reducción en el monto total facturado en cada caso de estudio. Este ahorro neto es el resultado compuesto de las variaciones de los distintos conceptos de facturación: por un lado, la gestión de la demanda aplicando predicción y la operación del sistema BESS reduce la potencia coincidente y, por lo tanto, los cargos asociados a la potencia coincidente (por ejemplo, se eliminan o reducen sustancialmente los conceptos de Potencia y SPT en los escenarios modelados con BESS), lo que a su vez disminuye aportes vinculados a la potencia como FISE y FOSE; por otro lado, la operación del BESS traslada el consumo de energía de horas punta a horas fuera punta como se vio anteriormente, la facturación de energía en horas punta disminuye y en horas punta incrementa, en conjunto la facturación por energía total consumida por el cliente aumenta ligeramente debido a las perdidas en el sistema de almacenamiento BESS. En consecuencia, conceptos directamente

proporcionales a la energía total consumida por el cliente como los cargos por Peaje de Conexión a los Sistemas Secundarios de Transmisión (SST AD10, SST AD15, SST DUP) y Mecanismos de Sistemas Aislados (MCSA) muestran un ligero incremento. En general, el traslado de la demanda reduce los cargos por potencia y genera un ahorro neto, pese al aumento menor en los cargos por energía asociado a las pérdidas del sistema de almacenamiento.

A continuación, en las **Figuras 87** y **88** se muestran los resultados anuales de la facturación por cargos relacionados a la potencia coincidente y energía del año 2024 para los 7 casos de estudio, haciendo la comparación de dichos montos con y sin la modelación del sistema de almacenamiento BESS.

Figura 87

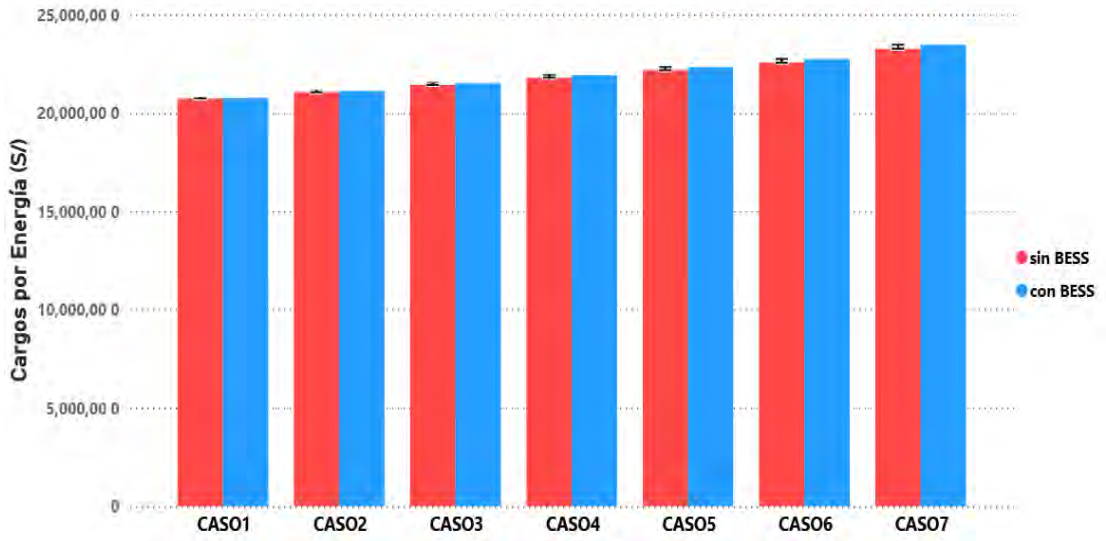
Reducción de los cargos por potencia coincidente para cada caso de estudio en 2024



Fuente. Elaboración propia

Figura 88

Comparación de los cargos por energía para cada caso de estudio en 2024

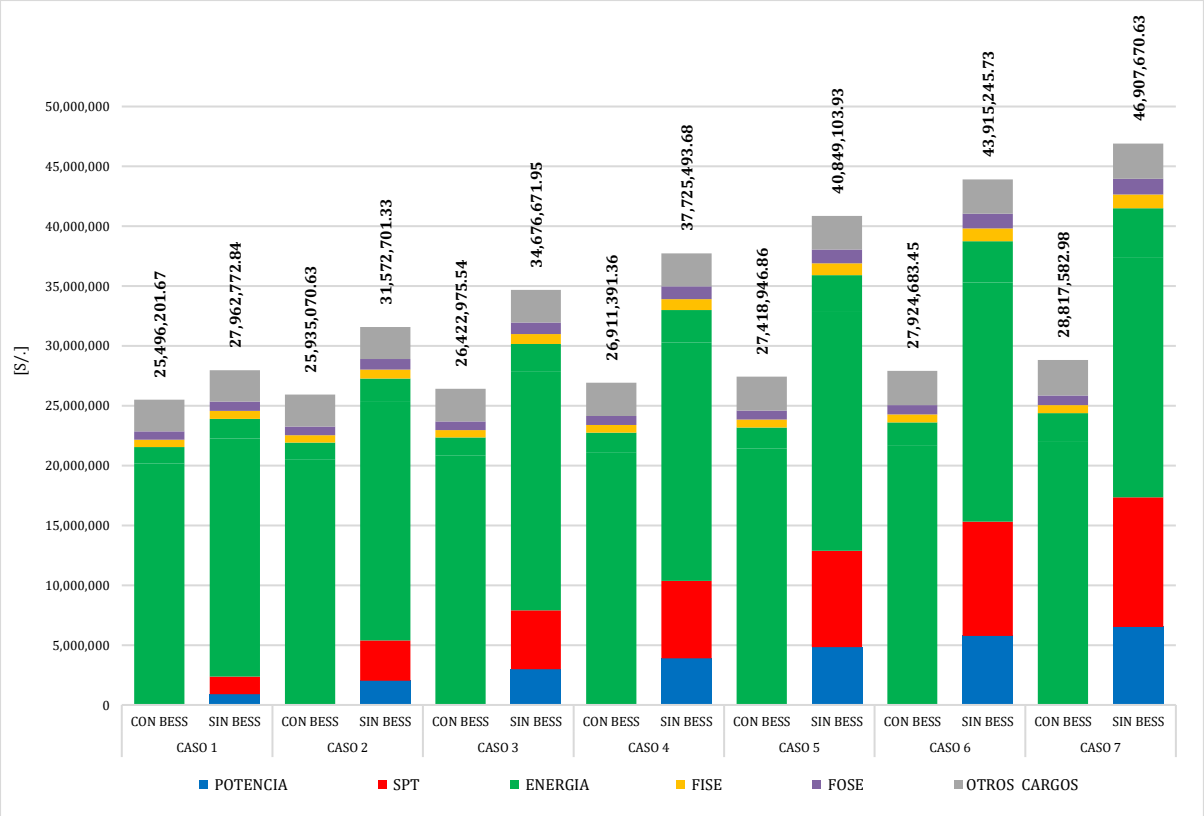


Fuente. Elaboración propia

En la **Figura 81** se aprecia que, en los escenarios sin BESS, la facturación aumenta notablemente por la mayor potencia coincidente asociada a cada escalón de reducción; el Caso 7 sin estrategia de reducción alcanza el valor máximo observado (S/ 46,907,670.63). En contraste, los escenarios con operación del BESS muestran una eliminación casi total de los cargos por potencia (Cargo por Potencia y Cargo por SPT). No obstante, la facturación total de estos escenarios puede presentar un ligero incremento debido a las pérdidas energéticas del proceso de carga/descarga del BESS; además, a mayor tamaño del sistema aumentan dichas pérdidas y, por tanto, su efecto sobre el monto final. Por ello, el mayor ahorro absoluto se observa en el Caso 7, que cubre la totalidad de la demanda y permite reducir la potencia coincidente mensual en su totalidad. Sin embargo, la evaluación de la alternativa óptima debe considerar también limitaciones operativas, INCASA dispone de dos transformadores cuya capacidad condiciona la potencia disponible para cargar el BESS en hora fuera punta y los aspectos económicos (CAPEX, OPEX, periodo de recuperación, VAN y TIR), que se analizarán más adelante.

Figura 89

Comparación del monto total de facturación para cada caso de estudio con/sin BESS



Fuente. Elaboración propia

5.5. Ahorros económicos y reducción porcentual en cargos de facturación

El análisis de los siete casos de estudio evidencia que la implementación del sistema BESS genera una reducción significativa en los cargos de facturación asociados principalmente a la Potencia y SPT facturable y, en menor medida, a componentes vinculados a los cargos regulados como FISE y FOSE. Tal como se observa en la **Tabla 22**, el escenario con BESS elimina por completo el cargo por Potencia y SPT en cada caso, lo que constituye el principal factor que impulsa la disminución del costo total mensual.

Los valores obtenidos muestran que los ahorros económicos anuales (2024) varían entre S/ 2,466,571.17 en el Caso 1 y S/ 18,090,087.66 en el Caso 7 incluido el IGV, reflejando una tendencia creciente conforme la magnitud de la demanda máxima gestionada es mayor. Esta reducción económica se traduce en disminuciones porcentuales que van desde 8.82%

hasta 38.57%, lo que demuestra que el impacto del BESS es más significativo en escenarios que presentan demandas mayores.

En todos los casos evaluados, el monto total de la facturación con BESS disminuye notablemente respecto al escenario sin BESS, con reducciones que superan los 10 millones de soles anuales en los casos intermedios (Casos 4, 5 y 6). Esto confirma que el control de la demanda coincidente mediante estrategias de peak shaving o traslado de carga es altamente efectivo para clientes industriales expuestos a cargos por Potencia y SPT en el sistema eléctrico peruano (SEIN).

Los resultados obtenidos permiten validar que el sistema BESS no solo traslada la carga en Hora Punta, sino que también optimiza el costo energético total del cliente libre, consolidándose como una solución económicamente viable y estratégicamente beneficiosa en contextos donde la potencia coincidente es un componente esencial en la estructura tarifaria propia de un País.

Tabla 22

Resumen de los montos de facturación finales con IGV y ahorro económico por caso de estudio

CASO	CON/SIN BESS	POTENCIA	SPT	ENERGIA HP-HFP	FISE - FOSE	SST AD10-15-DUP MCSA	AP-CF	TOTAL	AHORRO	%
CASO 1	SIN BESS	888,942.79	1,476,314.92	21,528,506.19	1,438,595.71	2,590,282.89	40,130.34	27,962,772.84	2,466,571.17	8.82%
	CON BESS	0.00	0.00	21,559,190.62	1,302,904.20	2,593,976.51	40,130.34	25,496,201.67		
CASO 2	SIN BESS	2,032,112.45	3,371,613.06	21,863,332.46	1,634,910.97	2,630,602.05	40,130.34	31,572,701.33	5,637,630.69	17.86%
	CON BESS	0.00	0.00	21,930,886.86	1,325,317.91	2,638,735.52	40,130.34	25,935,070.63		
CASO 3	SIN BESS	2,975,529.65	4,935,836.18	22,245,151.11	1,803,443.24	2,676,581.43	40,130.34	34,676,671.95	8,253,696.42	23.80%
	CON BESS	0.00	0.00	22,344,099.22	1,350,249.67	2,688,496.31	40,130.34	26,422,975.54		
CASO 4	SIN BESS	3,898,874.16	6,466,777.96	22,628,069.27	1,968,951.77	2,722,690.18	40,130.34	37,725,493.68	10,814,102.32	28.67%
	CON BESS	0.00	0.00	22,757,757.62	1,375,195.54	2,738,307.86	40,130.34	26,911,391.36		
CASO 5	SIN BESS	4,842,291.36	8,031,001.09	23,026,517.05	2,138,497.78	2,770,666.31	40,130.34	40,849,103.93	13,430,157.07	32.88%
	CON BESS	0.00	0.00	23,187,614.94	1,401,134.35	2,790,067.24	40,130.34	27,418,946.86		
CASO 6	SIN BESS	5,765,635.87	9,561,942.87	23,424,101.13	2,304,891.07	2,818,544.46	40,130.34	43,915,245.73	15,990,562.28	36.41%
	CON BESS	0.00	0.00	23,615,925.70	1,426,981.00	2,841,646.41	40,130.34	27,924,683.45		
CASO 7	SIN BESS	6,522,088.06	10,815,159.90	24,157,574.60	2,466,099.07	2,906,618.67	40,130.34	46,907,670.63	18,090,087.66	38.57%
	CON BESS	0.00	0.00	24,372,197.98	1,472,794.17	2,932,460.49	40,130.34	28,817,582.98		

Fuente. Elaboración propia

5.6. Análisis económico-financiero

A continuación, se presenta el análisis económico - financiero asociado a la instalación de sistemas de almacenamiento BESS para los siete casos de estudio definidos anteriormente. El objetivo de este análisis es estimar el CAPEX y el OPEX del BESS sobre

la base del año 2024, tomando como referencia el reporte técnico Cost Projections for Utility-Scale Battery Storage: 2025 Update del NREL (Laboratorio Nacional de Energías Renovables). Para ello, se utiliza el modelo bottom-up propuesto por dicho organismo, con el fin de descomponer el costo de instalación en sus principales componentes. Posteriormente, se evalúa la viabilidad económica mediante indicadores de rentabilidad como el VAN, la TIR y el tiempo de recuperación de la inversión.

