UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN ANTONIO ABAD DEL CUSCO

FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA, INFORMÁTICA Y MECÁNICA

ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

TESIS

EVALUACION DEL PROCESO DE BALANCE DE ENERGIA UTILIZANDO REDES NEURONALES EN EL ALIMENTADOR QU-02 DEL SISTEMA DE DISTRIBUCION ELECTRICA DE CUSCO AL AÑO 2025

PRESENTADO POR:

Br. LEYDI ELIZABETH HUAYLLANI CALATAYUD

Br. JHOJAN LUIS QUINTANILLA ZERON

PARA OPTAR AL TITULO PROFESIONAL DE INGENIERO ELECTRICISTA

ASESOR:

Mg. NICOLAS RONALD DUEÑAS PONCE DE LEÓN

CUSCO - PERÚ

2025

Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco

INFORME DE SIMILITUD

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

El que suscribe, el **Asesor** NICOLAS RONALD DUEÑAS PONCE DE LEON quien aplica el software de detección de similitud al trabajo de investigación/tesistitulada: EVALUACION DEL PROCESO DE BALANCE DE ENERGIA UTILIZANDO REDES NEURONALES EN EL ALIMENTADOR AV-02 DEL SISTEMA DE DISTRIBUCION ELECTRICA DE CUSCO AL AÑO 2025

Presentado por: LEYDI ELIZABETH HUAYLLANI CALATAYUD DNI N° 48779344;
presentado por: JHOJAN LUIS QUINTANILLA ZERON DNI N°: 43699958
Para optar el título Profesional/Grado Académico de INGENIERO ELECTRICISTA

Informo que el trabajo de investigación ha sido sometido a revisión por 02 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 9 **%.**

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, 14 de ENERO de 20 26

Firma

Post firma NICOLAS RONALD DUEÑAS PONCE DE LEON
Nro. de DNI 23824938
ORCID del Asesor 0000-0002-7838-5014

Se adjunta:

1. Reporte generado por el Sistema Antiplagio.
2. Enlace del Reporte Generado por el Sistema de Detección de Similitud: **oid:** 27259:546223453

LEYDI ELIZABETH HUAYLLANI CALATAYUD

EVALUACION DEL PROCESO DE BALANCE DE ENERGIA UTILIZANDO REDES NEURONALES EN EL ALIMENTADOR QU-...

Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco

Detalles del documento

Identificador de la entrega
trn:oid:::27259:546223453

Fecha de entrega
14 ene 2026, 2:04 p.m. GMT-5

Fecha de descarga
14 ene 2026, 2:45 p.m. GMT-5

Nombre del archivo
TESIS FINAL_12_01_26.pdf

Tamaño del archivo
3.5 MB

197 páginas

38.921 palabras

219.340 caracteres

9% Similitud general

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

Filtrado desde el informe

- Bibliografía
- Texto citado
- Texto mencionado
- Coincidencias menores (menos de 11 palabras)

Exclusiones

- N.° de fuente excluida
- N.° de coincidencias excluidas

Fuentes principales

3% Fuentes de Internet
1% Publicaciones
8% Trabajos entregados (trabajos del estudiante)

Marcas de integridad

N.° de alertas de integridad para revisión

Caracteres reemplazados
174 caracteres sospechosos en N.° de páginas
Las letras son intercambiadas por caracteres similares de otro alfabeto.

Texto oculto
9 caracteres sospechosos en N.° de página
El texto es alterado para mezclarse con el fondo blanco del documento.

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.

Presentación

Señor:

Decano de la Facultad de Ingeniería Eléctrica, Electrónica, Informática y Mecánica.

Señores Dictaminantes y Replicantes.

En concordancia y cumplimiento del reglamento de grados y títulos vigente y con el objeto de optar al título profesional de Ingeniero Electricista, se pone a su consideración la presente tesis intitulada:

EVALUACION DEL PROCESO DE BALANCE DE ENERGÍA UTILIZANDO REDES NEURONALES EN EL ALIMENTADOR QU-02 DEL SISTEMA DE DISTRIBUCION ELECTRICA DE CUSCO AL AÑO 2025

Br. Leydi Elizabeth Huayllani Calatayud

Br. Jhojan Luis Quintanilla Zeron

Dedicatoria

De manera muy especial, a la memoria de mis queridos abuelos, quienes fueron mis padres desde que nací: Elenita Bornas Palomino y José Calatayud Quispe. Su ejemplo, enseñanzas y fe en Dios permanecen vivos en cada paso de mi vida y han sido una fuente constante de fortaleza e inspiración.