5.6.1. Composición de costos de instalación CAPEX

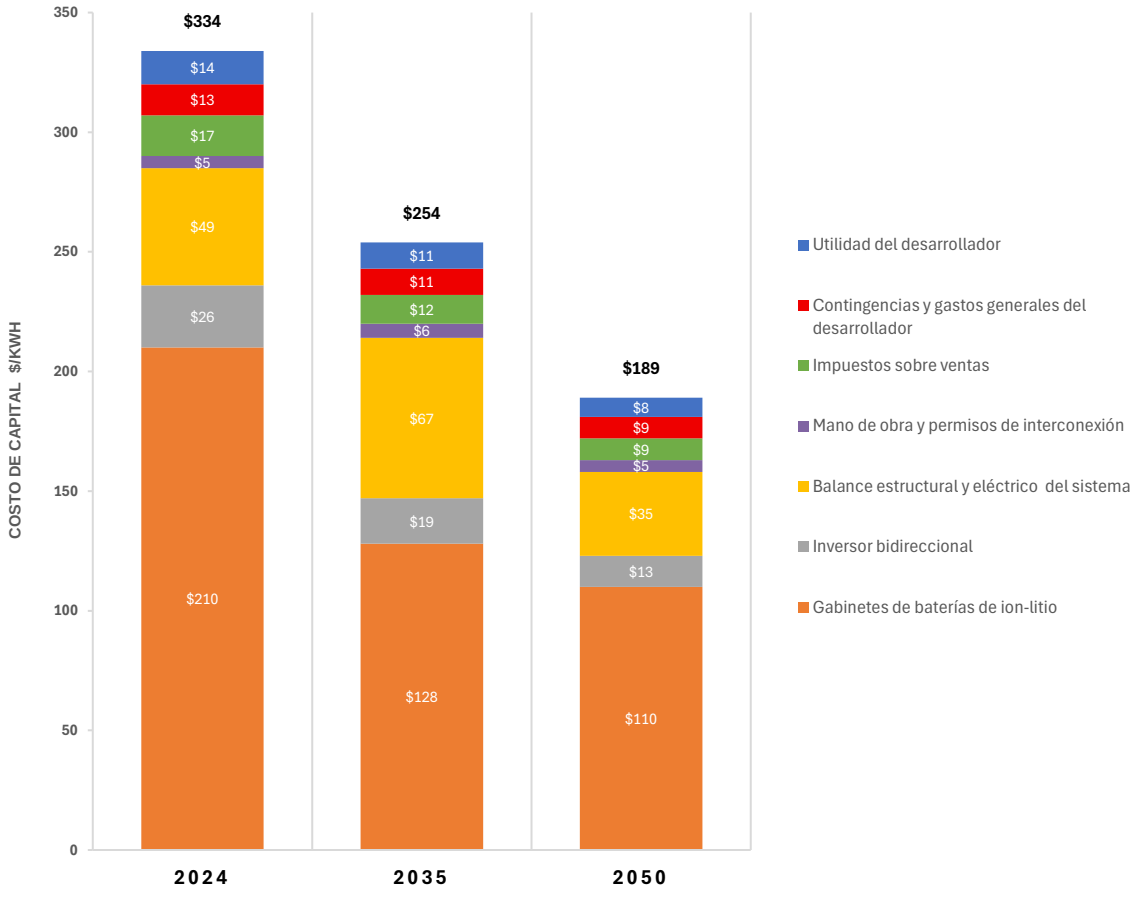
El NREL emplea un modelo bottom-up que disgrega el costo total de instalación de un sistema BESS en varios componentes individuales permitiendo identificar la participación de cada uno dentro del costo total de inversión. En la **Figura 90** se observa el costo de capital de un sistema de baterías, expresado en $/kWh, y su composición por subcomponentes, para una mejor interpretación, estos componentes son los siguientes:

- Li-ion Battery Cabinets/Containers (Gabinetes o contenedores de baterías de ion-litio): incluyen los módulos de batería, racks, sistema de gestión de baterías (BMS), sistema de supresión contra incendios y sistema de gestión térmica.
- Battery Bi-directional Inverter (Inversor bidireccional): equipo encargado de convertir corriente continua en corriente alterna durante la descarga y corriente alterna en continua durante la carga.1
- Structural Balance of System - SBOS (Balance estructural del sistema): comprende las obras civiles necesarias para la instalación, tales como cimentaciones, plataformas de concreto, preparación del terreno, accesos y acondicionamiento del sitio.
- Electrical Balance of System - EBOS (Balance eléctrico del sistema): incluye transformadores, conductores, protecciones, sistemas SCADA, puesta a tierra y demás equipos asociados a la conexión eléctrica.
- Installation Labor (Mano de obra de instalación): corresponde a las actividades de montaje mecánico y eléctrico del sistema.

- Permitting & Interconnection (Permisos de interconexión): engloba los estudios técnicos, trámites regulatorios y costos administrativos asociados a la conexión del sistema.
- Sales Tax (Impuestos sobre ventas): impuestos aplicables a la adquisición de equipos y materiales.
- Contingency (Contingencias): reserva económica destinada a cubrir costos no previstos durante la ejecución del proyecto.
- Developer Overhead (Gastos generales del desarrollador): comprende actividades de ingeniería, diseño, logística, administración y gestión del proyecto.
- Profit (Utilidad del desarrollador): margen comercial considerado por el desarrollador del proyecto.

Figura 90

Costo de los componentes de CAPEX de baterías



Fuente. Adaptado de (Cole y otros, 2025)

De acuerdo con el modelo del NREL, los cuatro primeros componentes corresponden a costos directos de hardware, mientras que los seis restantes representan costos indirectos. Esta clasificación evidencia que el costo total de un sistema BESS no depende únicamente del precio de las baterías, sino también de la infraestructura eléctrica, las obras civiles y los servicios asociados a su implementación.

A partir de ese modelo obtiene el costo de capital para duraciones desde una hora hasta diez horas. Con esos puntos, ajusta una recta para separar dos componentes agregadas en el CAPEX total del sistema:

- **Componente de Energía $\boldsymbol{C_E}(\$/\boldsymbol{kWh})$:** Costo que escala con la energía instalada (Celdas, racks).
- **Componente de Potencia $\boldsymbol{C_P}(\$/\boldsymbol{kW})$:** Costo que escala con la potencia instalada (inversores, transformadores que forman parte dl BOS).

El CAPEX total corresponde a la suma de ambos componentes, multiplicado por la cantidad de energía y potencia del sistema BESS:

$$CAPEX_{total} = C_E \,.\, E + C_P \,.\, P$$

teniendo en cuenta que $E = P \,.\, t$ podemos expresar el CAPEX total en función de la energía o potencia requerida del sistema expresada de forma matemática como:

$$CAPEX_{total}[\$/\boldsymbol{kWh}] = \boldsymbol{C_E} + \frac{\boldsymbol{C_P}}{\boldsymbol{h}}$$

$$CAPEX_{total}[\$/\boldsymbol{kW}] = \boldsymbol{C_E} \,.\, \boldsymbol{h} + \boldsymbol{C_P}$$

Esta última ecuación lineal, NRLE aplicando regresión lineal obtuvo la recta de la forma:

$$y = 240.8\, x + 379.16$$

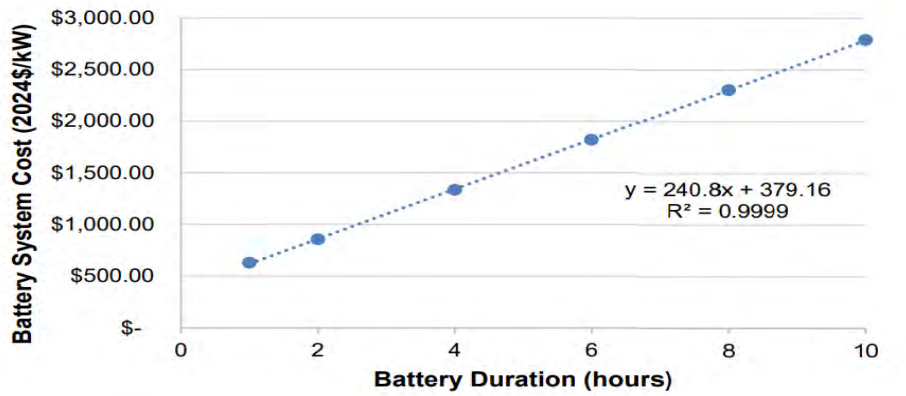
Donde:

y : Costo en $(\$/\boldsymbol{kW})$

x : Tiempo de descarga del sistema BESS en Horas

Figura 91

Costo del sistema de baterías en 2024 en función de la duración.



Fuente. (Cole y otros, 2025)

Con un coeficiente de determinación $R^2 = 0.9999$, la pendiente 240.8 de acuerdo con la ecuación corresponde a $\boldsymbol{C_E}(\$/\boldsymbol{kWh})$ y la ordenada 379.16 corresponde a $\boldsymbol{C_P}(\$/\boldsymbol{kW})$, adicionalmente NREL realiza un ajuste en el componente del costo por potencia $(-7\ \$/kW)$ y redondeando sin decimales para coincidir exactamente con el costo base mostrado en la gráfica quedando cada componente de la siguiente manera.

$$C_E \approx 241\ [\$/kWh] \quad C_P \approx 372\ [\$/kW]$$

Estos costos base es con respecto al año 2024, por lo tanto, los costos para nuestros casos de estudio, teniendo en cuenta que para los siete casos de estudio el tiempo de descarga del sistema BESS es de 3 horas. El costo CAPEX por unidad de energía o por unidad de potencia:

$$CAPEX_{total}[\$/kWh] = \boldsymbol{C_E} + \frac{\boldsymbol{C_P}}{\boldsymbol{h}} = \boldsymbol{241} + \frac{\boldsymbol{372}}{\boldsymbol{3}}$$

$$CAPEX_{total} = 365\ [\$/kWh]$$

$$CAPEX_{total}[\$/\boldsymbol{kW}] = \boldsymbol{C_E}\,.\,\boldsymbol{h} + \boldsymbol{C_P} = \boldsymbol{241}\,(\boldsymbol{3}) + \boldsymbol{372}$$

$$CAPEX_{total} = 1095\ [\$/kW]$$

5.6.2. Costos de operación y mantenimiento OPEX

Los costos de operación y mantenimiento (OPEX) representan los gastos recurrentes necesarios para operar y mantener el sistema BESS (mantenimiento preventivo y correctivo,

repuestos menores, seguros, servicios de monitoreo/SCADA, personal y costos administrativos). En estudios de referencia y prácticas sectoriales, cuando no se dispone de un presupuesto operativo desagregado se modela el OPEX anual como un porcentaje del CAPEX.

Para este estudio se adopta la convención única y conservadora del 2% del CAPEX el cual es una convención conservadora y habitual en estudios preliminares de BESS para capturar el conjunto agregado de costos operativos en proyectos utility-scale; su uso garantiza un margen prudente en el análisis económico.

5.6.3. Costo total de instalación operación y mantenimiento del sistema BESS

A continuación, se presenta un resumen consolidado de los costos asociados a la instalación y operación de los sistemas BESS para los siete casos de estudio. La tabla muestra, para cada caso, la energía y potencia nominal del sistema, los componentes unitarios de CAPEX adoptados (componente energía y componente potencia), el CAPEX total resultante, el OPEX anual estimado como 2% del CAPEX.

Tabla 23

Costos CAPEX y OPEX para los casos de estudio.

CASOS	CASO 1	CASO 2	CASO 3	CASO 4	CASO 5	CASO 6	CASO 7
ENERGIA BESS (kWh)	16,200	30,000	44,100	57,900	72,000	85,800	99,900
POTENCIA BESS (kW)	5,400	10,000	14,700	19,300	24,000	28,600	33,300
CAPEX TOTAL ($/kWh)	365	365	365	365	365	365	365
OPEX ($/año)	118,260	219,000	321,930	422,670	525,600	626,340	729,270
COSTO TOTAL (MM $)	5.913	10.950	16.097	21.134	26.280	31.317	36.464
COSTO TOTAL (MM S/)	21.878	40.515	59.557	78.194	97.236	115.873	134.915

Fuente. Elaboración propia

5.6.4. Evaluación del VAN, TIR y el tiempo de recuperación Payback

Para evaluar la conveniencia económica para cada caso de estudio se emplearon las métricas financieras estándar

- **Valor Actual Neto (VAN)**

$$VAN = \sum_{t=0}^{N} \frac{CF_t}{(1+r)^t}$$

Donde:

CF : Son los flujos netos de caja anuales del año t

r : Tasa de descuento anual

N : Tiempo de horizonte de análisis

- **Tasa Interna de Retorno (TIR)**

  La TIR es la tasa r que satisface:

$$\sum_{t=0}^{N} \frac{CF}{(1+r)^t} = 0$$

  El cual se obtiene numéricamente mediante iteración o funciones financieras en hoja de cálculo de Excel.

- **Tiempo de recuperación (Payback Simple)**

  El payback simple es el número de años requerido para que la suma acumulada de los flujos nominales sea igual a la inversión inicial.

  Si la acumulación cambia de negativa a positiva entre los años $t-1$ y t:

$$Payback = (t-1) + \frac{|Acum_CF_{t-1}|}{CF_t}$$

Estos indicadores nos mostraran un panorama de la mejor opción para realizar una inversión sostenible de los siete casos de estudio propuestos anteriormente.

5.6.5. Consideraciones para el análisis económico

- Horizonte de análisis: 20 años
- Ingresos: para los ingresos se tomarán en cuenta el ahorro mensual calculado en la facturación con y sin BESS, adicionalmente estos ingresos tendrán un incremento anual del 2.78% que es el promedio histórico de la variación de tarifas de cargos por potencia y conexión al SPT.

- Costos Operativos (OPEX): aumentan anualmente en 2%.
- Tasa de descuento: Se presenta un escenario conservador con una tasa del 12%, por corresponder con la práctica de evaluación administrativa y de planificación en el sector eléctrico nacional (Uso en informes y planes de inversión regulados). El informe del Plan de Inversiones en Transmisión 2025 - 2029 de ISA/OSINERGMIN utiliza tasas de referencia administrativas en sus procesos de evaluación y se toma como referencia para el escenario conservador.

5.6.6. Resultado del análisis económico

A continuación, se presenta los resultados obtenidos, como ejemplo de cálculo para el primer Caso de estudio donde se observa que el flujo de caja son los ingresos menos los costos de CAPEX y OPEX para cada año, en el año inicial no se tiene ingresos solo los costos de instalación, de operación y mantenimiento, estos resultados son obtenidos teniendo en cuenta las consideraciones mostradas en la sección anterior.

Figura 92

Evaluación económica del Caso 1: CAPEX, OPEX, VAN, TIR y Payback

CASO 1

Tasa de descuento	12%
VAN	- 1,060,424.05
TIR	11.30%
PAYBACK	8.43

AÑO	INGRESOS	CAPEX	OPEX	FLUJO DE CAJA	Acum_CashFlow
0		21,878,100.00	118,260.00	- 21,996,360.00	- 21,996,360.00
1	2,466,571.17		120,625.20	2,345,945.97	- 19,650,414.03
2	2,535,197.02		123,037.70	2,412,159.31	- 17,238,254.72
3	2,605,732.19		125,498.46	2,480,233.74	- 14,758,020.98
4	2,678,229.83		128,008.43	2,550,221.40	- 12,207,799.58
5	2,752,744.52		130,568.60	2,622,175.92	- 9,585,623.66
6	2,829,332.38		133,179.97	2,696,152.41	- 6,889,471.25
7	2,908,051.10		135,843.57	2,772,207.53	- 4,117,263.72
8	2,988,959.96		138,560.44	2,850,399.52	- 1,266,864.19
9	3,072,119.90		141,331.65	2,930,788.25	1,663,924.05
10	3,157,593.54		144,158.28	3,013,435.26	4,677,359.31
11	3,245,445.26		147,041.45	3,098,403.81	7,775,763.12
12	3,335,741.22		149,982.27	3,185,758.95	10,961,522.07
13	3,428,549.43		152,981.92	3,275,567.51	14,237,089.59
14	3,523,939.79		156,041.56	3,367,898.23	17,604,987.82
15	3,621,984.13		159,162.39	3,462,821.74	21,067,809.55
16	3,722,756.29		162,345.64	3,560,410.66	24,628,220.21
17	3,826,332.18		165,592.55	3,660,739.63	28,288,959.84
18	3,932,789.79		168,904.40	3,763,885.39	32,052,845.23
19	4,042,209.31		172,282.49	3,869,926.82	35,922,772.05
20	4,154,673.13		175,728.14	3,978,944.99	39,901,717.04

Fuente. Elaboración propia

De la misma forma se realiza los cálculos para cada caso de estudio obteniendo los siguientes resultados.

Tabla 24

Resultados de la evaluación económica para los siete casos de estudio

CASO	CAPEX	OPEX	INGRESOS	VAN	TIR	PAYBACK
CASO 1	21,878,100.00	118,260.00	2,466,571.17	-1,060,424.05	11.30%	8.43
CASO 2	40,515,000.00	219,000.00	5,637,630.69	7,560,104.93	14.58%	6.92
CASO 3	59,557,050.00	321,930.00	8,253,696.42	10,814,076.98	14.52%	6.95
CASO 4	78,193,950.00	422,670.00	10,814,102.32	13,998,825.82	14.48%	6.96
CASO 5	97,236,000.00	525,600.00	13,430,157.07	17,252,700.17	14.46%	6.97
CASO 6	115,872,900.00	626,340.00	15,990,562.28	20,437,442.88	14.45%	6.97
CASO 7	134,914,950.00	729,270.00	18,090,087.66	19,093,391.31	13.97%	7.16

Fuente. Elaboración propia

A partir de la tabla y de las consideraciones, las conclusiones cuantitativas son:

1. Viabilidad según VAN/TIR: con la tasa conservadora de referencia (12%) los Casos 2 - 7 presentan VAN positivo y TIR mayor al 12% (por tanto, son aceptables desde el criterio VAN/TIR), mientras que Caso 1 resulta no viable (VAN negativo y TIR menor al 12%).
2. Máximo VAN: Caso 6 maximiza el VAN absoluto (S/20.44 M); si el objetivo fuera exclusivamente maximizar riqueza total, Caso 6 sería la mejor opción.
3. Eficiencia del capital y recuperación rápida: el objetivo principal es recuperar el capital lo más rápido posible (criterio operativo relevante para reinversión temprana, menor exposición de capital y mayor rotación de inversión), la métrica determinante es el payback y, en paralelo, la TIR y la eficiencia por unidad de inversión (VAN/CAPEX).
    - Caso 2 presenta el payback más corto (6.92 años) y la TIR más alta (14.58%). Además, muestra la mayor VAN/CAPEX (≈ 0.187 por S/ invertido), es decir, por cada sol de CAPEX invertido genera el mayor valor presente entre los casos (análisis de normalización).
4. Razonamiento cualitativo a favor de Caso 2:
    - Menor exposición temporal del capital: un payback menor reduce el periodo en que el inversionista tiene capital inmovilizado y expuesto a riesgos regulatorios o de

mercado; reduce la probabilidad de pérdidas por cambios adversos en las condiciones del mercado durante la fase inicial.

- Mayor rotación y capacidad de replicar proyectos: recuperar antes el capital permite reinvertir en nuevos activos (escalar la estrategia) o acelerar la amortización de deuda, lo que puede mejorar la rentabilidad acumulada en cartera.

5. Balance con VAN absoluto: aunque Caso 6 entrega mayor VAN absoluto, su payback (6.97 años) es ligeramente mayor que el de Caso 2; la diferencia entre los paybacks es pequeña (0.05 años), pero la TIR y la VAN/CAPEX favorecen al Caso 2 en eficiencia de capital. Dado que el objetivo declarado en este estudio es priorizar la rápida recuperación de capital para maximizar ganancias acumuladas y reducir riesgo, se recomienda seleccionar CASO 2 como la alternativa preferente

DISCUSIÓN DE RESULTADOS

1. Discusión del diagnóstico del perfil de demanda y la facturación de INCASA

El diagnóstico desarrollado en la investigación permitió evidenciar que la facturación eléctrica del cliente libre no depende únicamente del consumo de energía activa, sino también de cargos asociados a la máxima demanda coincidente del SEIN, tales como potencia y peaje de conexión al SPT, además de otros conceptos regulados como FISE, FOSE, SST y MCSA. En el presente trabajo de investigación se observa que, durante el año 2024, los cargos regulados y de potencia presentan variaciones relevantes y que, en determinados meses, la coincidencia con la máxima demanda del sistema incrementa significativamente la facturación total. También se reporta que en julio de 2024 los cargos por potencia y SPT se elevan de forma desproporcionada, debido que coincide la demanda de INCASA con el pico del SEIN.

Esta situación confirma que la estrategia manual de reducción de carga aplicada por la empresa, aunque útil en algunos periodos, no garantiza una protección efectiva frente a la ocurrencia real de la máxima demanda del sistema. En consecuencia, el problema no solo es tarifario, sino también operativo, porque obliga a la empresa a disminuir producción para intentar evitar sobrecostos, afectando la continuidad del proceso productivo. El análisis histórico del periodo 2020 - 2025 muestra además que hubo meses en los que la reducción manual no coincidió con el evento de máxima demanda del SEIN, generando sobrefacturación superior a un millón de soles en algunos casos.

2. Discusión del modelo de predicción de la demanda del SEIN mediante redes neuronales

El modelo de predicción implementado mediante redes neuronales artificiales constituye un componente central de la propuesta, ya que permite anticipar el intervalo horario en el que podría ocurrir la máxima demanda del SEIN y, por tanto, programar la descarga del BESS con mayor precisión. En la investigación se utilizó información histórica de demanda ejecutada, programación diaria y semanal del COES, y variables de calendario y temperatura, lo cual fortaleció la capacidad explicativa del modelo.

Los resultados reportados muestran que la precisión del pronóstico mejora de forma importante tras el reajuste con datos reales, alcanzando un MAPE de 5.18% en la predicción inicial y 0.97% luego del reajuste. Este comportamiento es relevante porque demuestra que el modelo no solo identifica tendencias generales, sino que también logra aproximarse al instante operativo del pico diario con un nivel de error suficientemente bajo para fines de despacho energético. En la práctica, esto permite definir ventanas de descarga del BESS de 2 a 3 horas alrededor del pico previsto, lo que incrementa la probabilidad de captuvrar el evento de máxima demanda coincidente.

3. Discusión del dimensionamiento y modelado del sistema BESS

El dimensionamiento del BESS se abordó mediante siete escenarios de estudio, lo que permitió observar cómo cambia el desempeño del sistema frente a distintos perfiles de carga del cliente. Los resultados reportan un rango de dimensionamiento entre 5.4 y 33.3 MW de potencia y entre 16.2 y 99.9 MWh de capacidad energética, lo cual refleja que el tamaño óptimo del sistema depende directamente de la magnitud de la carga crítica y del tiempo necesario para cubrir la hora punta.

Desde el punto de vista operativo, esta variabilidad del dimensionamiento es coherente con el objetivo del estudio: no se busca un BESS sobredimensionado, sino una configuración capaz de desplazar la demanda suficiente para disminuir la potencia coincidente y, con ello, reducir los cargos facturados. La integración del BESS al perfil de carga muestra que, aun cuando el sistema introduce pérdidas internas y puede incrementar ligeramente algunos cargos asociados a energía, el efecto neto es favorable debido a la reducción de los cargos ligados a potencia coincidente. Esto es importante porque evidencia que la evaluación del proyecto no debe centrarse solo en la energía entregada, sino en el balance total entre ahorro tarifario y pérdidas de conversión.

4. Discusión de los ahorros económicos y la viabilidad económica

Los resultados económicos muestran que la combinación de BESS y Machine Learning genera reducciones importantes en los cargos por máxima demanda coincidente. En la investacion se reporta que los cargos por potencia coincidente se reducen en siete escenarios

de estudio, con ahorros anuales que van desde S/ 2,129,100.4 hasta S/ 18,090,087.66, dependiendo del tamaño y configuración del caso evaluado.

También se evidencia que los cargos por potencia activa y peaje de conexión al SPT se reducen de forma muy significativa, llegando incluso a eliminarse en los escenarios más favorables, lo que demuestra que el desplazamiento de la demanda fuera de la hora punta tiene un impacto directo sobre los componentes tarifarios más sensibles. Además, el peso relativo de la facturación por demanda coincidente dentro del total facturado disminuye desde valores que oscilan entre 13.6% y 42.2% en el escenario sin BESS, hasta aproximadamente 5.1% cuando se aplica la estrategia propuesta. Este cambio en la estructura de facturación es particularmente relevante, porque muestra que el proyecto no solo reduce montos absolutos, sino también la exposición de la empresa al riesgo tarifario asociado a la máxima demanda del SEIN.

Por otro lado, la evaluación financiera confirma que el BESS no solo es técnicamente útil, sino también económicamente viable en varios de los escenarios analizados. El documento señala que, con una tasa de descuento conservadora del 12%, los casos 2 al 7 presentan VAN positivo y TIR mayor al 12%, mientras que el caso 1 no resulta viable. Además, el caso 2 destaca por presentar el payback más corto, de 6.92 años, y la TIR más alta, de 14.58%, mientras que el caso 6 alcanza el mayor VAN absoluto, con S/ 20.44 millones.

Esta diferencia entre máximo VAN y menor tiempo de recuperación es importante para la toma de decisiones. Desde una perspectiva financiera, un inversionista puede preferir el caso con mayor valor presente; sin embargo, desde una perspectiva de gestión de riesgo y rotación de capital, el caso con menor payback puede ser más conveniente. Por ello, la discusión no debe limitarse a decir que “hay rentabilidad”, sino que debe interpretar qué indicador pesa más según el objetivo empresarial: maximizar riqueza total o recuperar capital más rápido. En este estudio, la lógica de recuperación rápida resulta especialmente útil porque la inversión en almacenamiento enfrenta incertidumbre tecnológica, regulatoria y tarifaria.

CONCLUSIONES

1. La estrategia de gestión de la demanda basada en la integración de un sistema de almacenamiento de energía mediante baterías (BESS) y técnicas de Machine Learning demostró ser efectiva para minimizar los cargos por máxima demanda coincidente del SEIN en INCASA durante el año 2024. En los siete escenarios evaluados evidencian reducciones entre S/ 2.13 millones y S/ 15.61 millones en los cargos por potencia coincidente, lo que valida la hipótesis general planteada y permite una menor exposición a la variabilidad de la máxima demanda del SEIN.
2. El modelamiento del sistema BESS permitió reducir completamente el monto facturado por potencia activa en los siete escenarios evaluados, logrando una reducción del 100% y generando ahorros anuales comprendidos entre S/ 0.89 millones y S/ 6.52 millones. Este resultado confirma que el desplazamiento de carga durante el periodo de máxima demanda constituye una estrategia eficaz para reducir la facturación eléctrica de clientes libres.
3. La estrategia propuesta redujo en un 100 % el monto facturado por peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT), obteniéndose ahorros anuales entre S/ 1.5 millones y S/ 10.8 millones. Esto demuestra que la disminución de la demanda máxima coincidente genera beneficios económicos adicionales sobre los cargos de transmisión, incrementando la eficiencia económica de la propuesta.
4. La modelación del sistema BESS permitió que los montos de facturación por FISE y FOSE se redujeron entre un 9.95% a 38.1 % según aumenta el Caso desde le 1 al 7 respectivamente.

RECOMENDACIONES

1. Se recomienda adoptar como alternativa prioritaria para inversión y despliegue inicial el Caso 2, puesto que presenta el mejor equilibrio entre recuperación de capital y rentabilidad ajustada al riesgo (payback de 6.92 años, TIR de 14.58 % y rendimiento VAN/CAPEX de 0.187), lo que minimiza la exposición financiera de la empresa y facilita un piloto escalable. En términos operativos, el Caso 2 mantiene la cargabilidad de los transformadores dentro del umbral operativo definido (72.97 % frente al límite recomendado del 80 %), por lo que su implementación no requiere reforzamiento inmediato de la capacidad de transformación y reduce el riesgo de sobrecarga en la subestación; el estudio considera además la ventana de carga en HFP y el margen disponible de 3 873.68 kVA para la carga del BESS. Por el contrario, los Casos de mayor escala (Caso 6 y Caso 7) exceden el umbral del 80 % de cargabilidad (80.47% y 82.36%, respectivamente) y, aun cuando ofrecen VAN absolutos más altos, no son recomendables sin antes incluir y ejecutar el reforzamiento de transformadores estos costos se deben incorporarse al análisis financiero; en otras palabras, sólo considerar Casos 6/7 si la empresa asume el CAPEX adicional por ampliación de transformación y la revisión resultante mantiene indicadores financieros aceptables.

2. Se recomienda que INCASA inicie una revisión y negociación comercial con su suministrador ENGIE o con otros suministradores que ofrezcan condiciones más competitivas para acceder a un esquema tarifario horario en el que la tarifa de energía en hora fuera de punta sea sistemáticamente inferior a la tarifa en hora punta; de este modo, el traslado planificado de carga y la carga del BESS en periodos de menor precio permiten, además del recorte de potencia, aprovechar el arbitraje energético y reducir la energía facturada en los intervalos con tarifas más elevadas.

3. Se recomienda cargar el sistema BESS en el menor tiempo posible, ya que una ventana de carga más corta reduce la probabilidad de que fallas o eventos en la red impidan

completar la carga y, por tanto, aumenta la probabilidad de alcanzar el SOC requerido; este aspecto es crítico considerando que los BESS han sido dimensionados para realizar su descarga en una ventana de 3 horas, por lo que es indispensable garantizar un SOC mínimo del 90 % antes del inicio del periodo de descarga, dado que, de no alcanzarse dicho nivel, la energía disponible podría ser insuficiente para cubrir la demanda durante esa ventana, obligando a retirar energía de la red y generando una demanda coincidente, lo cual van en contra del objetivo. De acuerdo con los resultados de la **Tabla 18**, si bien el CASO 1 permite el menor tiempo de carga (4 h) con una cargabilidad de 78,19 %, este escenario ha sido descartado previamente por criterios económicos; en consecuencia, entre los escenarios restantes, el CASO 2 se presenta como la alternativa más conveniente, al permitir completar la carga en 7 horas manteniendo la cargabilidad en 78,73 %, valor inferior al umbral operativo del 80 %, y ofreciendo un equilibrio adecuado entre rapidez de carga y operación segura de los transformadores, lo que incrementa la confiabilidad de alcanzar oportunamente el SOC requerido para asegurar la descarga completa del BESS durante el periodo de máxima demanda.

BIBLIOGRAFÍA

Caicedo, C. (2023). *METODOLOGÍA PARA DIMENSIONAR EL SISTEMA DE ALMACENAMIENTO DE ENERGÍA TIPO "BESS" EN GRANJAS SOLARES FOTOVOLTAICAS INTERCONECTADAS CON POTENCIA ENTRE 1 MW Y 19,9 MW.* Informe de tesis, Universidad Del Valle, Valle del Cauca, Santiago de Cali.

Caicedo, E. F., & López, J. A. (2009). *UNA APROXIMACIÓN PRÁCTICA A LAS REDES NEURONALES ARTIFICIALES* (Primera Edición Impresa ed.). Santiago de Cali, Valle del Cauca, Colombia: Programa Editorial Universidad del Valle.

Choque, W. (2023). *Estudio de caso: Sistema BESS para utilitarias.* Técnico, AmperXGroup, La Paz, La Paz. https://amperxgroup.com/wp-content/uploads/2024/07/ART-NOV-20-1.pdf

Cole, W., Ramasamy, V., & Turan, M. (2025). *Cost Projections for Utility-Scale Battery Storage: 2025 Update.* Golden: National Renewable Energy Laboratory (NREL). https://docs.nrel.gov/docs/fy25osti/93281.pdf

Curo, J. (2022). *Pronóstico De La Demanda Eléctrica Diaria Del Sein Para Reducir La Demanda Coincidente De Un Usuario Libre Del Sector Industrial.* Tesis para optar titulo profesional, Universidad Nacional Del Centro Del Perú, Junin, Huancayo. https://repositorio.uncp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12894/8492/T010_47298964_T%202_removed.pdf?sequence=1&isAllowed=y

DNV Services UK Ltd. (2021). *Techno-economic analysis of battery energy storage for reducing fossil fuel use in Sub-Saharan Africa.* The Faraday Institution. London, UK: DNV. https://www.faraday.ac.uk/wp-content/uploads/2021/10/TEA_Report_Faraday_BESS_FINAL.pdf

GmbH, D. (2024). *PowerFactory 2024 / PowerFactory 2024 User Manual.* Gomaringen: DIgSILENT GmbH. https://www.digsilent.de/en/quasi-dynamic-simulation.html?utm_source

Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines.* Upper Saddle River, United States: Pearson Education. https://dai.fmph.uniba.sk/courses/NN/haykin.neural-networks.3ed.2009.pdf

Hemmer, F., & Eetveldt, H. (2021). *Techno-economic Analysis of Battery Energy Storage for.* England: DNV Services UK Ltd.