A mis queridos tíos, José Antonio Calatayud y Ernesto Calatayud, por su guía constante, apoyo incondicional y acompañarme en cada uno de mis objetivos.

A mis queridas hermanas, Lesly Almendra y Nela, por su aliento y apoyo permanente.

Y a los más pequeños de la familia, Anthony José, Karen Nicol, Santiago José, Juliette, Andrés José y Aurorita Elizabeth, quienes con su alegría iluminaron este proceso de estudio.

Leydi Elizabeth Huayllani Calatayud

A mi señor Jesús, por ser mi guía constante en los momentos de incertidumbre y el fundamento sólido que me ha sostenido a lo largo de este camino. Su presencia ha sido fuente de valor y esperanza para superar cada reto.

A mi Madre, Juana Zeron Huaman que es mi ángel por su amor sin límites y su respaldo permanente, quien con su ejemplo de esfuerzo y dedicación me enseñó a nunca rendirme, y a mis seres más cercanos, cuya fe en mí ha sido la mayor fuente de inspiración.

Este trabajo representa el fruto de esa confianza y es una muestra del vínculo y los logros que hemos construido juntos.

Jhojan Luis Quintanilla Zeron

Agradecimientos

Antes que nada, expresamos nuestro profundo agradecimiento a Dios, cuya infinita sabiduría y misericordia han sido luz y guía en cada paso de este desafiante pero valioso recorrido académico. Su presencia nos dio fuerza y esperanza en los momentos más complejos.

A nuestra familia, base firme en nuestra vida, por su afecto incondicional, constante respaldo y confianza en nuestro potencial. Han sido el motor principal para alcanzar esta meta.

Al Mg. Ronald Dueñas Ponce de León, nuestro asesor, por su entrega, orientación y acompañamiento permanente durante el desarrollo de esta investigación. Su experiencia y compromiso fueron fundamentales para lograr este objetivo.

También extendemos nuestro reconocimiento a los amigos y compañeros de camino, quienes, con su compañía, ánimo y solidaridad demostraron que la amistad verdadera se fortalece frente a cualquier adversidad.

A todos ustedes, nuestra gratitud más sincera por haber sido parte esencial de este logro.

Los tesistas.

INTRODUCCION

CAPITULO I.

La investigación se centra en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de Cusco, el cual presenta pérdidas energéticas del 30.92 % en febrero de 2025, asociadas a desequilibrios de carga, ineficiencias operativas y falta de herramientas predictivas. Para abordar esta problemática, se propone aplicar redes neuronales artificiales que optimicen el balance de energía y mejoren el diagnóstico, modelamiento y toma de decisiones.

El estudio, de enfoque cuantitativo, se limita al alimentador QU-02 y emplea datos históricos desde el año 2019, con apoyo de SCADA, MATLAB y Excel. Se aplican procesos de interpolación y normalización de datos para el entrenamiento de las redes neuronales. El trabajo resalta beneficios teóricos, sociales, económicos, prácticos y académicos, y establece las bases conceptuales y metodológicas para una gestión energética más eficiente mediante inteligencia artificial.

CAPITULO II.

Desarrolla el marco teórico necesario para sustentar la investigación sobre el balance de energía en el alimentador QU-02 utilizando redes neuronales. Se abordan conceptos clave como la energía eléctrica, el sistema de distribución, el balance energético, las pérdidas técnicas y no técnicas, y su impacto económico en las empresas distribuidoras. Asimismo, se analiza el papel de los alimentadores eléctricos, resaltando la importancia del QU-02 por su extensión y cantidad de clientes. Se introduce también el uso de redes neuronales artificiales como herramienta para el diagnóstico, predicción y optimización de pérdidas, detallando su estructura, funcionamiento y ventajas frente a métodos convencionales. Se citan antecedentes internacionales, nacionales y

locales, que demuestran la eficacia del uso de inteligencia artificial en sistemas eléctricos, destacando estudios realizados en Perú, México y Colombia. Finalmente, se presenta la base legal y normativa aplicable, como el Reglamento de Calidad de Servicios Eléctricos y disposiciones del OSINERGMIN, que rigen la supervisión y el control de pérdidas en la red. Este capítulo proporciona el sustento técnico y legal para el desarrollo de la propuesta metodológica del estudio, sentando las bases para aplicar soluciones modernas y eficientes en la gestión del sistema de distribución de energía.