Hu, Z. (2020). *Energy Storage for Power System Planning and Operation.* Hoboken, New Jersey: Wiley. https://doi.org/10.1002/9781119189091

Jiménez, M. L. (2024). *Metodología de control de demanda coincidente de cliente.* Tesis para optar el Título, Universidad de Piura, Piura, Piura. https://pirhua.udep.edu.pe/backend/api/core/bitstreams/e04efb79-1002-4a45-b4d3-f77546908f03/content

Kournoutis, G. (2023). *Analyzing the Impact of Peak-Shaving on Load Reduction and on Battery Energy Storage System Degradation: A Simulation-Based Study in Husøy.* Noruega: The Arctic University of Normay.

Medina, F. (2021). *Sistema De Almacenamiento De Energía En Batería (Bess) Y Su Influencia En La Demanda Eléctrica Diaria Del Sistema De Distribución SE0062 (Huancayo).* Tesis para optar el titulo profesional, Universidad Nacional Del Centro Del Peru, Junin, Huancayo. https://repositorio.uncp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12894/7604/T010_70758672_T%281%29.pdf?sequence=1&isAllowed=y

MINEN. (2023). *Ministerio de Energía y Minas*. Ministerio de Energía y Minas. https://www.gob.pe/institucion/minem/informes-publicaciones/4768546-ley-de-concesiones-electricas-y-reglamento

Osinergmin. (2001). *Osinergmin*. Osinergmin. https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/PlantillaMarcoLegalBusqueda/Ley-27510.pdf

Osinergmin. (2013). *Osinergmin*. Osinergmin. https://prie.osinergmin.gob.pe/mcsa

Panda, S., Mohanty, S., Rout, P. K., & Sahu, B. K. (2023). A comprehensive review on demand side management and market design for renewable energy support and integration. *Energy Reports*, 24.

Quincho Apumayta, R., Cárdenas, J., Inga Choque, V., Bada, W., Espinoza, G., & Carlos Yangali, H. (2022). *Título: Metodología de la investigación científica: El sentido crítico, ante todo con uno mismo.* Perú: Inudi Perú. https://doi.org/10.35622/inudi.b.039

Sandeep, D. (2021). *Energy Storage for Modern Power System Operations.* Hoboken, New Jersey: Scrivener Publishing LLC. https://doi.org/10.1002/9781119760375

Santibáñez, R. (2021). *Modelo de optimización de dimensionamiento de baterías para la aplicación de recorte de punta en clientes libres.* Santiago, Chile: Universidad de Chile.

Sungrow Power Supply. (2020). *SH5K-20 User Manual — Grid-Connected Hybrid Inverter.* SUNGROW. Hefei, P. R. China: SUNGROW. https://service.sungrowpower.com.au/files/Web_Files/FAQ/UM_201805_SH5K-20_User%20Manual_V1.3.pdf?utm_source=chatgpt.com

Thomas, B., Chernyakhovskiy, I., & Paul, D. (Septiembre de 2019). Grid-Scale Battery Storage. *Greening the Grid*, 8.

Tröster, E., Escobosa, N., & Vega, L. (2022). *Guía para el dimensionamiento de sistemas de almacenamiento de energía con baterías.* (J. Salas, Ed.) México: Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit GmbH.

Zhang, Y., & Blaabjerg, F. (2023). Optimal Sizing of Behind-the-Meter Battery Storage for Providing Profit-Oriented Stackable Services. *IEEE*, 14.

ANEXOS

ANEXO 1: MATRIZ DE CONSISTENCIA

GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINIMIZAR CARGOS FACTURADOS POR MÁXIMA DEMANDA COINCIDENTE DEL SEIN PARA INCASA 2024						
LINEA DE INVESTIGACIÓN	**PROBLEMA DE ESTUDIO**	**PROBLEMA**	**OBJETIVOS**	**HIPÓTESIS**	**VARIABLES**	**METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN**
Gestión energética	Elevado nivel de facturación debido a la máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.	**PROBLEMA GENERAL:** ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimiza cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024?	**OBJETIVO GENERAL:** Determinar en qué medida la gestión de demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimiza los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.	**HIPÓTESIS GENERAL:** La gestión de demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning minimizará significativamente los cargos facturados por máxima demanda coincidente del SEIN para INCASA 2024.	**VARIABLE INDEPENDIENTE:** - Gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning **DIMENSIONES:** - Capacidad de almacenamiento (MW y MWh) - Desempeño operativo (Ciclos/Año). - Precisión predictiva con ML. (%)	**ENFOQUE DE INVESTIGACIÓN:** - Cuantitativo **NIVEL DE INVESTIGACIÓN:** - Explicativo **DISEÑO DE INVESTIGACIÓN:** - Cuasi Experimental, longitudinal. **TIPO DE INVESTIGACIÓN:** - Aplicado.
OBJETO DE ESTUDIO Máxima demanda coincidente del SEIN		**PROBLEMAS ESPECÍFICOS:** 4. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024? 5. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024? 6. ¿En qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024?	**OBJETIVOS ESPECÍFICOS:** 4. Evaluar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024. 5. Evaluar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reduce el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024. 6. Determinar en qué medida la gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning contribuye a la reducción del monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024.	**HIPÓTESIS ESPECÍFICOS:** 6. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reducirá significativamente el monto facturado por potencia activa para INCASA 2024. 7. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning reducirá el monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión para INCASA 2024. 8. La gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning contribuirá considerablemente a la reducción del monto facturado por concepto de FISE y FOSE para INCASA 2024	**VARIABLE DEPENDIENTE:** - Cargos facturados por máxima demanda coincidente. **DIMENSIONES:** - Monto facturado por potencia activa (S/-mes) - Monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión (S/-mes) - Monto facturado por FISE y FOSE (S/-mes)	**POBLACIÓN** Finita: 48 grandes usuarios libres del SEIN. **MUESTRA** Pequeña: 1 usuario libre, Industrias Cachimayo S.A La muestra fue seleccionada de forma no probabilística, por conveniencia debido a que es un gran usuario libre relevante, disposición de datos sobre su curva de demanda, datos operativos y de facturación. **FORMA** No probabilística **TÉCNICA Y HERRAMIENTAS DE RECOLECCIÓN DE DATOS** Registro y bases de datos. - Análisis cuantitativo. - SQL Server (bases de datos). - Recolección de datos mediante Hojas de cálculo. **TÉCNICAS DE ANÁLISIS Y PROCESAMIENTO DE DATOS** - Organización de datos históricos. - Organización e interpretación de tarifas eléctricas. - Programación y entrenamiento de data histórica (Python). - Modelación del sistema de almacenamiento. - Modelo de facturación SQL. - Dashboard de resultados en Power BI.

Fuente. Elaboración propia

ANEXO 2: OPERACIONALIZACIÓN DE LA VARIABLE DEPENDIENTE

TITULO: GESTIÓN DE LA DEMANDA MEDIANTE SISTEMA DE ALMACENAMIENTO BESS Y MACHINE LEARNING PARA MINIMIZAR CARGOS FACTURADOS POR MÁXIMA DEMANDA COINCIDENTE DEL SEIN PARA INCASA 2024

	VARIABLES	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	UNIDAD
INDEPENDIENTE	Gestión de la demanda mediante sistema de almacenamiento BESS y Machine Learning	La gestión de la demanda se define como un conjunto de técnicas que monitorean y ajustan el consumo del cliente para reducir no solamente los montos pagados de energía y potencia, sino que también aporta positivamente a la operación del sistema (Panda, Mohanty, Rout, & Sahu, 2023).	La gestión de la demanda mediante Machine Learning consiste en la predicción de la demanda del SEIN para realizar la descarga del BESS en un intervalo de tiempo optimo que capture el periodo de máxima demanda coincidente del SEIN para minimizar el consumo de potencia de INCASA.	Capacidad de almacenamiento	Potencia	MW
					Energía	MWh
				Desempeño operativo	Vida útil	Ciclos/Año
				Precisión predictiva con ML	MAPE (Error porcentual absoluto medio)	%
DEPENDIENTE	Cargos facturados por máxima demanda coincidente	Los cargos facturados por máxima demanda coincidente son los conceptos de Potencia y Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT), los cuales tienen tarifas reguladas por el OSINERGMIN actualizadas mensualmente para cada barra BRG (Osinergmin, 2013).	Los cargos facturados por Potencia activa y Peaje de Conexión al Sistema Principal de Transmisión (SPT) dependen de la potencia consumida por INCASA en la fecha de la máxima demanda del SEIN el cual será controlado y minimizado mediante la gestión de demanda.	Monto facturado por potencia activa	$M_P = P.PPM$ P: Potencia coincidente PPM: Precio por Potencia de Punta	S/-mes
				Monto facturado por peaje de conexión al sistema principal de transmisión	$M_{SPT} = P.PCSPT$ P: Potencia coincidente PPM: Precio por conexión al sistema principal de transmisión	S/-mes
				Monto facturado por concepto de FISE y FOSE	$M_{FISE} + M_{FOSE}$	S/-mes

Fuente. Elaboración propia

ANEXO 3: PRECIOS EN BARRA DEL SEIN

PPM: Precio de potencia mensual

PEMP: Precio de energía mensual hora punta

PEMF: Precio de energía mensual fuera punta

PCSPT: Precio de conexión al sistema de principal de transmisión

PRECIOS EN BARRA DEL SEIN AL 04/JUNIO/2024 (Res. N° 051-2024-OS/CD y 108-2024-OS/CD) https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/gart/PliegosTarifarios/1%20PBA04062024.pdf					
BARRA BRG	**TENSIÓN kV**	**PPM S/./kW-mes**	**PEMP ctm. S/./kW.h**	**PEMF ctm. S/./kW.h**	**PCSPT S/./kW-mes**
Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) - Res. Barra (Cuadro 1)					
Zorritos	220	22,12	24,42	22,94	37,249
Talara	220	22,12	24,22	22,79	37,249
Piura Oeste	220	22,12	24,25	22,83	37,249
Chiclayo Oeste	220	22,12	24,11	22,72	37,249
Carhuaquero	220	22,12	23,78	22,45	37,249
Carhuaquero	138	22,12	23,78	22,44	37,249
Cutervo	138	22,12	23,99	22,58	37,249
Jaen	138	22,12	24,18	22,76	37,249
Guadalupe	220	22,12	24,03	22,66	37,249
Guadalupe	60	22,12	24,07	22,70	37,249
Cajamarca	220	22,12	23,81	22,47	37,249
Trujillo Norte	220	22,12	23,91	22,55	37,249
Chimbote 1	220	22,12	23,77	22,43	37,249
Chimbote 1	138	22,12	23,81	22,47	37,249
Paramonga Nueva	220	22,12	23,47	22,23	37,249
Paramonga Nueva	138	22,12	23,42	22,21	37,249
Paramonga Existente	138	22,12	23,28	22,13	37,249
Huacho	220	22,12	23,42	22,20	37,249
Zapallal	220	22,12	23,47	22,15	37,249
Ventanilla	220	22,12	23,50	22,19	37,249
Lima	220	22,12	23,49	22,18	37,249
Cantera	220	22,12	23,12	21,92	37,249
Chilca	220	22,12	22,99	21,75	37,249
Independencia	220	22,12	23,15	22,01	37,249
Ica	220	22,12	23,12	21,97	37,249
Marcona	220	22,12	23,58	22,26	37,249
Mantaro	220	22,12	22,81	21,61	37,249
Huayucachi	220	22,12	22,97	21,73	37,249
Pachachaca	220	22,12	23,12	21,88	37,249
Pomacocha	220	22,12	23,14	21,90	37,249
Huancavelica	220	22,12	22,94	21,73	37,249
Callahuanca	220	22,12	23,23	21,96	37,249
Cajamarquilla	220	22,12	23,41	22,12	37,249
Huallanca	138	22,12	23,34	22,06	37,249
Vizcarra	220	22,12	23,52	22,26	37,249
Tingo María	220	22,12	23,74	22,41	37,249
Aguaytía	220	22,12	23,83	22,48	37,249
Aguaytía	138	22,12	23,90	22,53	37,249
Aguaytía	22,9	22,12	23,87	22,51	37,249
Pucallpa	138	22,12	24,46	22,94	37,249
Pucallpa	60	22,12	24,48	22,95	37,249
Aucayacu	138	22,12	24,02	22,65	37,249
Tocache	138	22,12	24,21	22,83	37,249
Tingo María	138	22,12	23,77	22,44	37,249
Huánuco	138	22,12	23,59	22,24	37,249

Paragsha II	138	22,12	23,13	21,89	37,249
Paragsha	220	22,12	23,06	21,83	37,249
Yaupi	138	22,12	22,69	21,51	37,249
Yuncan	138	22,12	22,83	21,64	37,249
Yuncan	220	22,12	22,89	21,69	37,249
Oroya Nueva	220	22,12	23,07	21,85	37,249
Oroya Nueva	138	22,12	22,86	21,68	37,249
Oroya Nueva	50	22,12	22,95	21,76	37,249
Carhuamayo	138	22,12	22,98	21,76	37,249
Carhuamayo Nueva	220	22,12	23,02	21,80	37,249
Caripa	138	22,12	22,72	21,55	37,249
Desierto	220	22,12	23,17	22,00	37,249
Condorcocha	138	22,12	22,74	21,57	37,249
Condorcocha	44	22,12	22,74	21,57	37,249
Machupicchu	138	22,12	23,42	21,89	37,249
Cachimayo	138	22,12	24,19	22,57	37,249
Cusco	138	22,12	24,28	22,63	37,249
Combapata	138	22,12	24,65	22,99	37,249
Tintaya	138	22,12	24,92	23,32	37,249
Ayaviri	138	22,12	24,72	23,12	37,249
Azángaro	138	22,12	24,59	23,00	37,249
San Gaban	138	22,12	23,36	21,95	37,249
Mazuco	138	22,12	23,91	22,22	37,249
Puerto Maldonado	138	22,12	25,34	22,50	37,249
Juliaca	138	22,12	24,75	23,11	37,249
Puno	138	22,12	24,72	23,09	37,249
Puno	220	22,12	24,67	23,05	37,249
Callalli	138	22,12	24,79	23,22	37,249
Santuario	138	22,12	24,44	22,90	37,249
Arequipa	138	22,12	24,40	22,85	37,249
Socabaya	220	22,12	24,37	22,83	37,249
Cerro Verde	138	22,12	24,48	22,89	37,249
Repartición	138	22,12	24,63	22,92	37,249
Mollendo	138	22,12	24,77	23,02	37,249
Moquegua	220	22,12	24,36	22,82	37,249
Moquegua	138	22,12	24,39	22,85	37,249
Ilo ELS	138	22,12	24,61	23,02	37,249
Botiflaca	138	22,12	24,54	23,00	37,249
Toquepala	138	22,12	24,59	23,05	37,249
Aricota	138	22,12	24,48	23,03	37,249
Aricota	66	22,12	24,43	23,03	37,249
Tacna (Los Héroes)	220	22,12	24,45	22,87	37,249
Tacna (Los Héroes)	66	22,12	24,53	22,90	37,249
La Nina	220	22,12	24,05	22,66	37,249
Cotaruse	220	22,12	23,89	22,34	37,249
Carabayllo	220	22,12	23,44	22,12	37,249
La Ramada	220	22,12	23,64	22,34	37,249
Lomera	220	22,12	23,46	22,19	37,249
Asia	220	22,12	23,04	21,81	37,249
Alto Praderas	220	22,12	23,16	21,89	37,249
La Planicie	220	22,12	23,47	22,13	37,249
Belaunde	138	22,12	24,21	22,77	37,249
Caclic	220	22,12	24,06	22,65	37,249
Medio Mundo	220	22,12	23,45	22,21	37,249
Tintaya Nueva	220	22,12	24,83	23,24	37,249
Valle Chira	220	22,12	22,95	21,73	37,249
Chincha Nueva	220	22,12	23,96	22,56	37,249
Nazca Nueva	220	22,12	23,04	21,82	37,249
Chiribamba	220	22,12	23,62	22,27	37,249

PRECIOS EN BARRA DEL SEIN AL 04/JULIO/2024 (Res. N° 051-2024-OS/CD y 108-2024-OS/CD) https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/centro_documental/gart/PliegosTarifarios/1%20PBA04072024.pdf					
BARRA BRG	**TENSIÓN KV**	**PPM S/./kW-mes**	**PEMP ctm. S/./kW.h**	**PEMF ctm. S/./kW.h**	**PCSPT S/./kW-mes**
Sistema Eléctrico Interconectado Nacional (SEIN) - Res. Barra (Cuadro 1)					
Zorritos	220	22,12	24,42	22,94	37,249
Talara	220	22,12	24,22	22,79	37,249
Piura Oeste	220	22,12	24,25	22,83	37,249
Chiclayo Oeste	220	22,12	24,11	22,72	37,249
Carhuaquero	220	22,12	23,78	22,45	37,249
Carhuaquero	138	22,12	23,78	22,44	37,249
Cutervo	138	22,12	23,99	22,58	37,249
Jaen	138	22,12	24,18	22,76	37,249
Guadalupe	220	22,12	24,03	22,66	37,249
Guadalupe	60	22,12	24,07	22,70	37,249
Cajamarca	220	22,12	23,81	22,47	37,249
Trujillo Norte	220	22,12	23,91	22,55	37,249
Chimbote 1	220	22,12	23,77	22,43	37,249
Chimbote 1	138	22,12	23,81	22,47	37,249
Paramonga Nueva	220	22,12	23,47	22,23	37,249
Paramonga Nueva	138	22,12	23,42	22,21	37,249
Paramonga Existente	138	22,12	23,28	22,13	37,249
Huacho	220	22,12	23,42	22,20	37,249
Zapallal	220	22,12	23,47	22,15	37,249
Ventanilla	220	22,12	23,50	22,19	37,249
Lima	220	22,12	23,49	22,18	37,249
Cantera	220	22,12	23,12	21,92	37,249
Chilca	220	22,12	22,99	21,75	37,249
Independencia	220	22,12	23,15	22,01	37,249
Ica	220	22,12	23,12	21,97	37,249
Marcona	220	22,12	23,58	22,26	37,249
Mantaro	220	22,12	22,81	21,61	37,249
Huayucachi	220	22,12	22,97	21,73	37,249
Pachachaca	220	22,12	23,12	21,88	37,249
Pomacocha	220	22,12	23,14	21,90	37,249
Huancavelica	220	22,12	22,94	21,73	37,249
Callahuanca	220	22,12	23,23	21,96	37,249
Cajamarquilla	220	22,12	23,41	22,12	37,249
Huallanca	138	22,12	23,34	22,06	37,249
Vizcarra	220	22,12	23,52	22,26	37,249
Tingo María	220	22,12	23,74	22,41	37,249
Aguaytía	220	22,12	23,83	22,48	37,249
Aguaytía	138	22,12	23,90	22,53	37,249
Aguaytía	22,9	22,12	23,87	22,51	37,249
Pucallpa	138	22,12	24,46	22,94	37,249
Pucallpa	60	22,12	24,48	22,95	37,249
Aucayacu	138	22,12	24,02	22,65	37,249
Tocache	138	22,12	24,21	22,83	37,249
Tingo María	138	22,12	23,77	22,44	37,249
Huánuco	138	22,12	23,59	22,24	37,249
Paragsha II	138	22,12	23,13	21,89	37,249
Paragsha	220	22,12	23,06	21,83	37,249
Yaupi	138	22,12	22,69	21,51	37,249
Yuncan	138	22,12	22,83	21,64	37,249
Yuncan	220	22,12	22,89	21,69	37,249
Oroya Nueva	220	22,12	23,07	21,85	37,249
Oroya Nueva	138	22,12	22,86	21,68	37,249
Oroya Nueva	50	22,12	22,95	21,76	37,249

Carhuamayo	138	22,12	22,98	21,76	37,249
Carhuamayo Nueva	220	22,12	23,02	21,80	37,249
Caripa	138	22,12	22,72	21,55	37,249
Desierto	220	22,12	23,17	22,00	37,249
Condorcocha	138	22,12	22,74	21,57	37,249
Condorcocha	44	22,12	22,74	21,57	37,249
Machupicchu	138	22,12	23,42	21,89	37,249
Cachimayo	138	22,12	24,19	22,57	37,249
Cusco	138	22,12	24,28	22,63	37,249
Combapata	138	22,12	24,65	22,99	37,249
Tintaya	138	22,12	24,92	23,32	37,249
Ayaviri	138	22,12	24,72	23,12	37,249
Azángaro	138	22,12	24,59	23,00	37,249
San Gaban	138	22,12	23,36	21,95	37,249
Mazuco	138	22,12	23,91	22,22	37,249
Puerto Maldonado	138	22,12	25,34	22,50	37,249
Juliaca	138	22,12	24,75	23,11	37,249
Puno	138	22,12	24,72	23,09	37,249
Puno	220	22,12	24,67	23,05	37,249
Callalli	138	22,12	24,79	23,22	37,249
Santuario	138	22,12	24,44	22,90	37,249
Arequipa	138	22,12	24,40	22,85	37,249
Socabaya	220	22,12	24,37	22,83	37,249
Cerro Verde	138	22,12	24,48	22,89	37,249
Repartición	138	22,12	24,63	22,92	37,249
Mollendo	138	22,12	24,77	23,02	37,249
Moquegua	220	22,12	24,36	22,82	37,249
Moquegua	138	22,12	24,39	22,85	37,249
Ilo ELS	138	22,12	24,61	23,02	37,249
Botiflaca	138	22,12	24,54	23,00	37,249
Toquepala	138	22,12	24,59	23,05	37,249
Aricota	138	22,12	24,48	23,03	37,249
Aricota	66	22,12	24,43	23,03	37,249
Tacna (Los Héroes)	220	22,12	24,45	22,87	37,249
Tacna (Los Héroes)	66	22,12	24,53	22,90	37,249
La Nina	220	22,12	24,05	22,66	37,249
Cotaruse	220	22,12	23,89	22,34	37,249
Carabayllo	220	22,12	23,44	22,12	37,249
La Ramada	220	22,12	23,64	22,34	37,249
Lomera	220	22,12	23,46	22,19	37,249
Asia	220	22,12	23,04	21,81	37,249
Alto Praderas	220	22,12	23,16	21,89	37,249
La Planicie	220	22,12	23,47	22,13	37,249
Belaunde	138	22,12	24,21	22,77	37,249
Caclic	220	22,12	24,06	22,65	37,249
Medio Mundo	220	22,12	23,45	22,21	37,249
Tintaya Nueva	220	22,12	24,83	23,24	37,249
Valle Chira	220	22,12	22,95	21,73	37,249
Chincha Nueva	220	22,12	23,96	22,56	37,249
Nazca Nueva	220	22,12	23,04	21,82	37,249
Chiribamba	220	22,12	23,62	22,27	37,249

ANEXO 4: PEAJES DE CONEXIÓN A LOS SISTEMAS SECUNDARIOS DE TRANSMISIÓN (SST)

Peajes Acumulados por nivel de tensión (Ctm. S//kWh) RES. OSINERGMIN N° 109-2024-OS/CD https://www.osinergmin.gob.pe/Resoluciones/pdf/2024/Osinergmin-109-2024-OS-CD.pdf				
Área de Demanda	Titular	Acumulado en **MAT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **AT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **MT** Ctm. S//kWh
1	ADINELSA	0.0000	0.0365	0.0765
	ELECTRONOROESTE	0.0000	0.3760	1.0878
	ELECTROPERÚ	0.0000	0.0056	0.0101
	PUMATE	0.1056	0.4527	0.4593
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0291	0.4128	0.4173
	TOTAL ÁREA	**0.1347**	**1.2836**	**2.0510**
2	ADINELSA	0.0000	0.0333	0.0903
	COELVISAC	0.0000	0.0752	0.0792
	ELECTRO ORIENTE	0.0566	0.1224	0.1849
	ELECTRONORTE	0.0800	0.5516	1.1789
	PEOT	0.0000	0.1504	0.2303
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0000	0.3021	0.3109
	TOTAL ÁREA	**0.1366**	**1.2350**	**2.0745**
3	CHAVIMOCHIC	0.0000	0.0034	0.0066
	CONELSUR	0.0000	0.0085	0.0085
	CTAN	0.0129	0.0129	0.0129
	ELECTRONORTE	0.0000	0.0000	0.0045
	HIDRANDINA	0.1236	0.7009	1.2375
	ISA PERÚ	0.0075	0.0304	0.0394
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0033	0.2175	0.2196
	TOTAL ÁREA	**0.1473**	**0.9736**	**1.5290**
4	ELECTRO ORIENTE	1.1841	1.8080	2.3467
	TOTAL ÁREA	**1.1841**	**1.8080**	**2.3467**
5	ADINELSA	0.0084	0.0483	0.0814
	CONELSUR	0.0000	0.0093	0.0342
	ELECTRO DUNAS	0.0315	0.1247	0.1383
	ELECTROCENTRO	0.0015	0.9351	1.7061
	ELECTROPERÚ	0.0060	0.0060	0.0060
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0227	0.2372	0.2857
	SHAQSHA	0.0000	0.0899	0.1155
	STATKRAFT	0.0223	0.7738	1.0172
	TRANSMANTARO	0.6679	0.6679	0.6679
	TRANSMISORA SUR ANDINO	0.0000	0.0128	0.0128
	UNACEM	0.0044	0.0109	0.0109
	TOTAL ÁREA	**0.7647**	**2.9159**	**4.0760**
6	ADINELSA	0.0000	0.0007	0.0012
	CONELSUR	0.0143	0.0260	0.0272
	ENEL DISTRIBUCIÓN	0.3593	2.1894	3.0344
	HIDRANDINA	0.0000	0.0023	0.0029
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0003	0.0630	0.0630
	REP_AdicRAG	0.0005	0.0005	0.0005
	STATKRAFT	0.0041	0.0041	0.0108
	TOTAL ÁREA	**0.3785**	**2.2860**	**3.1400**
7	CONELSUR	0.0000	0.0417	0.0417
	LUZ DEL SUR	1.1461	3.3302	4.0152
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0171	0.0280	0.0280
	TRANSMANTARO	0.2100	0.2100	0.2100
	TOTAL ÁREA	**1.3732**	**3.6099**	**4.2949**
8	ADINELSA	0.0000	0.0017	0.0090
	COELVISAC	0.0000	0.1191	0.2790
	ELECTRO DUNAS	0.0000	0.4502	1.0756
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0311	0.5720	0.5720
	REP_AdicRAG	0.1864	0.3067	0.3067
	SEAL	0.0000	0.0150	0.0334
	TRANSMANTARO	0.1648	0.6437	0.6512
	TOTAL ÁREA	**0.3823**	**2.1084**	**2.9269**
9	CONELSUR	0.0172	0.0296	0.0296
	EGASA	0.0133	0.0642	0.0642
	ELECTROSUR	0.0000	0.0056	0.0129

	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0028	0.0184	0.0184
	SEAL	0.1236	0.9368	1.8921
	TOTAL ÁREA	**0.1569**	**1.0546**	**2.0172**
10	EGEMSA	0.0000	0.0786	0.3108
	ELECTRO SUR ESTE	0.2231	1.3138	2.1927
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0415	0.4294	0.4827
	TOTAL ÁREA	**0.2646**	**1.8218**	**2.9862**
11	ELECTRO PUNO	0.0000	0.8950	1.2519
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0503	0.7152	1.1814
	TOTAL ÁREA	**0.0503**	**1.6102**	**2.4333**
12	ELECTROSUR	0.0000	0.5363	1.8166
	ENGIE	0.3053	0.3053	0.3053
	TOTAL ÁREA	**0.3053**	**0.8416**	**2.1219**
13	EGESUR	0.0000	0.0071	0.0071
	ELECTROSUR	0.0000	1.0723	2.0145
	TOTAL ÁREA	**0.0000**	**1.0794**	**2.0216**
14	ELECTRO UCAYALI 0.0000 0.5924 1.1364	0.0000	0.5924	1.1364
	TOTAL ÁREA	**0.0000**	**0.5924**	**1.1364**
15	ISA PERÚ	0.0311	0.0311	0.0311
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0922	0.0957	0.0957
	REDESUR	0.0058	0.0117	0.0117
	TESUR3	0.0294	0.0294	0.0294
	TOTAL ÁREA	**0.1585**	**0.1679**	**0.1679**

Cargo Unitario de Liquidación RES. OSINERGMIN N° 109-2024-OS/CD

https://www.osinergmin.gob.pe/Resoluciones/pdf/2024/Osinergmin-109-2024-OS-CD.pdf

Área de Demanda	Titular	Acumulado en **MAT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **AT** Ctm. S//kWh	Acumulado en **MT** Ctm. S//kWh
1	ADINELSA	0.0000	0.0031	0.0065
	ELECTRONOROESTE	0.0000	0.0031	0.0087
	ELECTROPERÚ	0.0000	0.0001	0.0002
	PUMATE	0.0000	0.0000	0.0000
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0052	-0.0659	-0.0666
	TOTAL ÁREA	**-0.0052**	**-0.0596**	**-0.0512**
2	ADINELSA	0.0000	0.0003	0.0009
	COELVISAC	0.0000	-0.0372	-0.0392
	ELECTRO ORIENTE	-0.0060	-0.0140	-0.0215
	ELECTRONORTE	-0.0177	-0.1239	-0.2697
	PEOT	0.0000	-0.0045	-0.0069
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	0.0000	-0.0743	-0.0764
	TOTAL ÁREA	**-0.0237**	**-0.2536**	**-0.4128**
3	CHAVIMOCHIC	0.0000	-0.0001	-0.0002
	CONELSUR	0.0000	-0.0016	-0.0016
	CTAN	-0.0029	-0.0029	-0.0029
	ELECTRONORTE	0.0000	0.0000	-0.0009
	HIDRANDINA	-0.0249	-0.1394	-0.2427
	ISA PERÚ	-0.0007	-0.0027	-0.0035
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0010	-0.0545	-0.0551
	TOTAL ÁREA	**-0.0295**	**-0.2012**	**-0.3069**
4	ELECTRO ORIENTE	-0.1817	-0.2720	-0.3518
	TOTAL ÁREA	**-0.1817**	**-0.2720**	**-0.3518**
5	ADINELSA	0.0000	-0.0002	-0.0003
	CONELSUR	0.0000	0.0004	0.0015
	ELECTRO DUNAS	0.0028	0.0109	0.0121
	ELECTROCENTRO	-0.0002	-0.1294	-0.2389
	ELECTROPERÚ	0.0000	0.0000	0.0000
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0053	-0.0515	-0.0622
	SHAQSHA	0.0000	0.0020	0.0026
	STATKRAFT	0.0002	0.0070	0.0092
	TRANSMANTARO	0.0000	0.0000	0.0000
	TRANSMISORA SUR ANDINO	0.0000	-0.0013	-0.0013
	UNACEM	-0.0001	-0.0002	-0.0002

	TOTAL ÁREA	**-0.0026**	**-0.1623**	**-0.2775**
6	ADINELSA	0.0000	0.0001	0.0001
	CONELSUR	-0.0042	-0.0077	-0.0080
	ENEL DISTRIBUCIÓN	-0.0804	-0.4966	-0.6929
	HIDRANDINA	0.0000	0.0000	0.0000
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0001	-0.0161	-0.0161
	REP_AdicRAG	0.0006	0.0086	0.0086
	STATKRAFT	-0.0004	-0.0004	-0.0011
	TOTAL ÁREA	**-0.0845**	**-0.5121**	**-0.7094**
7	CONELSUR	0.0000	0.0299	0.0299
	LUZ DEL SUR	-0.3469	-1.0287	-1.2502
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0054	-0.0088	-0.0088
	TRANSMANTARO	0.0000	0.0000	0.0000
	TOTAL ÁREA	**-0.3523**	**-1.0076**	**-1.2291**
8	ADINELSA	0.0000	-0.0006	-0.0027
	COELVISAC	0.0000	-0.0457	-0.1081
	ELECTRO DUNAS	0.0000	-0.1032	-0.2396
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0108	-0.1983	-0.1983
	REP_AdicRAG	-0.0260	-0.0428	-0.0428
	SEAL	0.0000	-0.0064	-0.0140
	TRANSMANTARO	0.0000	0.0000	0.0000
	TOTAL ÁREA	**-0.0368**	**-0.3970**	**-0.6055**
9	CONELSUR	-0.0023	-0.0039	-0.0039
	EGASA	-0.0013	-0.0063	-0.0063
	ELECTROSUR	0.0000	0.0014	0.0030
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0002	-0.0013	-0.0013
	SEAL	-0.0233	-0.1791	-0.3621
	TOTAL ÁREA	**-0.0271**	**-0.1892**	**-0.3706**
10	EGEMSA	0.0000	-0.0070	-0.0265
	ELECTRO SUR ESTE	-0.0408	-0.2418	-0.4018
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0091	-0.0900	-0.1023
	TOTAL ÁREA	**-0.0499**	**-0.3388**	**-0.5306**
11	ELECTRO PUNO	0.0000	-0.0724	-0.1025
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0058	-0.0833	-0.1370
	TOTAL ÁREA	**-0.0058**	**-0.1557**	**-0.2395**
12	ELECTROSUR	0.0000	0.0758	0.2739
	ENGIE	-0.1017	-0.1017	-0.1017
	TOTAL ÁREA	**-0.1017**	**-0.0259**	**0.1722**
13	EGESUR	0.0000	-0.0004	-0.0004
	ELECTROSUR	0.0000	-0.1968	-0.3698
	TOTAL ÁREA	**0.0000**	**-0.1972**	**-0.3702**
14	ELECTRO UCAYALI 0.0000 0.5924 1.1364	0.0000	-0.1373	-0.2732
	TOTAL ÁREA	**0.0000**	**-0.1373**	**-0.2732**
15	ISA PERÚ	0.0000	0.0000	0.0000
	RED DE ENERGÍA DEL PERÚ	-0.0309	-0.0321	-0.0321
	REDESUR	0.0000	0.0000	0.0000
	TESUR3	0.0000	0.0000	0.0000
	TOTAL ÁREA	**-0.0309**	**-0.0321**	**-0.0321**

ANEXO 5: CODIGO DE PROGRAMACIÓN EN PYTHON DE LAS REDES NEURONALES PARA LA PREDICCIÓN DE LA MÁXIMA DEMANDA DEL SEIN

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.layers import Input, Dense, Dropout, Concatenate
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates
from tkinter import Tk
from tkinter.simpledialog import askstring
from tkinter.filedialog import askopenfilename
import os

# ================================
# Helper: ceil timestamp to nearest 30 minutes
# ================================
def ceil_to_30min(ts):
    ts = pd.to_datetime(ts)
    # remove seconds/microseconds first
    ts = ts.replace(second=0, microsecond=0)
    minute = ts.minute
    rem = minute % 30
    if rem == 0:
        return ts
    else:
        return ts + pd.Timedelta(minutes=(30 - rem))

# ================================
# 0. Seleccionar fecha objetivo manualmente
# ================================
Tk().withdraw()  # Oculta la ventana principal de Tkinter
fecha_str = askstring("Fecha de predicción", "Ingresa la fecha a predecir (YYYY-MM-DD):")
fecha_pred = pd.to_datetime(fecha_str).date()

# ================================
# Seleccionar archivo de entrada (diálogo de archivos)
# ================================
input_path = askopenfilename(title="Selecciona el archivo de datos (Excel)",
filetypes=[("Excel files", "*.xlsx;*.xls")])
if not input_path:
    print("No se seleccionó ningún archivo. Saliendo.")
    raise SystemExit

# Directorio de salida: carpeta PREDICCIONES en la misma ruta del archivo seleccionado
input_dir = os.path.dirname(input_path)
```

```
output_dir = os.path.join(input_dir, "PREDICCIONES")
os.makedirs(output_dir, exist_ok=True)

# ================================
# 1. Cargar y Preprocesar Datos
# ================================
# Cargar archivo de Excel seleccionado
df = pd.read_excel(input_path)

# Convertir la columna FECHA a datetime (asumiendo formato dd/mm/yy hh:mm)
df["FECHA"] = pd.to_datetime(df["FECHA"], dayfirst=True)

# Definir columnas según cada grupo
temp_cols = ['TEM. LIMA', 'TEM. AREQUIPA', 'TEM. TRUJILLO', 'TEM. PIURA',
             'TEM. CUSCO', 'TEM. MOQUEGUA', 'TEM. ICA']
proy_cols = ['PROG. DIARIA', 'PROG. SEMANAL']
target_col = 'EJECUTADO'

# Crear variables agregadas de temperatura:
# Para intervalos de 30 min, hay 48 registros por día. Para 15 días: 15*48 = 720
ventana = 15 * 48
df["temp_prom_15d"] = df[temp_cols].mean(axis=1).rolling(window=ventana,
min_periods=1).mean()
df["temp_std_15d"]  = df[temp_cols].mean(axis=1).rolling(window=ventana,
min_periods=1).std()

# Preparar los inputs:
input_A = df[proy_cols]
input_B = df[["temp_prom_15d", "temp_std_15d"]]

# Escalar las variables numéricas
scaler_A = MinMaxScaler()
input_A_scaled = scaler_A.fit_transform(input_A)

scaler_B = MinMaxScaler()
input_B_scaled = scaler_B.fit_transform(input_B)

# Target: Demanda ejecutada
target = df[target_col].values

# ================================
# 2. Dividir en conjunto de entrenamiento y predicción
# ================================
idx_pred = df[df["FECHA"].dt.date == fecha_pred].index[0]

# Entrenamiento: todos los datos anteriores al día objetivo
X_A_train = input_A_scaled[:idx_pred]
X_B_train = input_B_scaled[:idx_pred]
```

```
y_train   = target[:idx_pred]

# Para predicción: se toman los registros del día objetivo (48 registros para intervalos de
30 min)
X_A_pred = input_A_scaled[idx_pred: idx_pred + 48]
X_B_pred = input_B_scaled[idx_pred: idx_pred + 48]

# ================================
# 3. Definir y Entrenar la Red Neuronal
# ================================
in_A = Input(shape=(2,), name="input_A")
x = Dense(64, activation='relu')(in_A)
x = Dropout(0.2)(x)
x = Dense(32, activation='relu')(x)

in_B = Input(shape=(2,), name="input_B")
y = Dense(16, activation='relu')(in_B)
y = Dropout(0.1)(y)
y = Dense(8, activation='relu')(y)

combined = Concatenate()([x, y])
z = Dense(32, activation='relu')(combined)
z = Dense(16, activation='relu')(z)
out = Dense(1, name="output")(z)

model = Model(inputs=[in_A, in_B], outputs=out)
model.compile(optimizer=Adam(learning_rate=0.001), loss='mse', metrics=['mae'])

history = model.fit([X_A_train, X_B_train], y_train,
                    epochs=25, batch_size=256, validation_split=0.1, verbose=1)

# ================================
# 4. Realizar la Predicción para el día objetivo
# ================================
df_pred = df.loc[idx_pred: idx_pred + 47].copy()
proy_diaria = df_pred["PROG. DIARIA"].values
proy_semanal = df_pred["PROG. SEMANAL"].values

# Crear una columna con el timestamp para cada intervalo, alineada exactamente a 00/30
minutos
fecha_inicio_raw = df_pred["FECHA"].iloc[0]
fecha_inicio = ceil_to_30min(fecha_inicio_raw)  # ahora siempre será 00 o 30 exacto (ceil)

horas = [fecha_inicio + pd.Timedelta(minutes=30*i) for i in range(48)]

# ================================
# 4.1. Ajuste especial a la primera predicción
# ================================
```

```
predicciones = model.predict([X_A_pred, X_B_pred]).flatten()

# Obtener datos del día anterior a predecir
idx_ant = df[df["FECHA"].dt.date == (fecha_pred - pd.Timedelta(days=1))].index
if len(idx_ant) == 48:
    ejecutado_ant = df.loc[idx_ant, "EJECUTADO"].values
    delta = (ejecutado_ant[-1] - ejecutado_ant[0]) / 2
    pred_modificada = predicciones + delta
    pred_final = (ejecutado_ant * 1 + pred_modificada * 2) / 3
else:
    print("No se encontraron 48 intervalos del día anterior. Se usará la predicción
original.")
    pred_final = predicciones

# Crear DataFrame con resultados (usar nuestras horas alineadas)
resultados = pd.DataFrame({
    "FECHA": horas,
    "Prediccion_Ejecutado": pred_final,
    "Proy_Diaria": proy_diaria,
    "Proy_Semanal": proy_semanal
})

# Guardar en un archivo Excel dentro de la carpeta PREDICCIONES
archivo_salida = os.path.join(output_dir,
f"Prediccion_{fecha_pred.strftime('%Y_%m_%d')}.xlsx")
resultados.to_excel(archivo_salida, index=False)
print(f"Predicciones guardadas en '{archivo_salida}'.")

# ================================
# 5. Graficar las Predicciones y Proyecciones (GRÁFICA INICIAL)
# ================================
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Prediccion_Ejecutado"], label="Predicción
Inicial", marker='o')
plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Proy_Diaria"], label="Programación Diaria",
linestyle="--")
plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Proy_Semanal"], label="Programación Semanal",
linestyle=":")
plt.xlabel("Hora")
plt.ylabel("Demanda (MW)")
plt.title(f"Predicción de Demanda Ejecutada vs. Proyecciones para el
{fecha_pred.strftime('%d/%m/%Y')}")
plt.legend(fontsize=8)

ax = plt.gca()
# fijar límites exactamente en nuestras horas para evitar desplazamientos de 2 minutos
ax.set_xlim(resultados["FECHA"].iloc[0], resultados["FECHA"].iloc[-1])
```

```
# ticks cada 30 minutos y formato
ax.xaxis.set_major_locator(mdates.MinuteLocator(interval=30))
ax.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%H:%M'))
ax.xaxis.set_minor_locator(mdates.MinuteLocator(interval=15))

# etiquetas verticales y tamaño reducido
ax.tick_params(axis='x', rotation=90, labelsize=8)
ax.tick_params(axis='y', labelsize=8)

# grid
ax.grid(which='major', linewidth=0.8)
ax.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth=0.5)

plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(output_dir,
f"Grafica_Predicciones_{fecha_pred.strftime('%Y_%m_%d')}.png"), bbox_inches='tight')
plt.show()

# ================================
# 6. Reajuste con datos reales de la hoja TIEMPO_REAL
# ================================
resp = askstring("Reajuste", "¿Deseas hacer un reajuste con datos reales de la hoja
TIEMPO_REAL? (si/no):")
if resp and resp.lower().startswith("si"):
    try:
        df_real = pd.read_excel(input_path, sheet_name="TIEMPO_REAL")
        df_real = df_real.sort_values("Intervalo")
        # Verificar duplicados y faltantes
        intervalos = df_real["Intervalo"].values
        faltantes = set(range(1, len(intervalos)+1)) - set(intervalos)
        duplicados = df_real["Intervalo"].duplicated().any()
        if duplicados:
            print("¡Advertencia! Hay intervalos duplicados en la hoja TIEMPO_REAL.")
        if faltantes:
            print(f"¡Advertencia! Faltan los intervalos: {sorted(faltantes)} en la hoja
TIEMPO_REAL.")
        real_values = df_real["Ejecutado"].values
        known_intervals = len(real_values)
        if known_intervals < 10:
            print("No hay suficientes intervalos reales para el reajuste (mínimo 10).")
        else:
            pred_ini = resultados["Prediccion_Ejecutado"].values[:known_intervals]
            if known_intervals >= 3:
                error = real_values[-3:] - pred_ini[-3:]
                error_ponderado = np.mean(error)
            else:
                error_ponderado = 0.0
```

```
            pred_reajustada = np.copy(resultados["Prediccion_Ejecutado"].values)
            pred_reajustada[:known_intervals] = real_values
            pred_reajustada[known_intervals:] += error_ponderado

            resultados["Prediccion_Reajustada"] = pred_reajustada
            resultados["Ejecutado_Real"] = np.nan
            resultados.loc[:known_intervals-1, "Ejecutado_Real"] = real_values

            archivo_salida_reajuste = os.path.join(output_dir,
f"Prediccion_Reajustada_{fecha_pred.strftime('%Y_%m_%d')}.xlsx")
            resultados.to_excel(archivo_salida_reajuste, index=False)
            print(f"Predicción reajustada guardada en '{archivo_salida_reajuste}'.")

            output_dir_reajuste = os.path.dirname(archivo_salida_reajuste)
            os.makedirs(output_dir_reajuste, exist_ok=True)

            # Graficar también la predicción reajustada
            plt.figure(figsize=(12, 6))
            plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Prediccion_Ejecutado"],
label="Predicción Inicial", marker='o')
            plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Prediccion_Reajustada"],
label="Predicción Reajustada", marker='x')
            plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Ejecutado_Real"], label="Ejecutado
Real", marker='s')
            plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Proy_Diaria"], label="Proyección
Diaria", linestyle="--")
            plt.plot(resultados["FECHA"], resultados["Proy_Semanal"], label="Proyección
Semanal", linestyle=":")
            plt.xlabel("Hora")
            plt.ylabel("Demanda (MW)")
            plt.title(f"Predicción de Demanda Ejecutada vs. Reajuste para el
{fecha_pred.strftime('%d/%m/%Y')}")
            plt.legend(fontsize=8)

            ax = plt.gca()
            # asegurar límites alineados exactamente con nuestras horas
            ax.set_xlim(resultados["FECHA"].iloc[0], resultados["FECHA"].iloc[-1])

            ax.xaxis.set_major_locator(mdates.MinuteLocator(interval=30))
            ax.xaxis.set_major_formatter(mdates.DateFormatter('%H:%M'))
            ax.xaxis.set_minor_locator(mdates.MinuteLocator(interval=15))
            ax.tick_params(axis='x', rotation=90, labelsize=8)
            ax.tick_params(axis='y', labelsize=8)
            ax.grid(which='major', linewidth=0.8)
            ax.grid(which='minor', linestyle=':', linewidth=0.5)

            # --- Agregar líneas verticales en el máximo de Predicción Reajustada después
de las 5pm ---
```

```
            fechas = resultados["FECHA"]
            pred_reajustada_series = resultados["Prediccion_Reajustada"]
            indices_despues_5pm = [i for i, f in enumerate(fechas) if f.hour > 17]
            if indices_despues_5pm:
                valores_despues_5pm = pred_reajustada_series.iloc[indices_despues_5pm]
                idx_max_local = valores_despues_5pm.idxmax()
                idx_max = idx_max_local
                fecha_max = fechas[idx_max]

                # restar y sumar 1 hora 15 minutos (2.5 intervalos de 30 min)
                fecha_antes = fecha_max - pd.Timedelta(minutes=75)   # 1h15m antes
                fecha_despues = fecha_max + pd.Timedelta(minutes=75) # 1h15m después

                # Determinar hora de reajuste (último intervalo conocido por el usuario)
                # known_intervals representa cuántos intervalos reales tenemos; el
timestamp correspondiente es:
                fecha_reajuste_time = resultados["FECHA"].iloc[known_intervals - 1]

                # Si la descarga iniciaría antes de la hora de reajuste (ilógico), aplicar
la regla:
                # iniciar la descarga a las 17:45 y durar 2 horas (17:45 -> 19:45)
                if fecha_antes < fecha_reajuste_time:
                    # Construir fecha 17:45 del mismo día del reajuste
                    fecha_17_45 = pd.Timestamp(year=fecha_reajuste_time.year,
                                               month=fecha_reajuste_time.month,
                                               day=fecha_reajuste_time.day,
                                               hour=17, minute=45)
                    fecha_antes = fecha_17_45
                    fecha_despues = fecha_antes + pd.Timedelta(hours=2)  # hasta 19:45

                # Asegurar que las fechas queden dentro del rango disponible
                fecha_antes = max(fecha_antes, fechas.iloc[0])
                fecha_despues = min(fecha_despues, fechas.iloc[-1])

                # Dibujar líneas verticales (antes, máximo, después)
                plt.axvline(x=fecha_antes, color='red', linestyle='--', linewidth=2,
label="Inicio descarga")
                plt.axvline(x=fecha_max, color='red', linestyle='--', linewidth=2,
label="Máximo")
                plt.axvline(x=fecha_despues, color='red', linestyle='--', linewidth=2,
label="Fin descarga")

                # colocar las etiquetas DENTRO del gráfico, justo por encima del borde
inferior (cerca del eje x)
                ymin, ymax = ax.get_ylim()
                y_inside = ymin + 0.02 * (ymax - ymin)   # pequeño margen sobre el eje x

                ax.text(fecha_antes, y_inside, fecha_antes.strftime('%H:%M'),
```

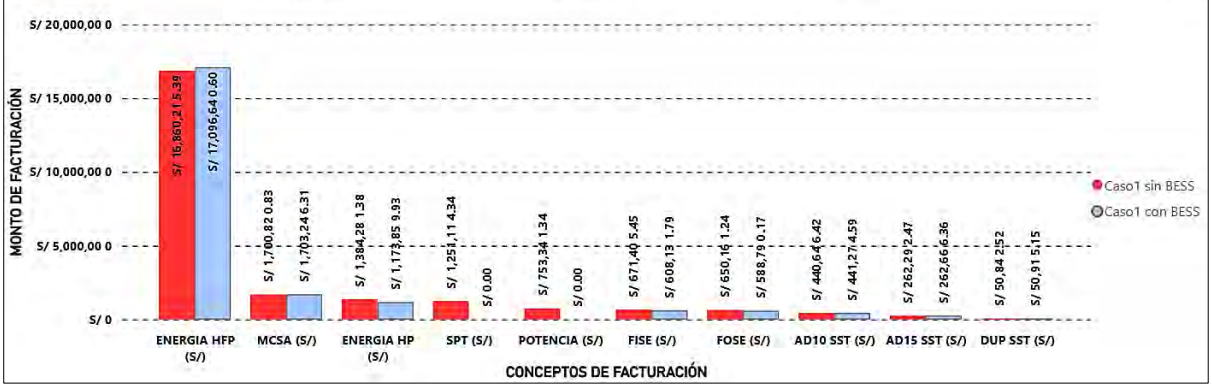
```
                        rotation=90, va='bottom', ha='center', fontsize=8,
backgroundcolor='white')
                ax.text(fecha_despues, y_inside, fecha_despues.strftime('%H:%M'),
                        rotation=90, va='bottom', ha='center', fontsize=8,
backgroundcolor='white')

                # etiqueta principal de máximo también dentro del gráfico, cerca del eje x
y vertical
                ax.text(fecha_max, y_inside + 0.01*(ymax-ymin),
                        f"Máx: {fecha_max.strftime('%d/%m/%Y %H:%M')}",
                        rotation=90, va='bottom', ha='center',
                        color='red', fontsize=8, backgroundcolor='white')

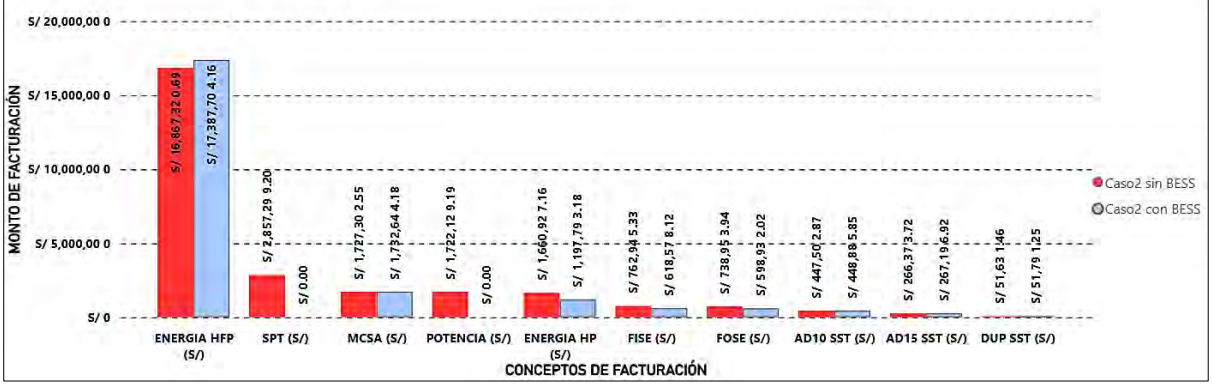
            plt.tight_layout()
            plt.savefig(os.path.join(output_dir_reajuste,
f"Grafica_Predicciones_Reajuste_{fecha_pred.strftime('%Y_%m_%d')}.png"),
bbox_inches='tight')
            plt.show()
    except Exception as e:
        print(f"Error en el reajuste: {e}")
```

ANEXO 6: COMPARACIÓN DE MONTOS DE FACTURACIÓN ANUAL PARA LOS CASOS DE ESTUDIO CON Y SIN BESS - 2024

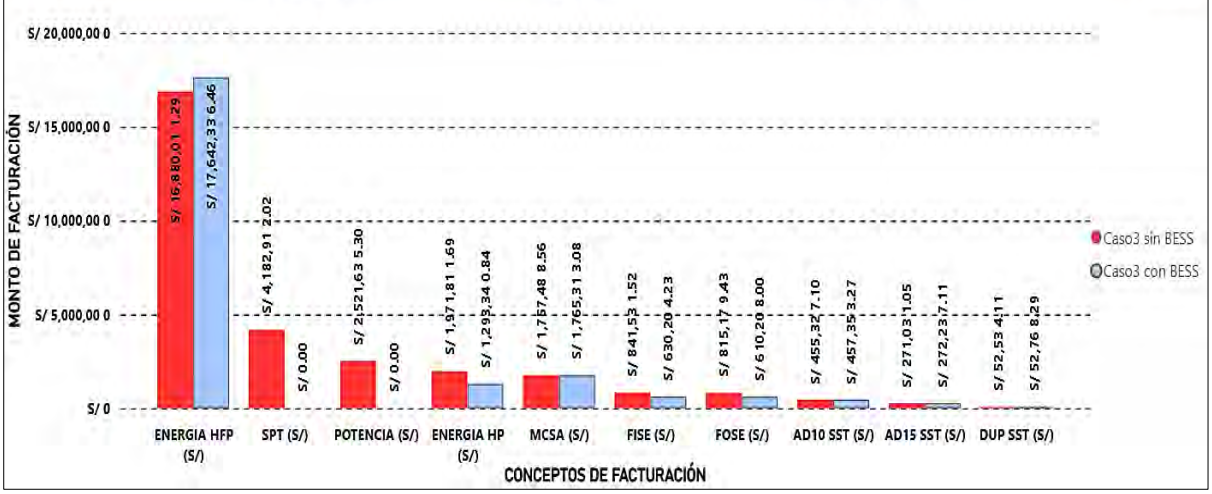
Conceptos	Facturación Caso1 sin BESS	Facturación Caso1 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,860,215.39	17,096,640.60	-236,425.21	-1.40 %
MCSA (S/)	1,700,820.83	1,703,246.31	-2,425.48	-0.14 %
ENERGIA HP (S/)	1,384,281.38	1,173,859.93	210,421.45	15.20 %
SPT (S/)	1,251,114.34	0.00	1,251,114.34	100.00 %
POTENCIA (S/)	753,341.34	0.00	753,341.34	100.00 %
FISE (S/)	671,405.45	608,131.79	63,273.66	9.42 %
FOSE (S/)	650,161.24	588,790.17	61,371.07	9.44 %
AD10 SST (S/)	440,646.42	441,274.59	-628.17	-0.14 %
AD15 SST (S/)	262,292.47	262,666.36	-373.89	-0.14 %
DUP SST (S/)	50,842.52	50,915.15	-72.63	-0.14 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**24,059,130.14**	**21,959,533.66**	**2,099,596.48**	**8.73 %**



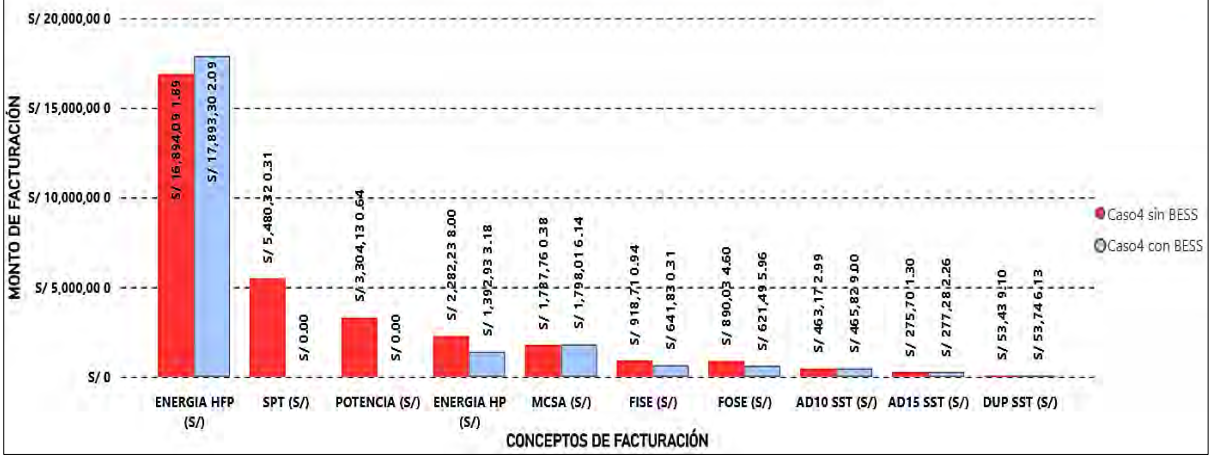
Conceptos	Facturación Caso2 sin BESS	Facturación Caso2 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,867,320.69	17,387,704.16	-520,383.47	-3.09 %
SPT (S/)	2,857,299.20	0.00	2,857,299.20	100.00 %
MCSA (S/)	1,727,302.55	1,732,644.18	-5,341.63	-0.31 %
POTENCIA (S/)	1,722,129.19	0.00	1,722,129.19	100.00 %
ENERGIA HP (S/)	1,660,927.16	1,197,793.18	463,133.98	27.88 %
FISE (S/)	762,945.33	618,578.12	144,367.21	18.92 %
FOSE (S/)	738,953.94	598,932.02	140,021.91	18.95 %
AD10 SST (S/)	447,502.87	448,885.85	-1,382.98	-0.31 %
AD15 SST (S/)	266,373.72	267,196.92	-823.20	-0.31 %
DUP SST (S/)	51,631.46	51,791.25	-159.79	-0.31 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**27,136,394.87**	**22,337,534.44**	**4,798,860.42**	**17.68 %**



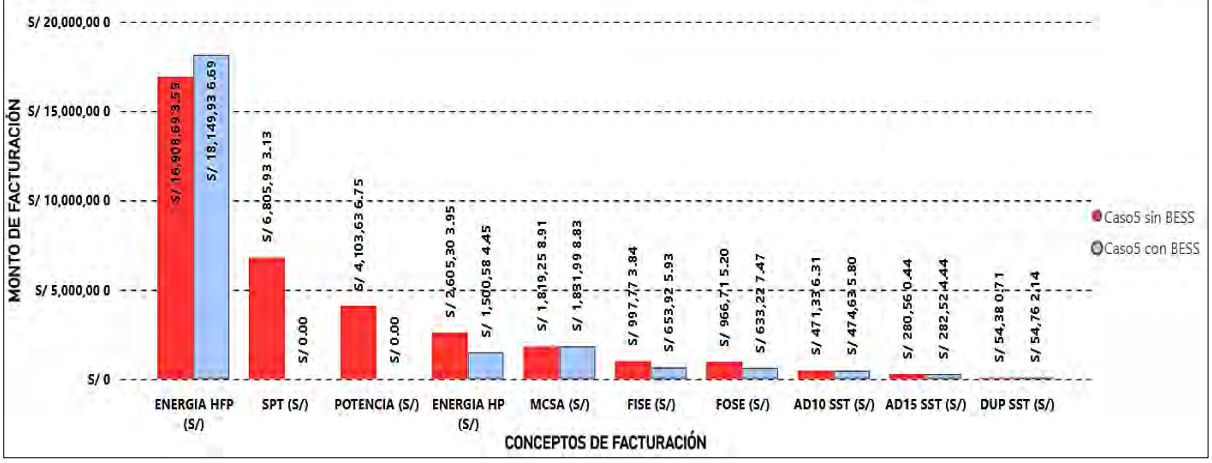
Conceptos	Facturación Caso3 sin BESS	Facturación Caso3 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,880,011.29	17,642,336.46	-762,325.18	-4.52 %
SPT (S/)	4,182,912.02	0.00	4,182,912.02	100.00 %
POTENCIA (S/)	2,521,635.30	0.00	2,521,635.30	100.00 %
ENERGIA HP (S/)	1,971,811.69	1,293,340.84	678,470.85	34.41 %
MCSA (S/)	1,757,488.56	1,765,313.08	-7,824.52	-0.45 %
FISE (S/)	841,531.52	630,204.23	211,327.29	25.11 %
FOSE (S/)	815,179.43	610,208.00	204,971.42	25.14 %
AD10 SST (S/)	455,327.10	457,353.27	-2,026.17	-0.44 %
AD15 SST (S/)	271,031.05	272,237.11	-1,206.06	-0.44 %
DUP SST (S/)	52,534.11	52,768.29	-234.18	-0.45 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**29,783,470.82**	**22,757,770.04**	**7,025,700.78**	**23.59 %**



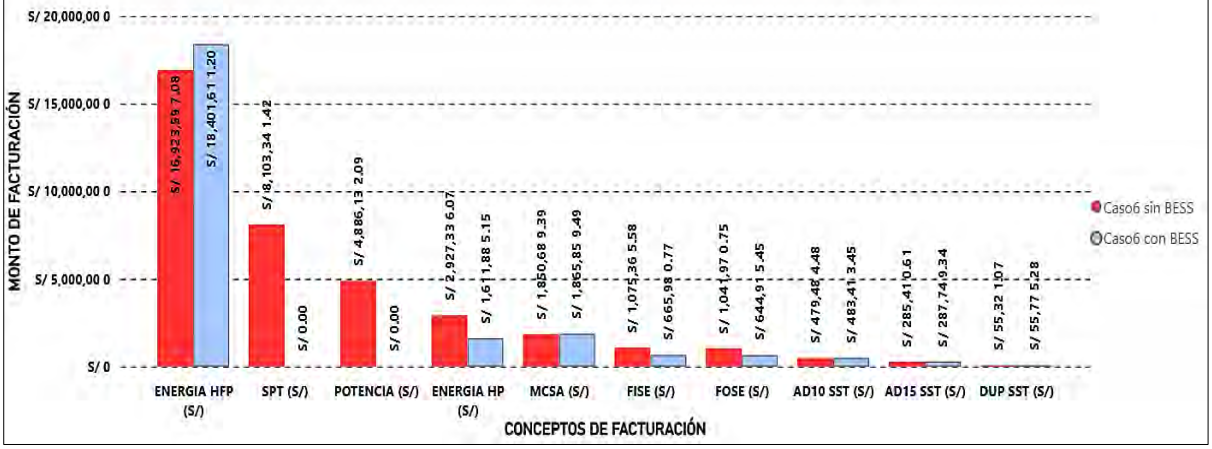
Conceptos	Facturación Caso4 sin BESS	Facturación Caso4 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,894,091.89	17,893,302.09	-999,210.20	-5.91 %
SPT (S/)	5,480,320.31	0.00	5,480,320.31	100.00 %
POTENCIA (S/)	3,304,130.64	0.00	3,304,130.64	100.00 %
ENERGIA HP (S/)	2,282,238.00	1,392,933.18	889,304.82	38.97 %
MCSA (S/)	1,787,760.38	1,798,016.14	-10,255.76	-0.57 %
FISE (S/)	918,710.94	641,830.31	276,880.63	30.14 %
FOSE (S/)	890,034.60	621,495.96	268,538.64	30.17 %
AD10 SST (S/)	463,172.99	465,829.00	-2,656.01	-0.57 %
AD15 SST (S/)	275,701.30	277,282.26	-1,580.96	-0.57 %
DUP SST (S/)	53,439.10	53,746.13	-307.03	-0.57 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**32,383,608.91**	**23,178,443.83**	**9,205,165.08**	**28.43 %**



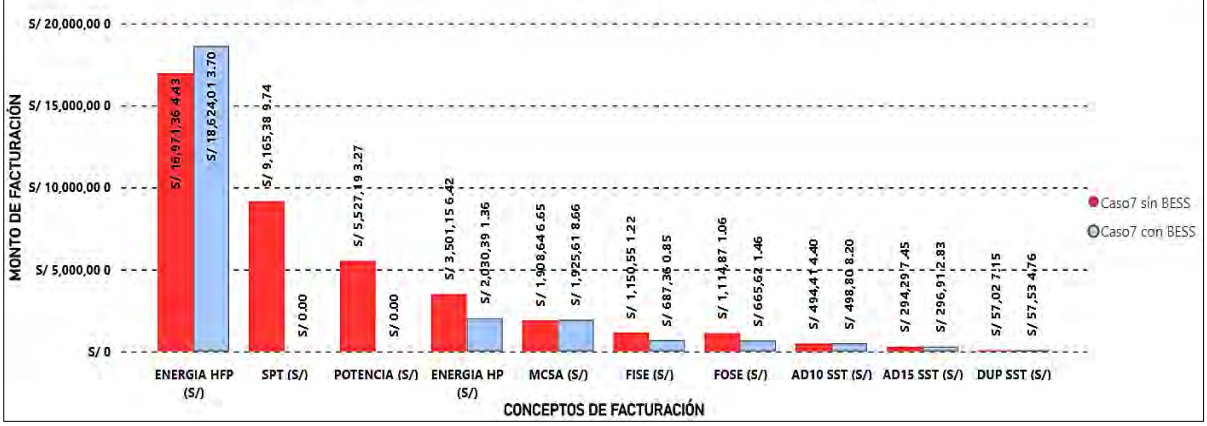
Conceptos	Facturación Caso5 sin BESS	Facturación Caso5 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,908,693.55	18,149,936.69	-1,241,243.14	-7.34 %
SPT (S/)	6,805,933.13	0.00	6,805,933.13	100.00 %
POTENCIA (S/)	4,103,636.75	0.00	4,103,636.75	100.00 %
ENERGIA HP (S/)	2,605,303.95	1,500,584.45	1,104,719.50	42.40 %
MCSA (S/)	1,819,258.91	1,831,998.83	-12,739.92	-0.70 %
FISE (S/)	997,773.84	653,925.93	343,847.91	34.46 %
FOSE (S/)	966,715.20	633,227.47	333,487.73	34.50 %
AD10 SST (S/)	471,336.31	474,635.80	-3,299.49	-0.70 %
AD15 SST (S/)	280,560.44	282,524.44	-1,964.00	-0.70 %
DUP SST (S/)	54,380.71	54,762.14	-381.43	-0.70 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**35,047,601.55**	**23,615,604.51**	**11,431,997.04**	**32.62 %**



Conceptos	Facturación Caso6 sin BESS	Facturación Caso6 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,923,597.08	18,401,611.20	-1,478,014.12	-8.73 %
SPT (S/)	8,103,341.42	0.00	8,103,341.42	100.00 %
POTENCIA (S/)	4,886,132.09	0.00	4,886,132.09	100.00 %
ENERGIA HP (S/)	2,927,336.07	1,611,885.15	1,315,450.92	44.94 %
MCSA (S/)	1,850,689.39	1,865,859.49	-15,170.10	-0.82 %
FISE (S/)	1,075,365.58	665,980.77	409,384.81	38.07 %
FOSE (S/)	1,041,970.75	644,915.45	397,055.30	38.11 %
AD10 SST (S/)	479,484.48	483,413.45	-3,928.97	-0.82 %
AD15 SST (S/)	285,410.61	287,749.34	-2,338.73	-0.82 %
DUP SST (S/)	55,321.07	55,775.28	-454.21	-0.82 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**37,662,657.31**	**24,051,198.89**	**13,611,458.41**	**36.14 %**



Conceptos	Facturación Caso7 sin BESS	Facturación Caso7 con BESS	Diferencia S/	Diferencia %
ENERGIA HFP (S/)	16,971,364.43	18,624,013.70	-1,652,649.27	-9.74 %
SPT (S/)	9,165,389.74	0.00	9,165,389.74	100.00 %
POTENCIA (S/)	5,527,193.27	0.00	5,527,193.27	100.00 %
ENERGIA HP (S/)	3,501,156.42	2,030,391.36	1,470,765.06	42.01 %
MCSA (S/)	1,908,646.65	1,925,618.66	-16,972.01	-0.89 %
FISE (S/)	1,150,551.22	687,360.85	463,190.37	40.26 %
FOSE (S/)	1,114,871.06	665,621.46	449,249.60	40.30 %
AD10 SST (S/)	494,414.40	498,808.20	-4,393.80	-0.89 %
AD15 SST (S/)	294,297.45	296,912.83	-2,615.38	-0.89 %
DUP SST (S/)	57,027.15	57,534.76	-507.61	-0.89 %
AP (S/)	33,840.00	33,840.00	0.00	0.00 %
CF (S/)	168.76	168.76	0.00	0.00 %
Total	**40,218,920.55**	**24,820,270.58**	**15,398,649.97**	**38.29 %**



Fuente. Elaboración propia mediante Power BI

ANEXO 7: CUADRO DE RESUMEN DE POTENCIA Y PEJAES POR CLIENTE LIBRE

INFORMACIÓN DE CONSUMOS INGRESADA PARA VTP Y PEAJES
2024.Julio
COES/D/DO/SME-INF-148-2024-R1
CUADRO N° 5

						PARA EGRESO DE POTENCIA		PARA PEAJE POR CONEXIÓN	
CÓDIGO VTP	EMPRESA	CLIENTE	BARRA	CONTRATO	TIPO USUARIO	PRECIO POTENCIA S/ /kW-mes	POTENCIA COINCIDENTE kW	POTENCIA DECLARADA (KW)	PEAJE UNITARIO S/ /kW-mes
P0403ENG	ENGIE	INDUSTRIA CACHIMAYO	CACHIMAYO 138	BILATERAL	Libre	22.12	22,705.52	22,705.52	37.25

Fuente. https://www.coes.org.pe/Portal/mercadomayorista/liquidaciones#

ANEXO 8: DIAGRAMA UNIFILAR INCASA

LEYENDA

PROTECCION		MEDICION	
50 51	SOBRECORRIENTE CORTOCIRCUITO	Wh	MEDICION DE POTENCIA ACTIVA
50N 51N	SOBRECORRIENTE CORTOCIRCUITO DE TIERRA	VArh	MEDICION DE POTENCIA REACTIVA
59 27	MAXIMA TENSION MINIMA TENSION	A	MEDICION DE AMPERAJE
59N	MAXIMA TENSION HOMOPOLAR	V	MEDICION DE LA TENSION
46	SECUENCIA NEGATIVA	Hz	MEDICION DE LA FRECUENCIA
49	SOBRECARGA TERMICA	Cosθ	MEDICION DEL FACTOR DE POTENCIA
EQUIPOS Y DISPOSITIVOS			
	INTERRUPTOR TRIPOLAR		TRANSFORMADOR DE POTENCIA
	TRANSFORMADOR DE CORRIENTE		RELE DE PROTECCIÓN
	TRANSFORMADOR DE TENSIÓN		MEDIDOR ANALIZADOR
	SECCIONADOR		

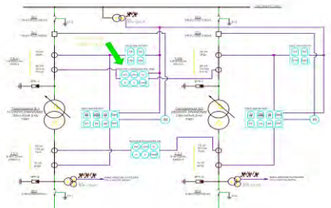
LEYENDA METRADO

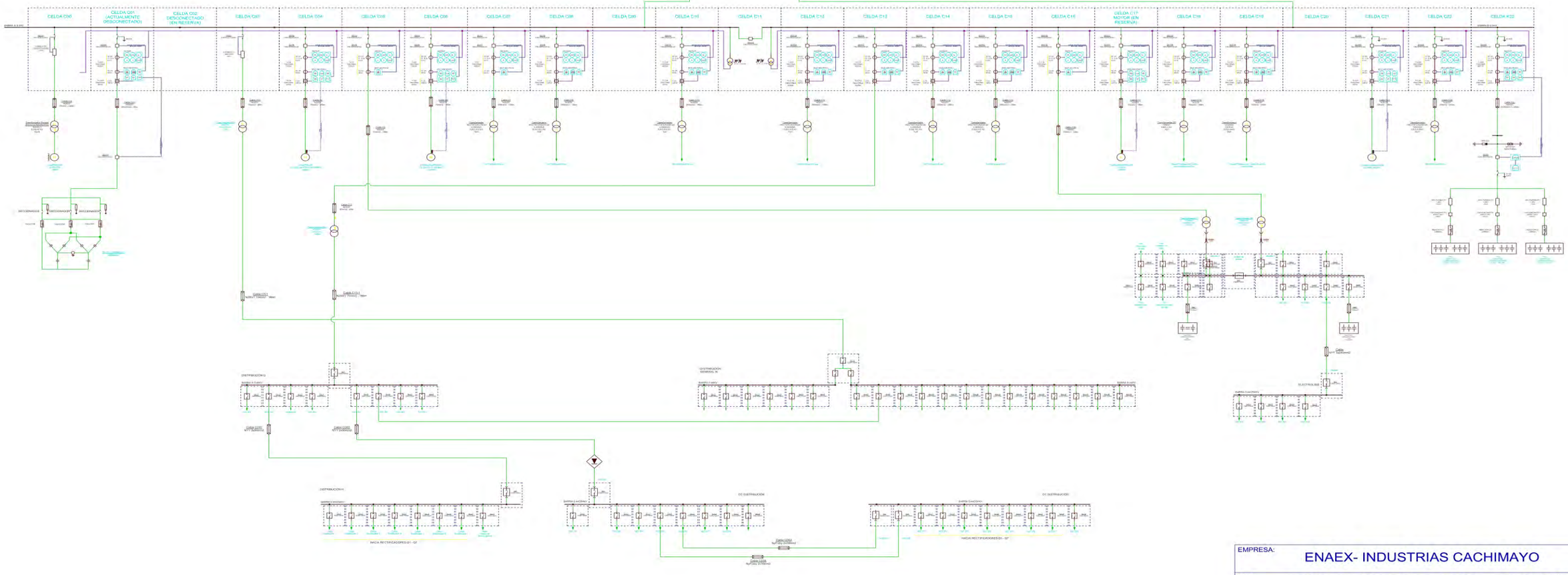
Simb.	DESCRIPCIÓN	Cant.	Und.
	TRANSFORMADOR DE POTENCIA	2	Und
	TRANSFORMADOR EN MEDIA TENSION	14	Und
M	MOTORES MEDIA TENSIÓN	3	Und
	SECCIONADORES	25	Und
	INTERRUPTOR TRIPOLAR	24	Und
	TRANSFORMADOR DE CORRIENTE	46	Und
	TRANSFORMADOR DE TENSIÓN	5	Und
	CONDUCTOR	-	-

LEYENDA CONDUCTORES

Tipo de Conductor	Calibre	Longitud	Etiquetas
N2XSY	16mm2	480 m	C00, C03
N2XSY	50mm2	40 m	C03
N2XSY	2x50mm2	50 m	C01
N2XSY	70mm2	2160 m	C04, C05, C06, C09, C11, C16, C01, C21, C22, C3-1, C13-11
N2XSY	2x240mm2	250 m	K22
N2XSY	300mm2	1020 m	C07, CD8, C10, C12, C14, C15
NYY	90mm2	---	CD01
NYY	3x240mm2	---	CD02
NyFGby	2x16mm2	---	CD03, CD04

DIAGRAMA UNIFILAR INDUSTRIAS CACHIMAYO S.A.





EMPRESA:	ENAEX- INDUSTRIAS CACHIMAYO		
AREA:	MTTO. ELECTRICO E INSTRUMENTACIÓN		
DIBUJADO POR: E.C.K.C.C	REVISADO POR: E.C.F.	APROBADO POR: J.E.D.C.	
NOMBRE DE ITEM: DIAGRAMA UNIFILAR CACHIMAYO		N° DE PLANO: GP-CA-ME-11a, B, C-OD-002	
FECHA: 22/05/2025		VERSIÓN: 01	