CAPITULO III.

Desarrolla la metodología aplicada para describir el proceso de balance energético en el alimentador QU-02 del sistema eléctrico de distribución de Cusco. Se detallan las características técnicas del alimentador, como el número de subestaciones, la extensión de red y los valores mensuales de energía adquirida, los cuales permiten contextualizar su desempeño operativo. Asimismo, se incluyen indicadores eléctricos relevantes como el porcentaje de pérdidas energéticas (%Pperd), el factor de potencia (Fp) y el factor de carga (Fc), calculados a partir de los registros mensuales. El tratamiento de la información se realizó en Microsoft Excel, complementado con el desarrollo de redes neuronales artificiales en MATLAB, lo cual permitió identificar patrones y estimar las pérdidas técnicas del sistema.

CAPITULO IV.

Este capítulo presenta el análisis, validación y aplicación de redes neuronales artificiales (RNA), desarrollado en MATLAB mediante la herramienta Neural Net Fitting, para estimar y reconstruir perfiles de consumo energético del alimentador QU-02 en Cusco, usando datos de medidores PowerLogic ION8650 del periodo 2019–2024. A partir de una semana característica

libre de perturbaciones (21 al 28 de septiembre de 2024), se entrenó una red neuronal tipo feedforward con retro propagación (Levenberg–Marquardt), logrando una estimación precisa con un error menor al 1%. Esta técnica permitió interpolar valores faltantes o distorsionados por eventos como transferencias de carga, mantenimientos o fallas de comunicación. El método evidenció capacidad para replicar el patrón de consumo del alimentador con alta resolución temporal, mejorando el perfil utilizado en el cálculo del balance energético. Se realizó una comparación entre los resultados estimados por la red neuronal y los registros convencionales, encontrando diferencias significativas en los porcentajes de pérdidas de energía, con implicancias técnicas y económicas. Finalmente, se estimó un impacto económico proyectado a 10 años por encima de S/ 339,133.04, lo que refuerza la utilidad de las RNA como herramientas confiables en la gestión energética.

RESUMEN

La investigación, se centra en la optimización del balance de energía dentro del alimentador QU-02, perteneciente al sistema de distribución eléctrica de Cusco. En el sector eléctrico, el balance de energía no es solo un registro contable, sino un pilar fundamental para la gestión técnica, operativa y económica. Una estimación precisa de las pérdidas permite a las empresas concesionarias tomar decisiones informadas sobre inversión y mantenimiento; sin embargo, el método tradicional de facturación preliminar ha demostrado ser ineficiente. Este sistema convencional arroja márgenes de error críticos que no reflejan la realidad operativa, derivando en procesos de "sinceramiento" que agotan innecesariamente el tiempo y los recursos institucionales.

Para mitigar esta problemática, se propone la implementación de Redes Neuronales. Mediante un enfoque cuantitativo, se analizó una muestra del sistema de media tensión, utilizando herramientas de alta precisión, supervisión directa y bases de datos. El objetivo principal fue contrastar la eficacia del modelo de inteligencia artificial frente a las metodologías manuales o estadísticas básicas utilizadas históricamente.

Los hallazgos revelaron un sinceramiento en la precisión de los datos. El método tradicional reportaba pérdidas desproporcionadas de entre 20.96% y 28.12%, mientras que el modelo de RNA ajustó estas cifras a un rango real de 2.90% a 9.09%. Esta corrección permitió identificar y recuperar 35,698.21 kWh de energía que antes se consideraba perdida o no contabilizada. En conclusión, la integración de redes neuronales garantiza una mayor confiabilidad de la información, mejora la rentabilidad, posicionando al sistema de Cusco hacia una eficiencia operativa de vanguardia.

Palabras clave: Balance de energía, Redes neuronales artificiales, Pérdidas eléctricas, Sistema de distribución.

ABSTRACT

This research focuses on optimizing the energy balance within feeder QU-02, part of the Cusco electrical distribution system. In the electricity sector, the energy balance is not merely an accounting record, but a fundamental pillar for technical, operational, and economic management. An accurate estimation of losses allows concessionary companies to make informed decisions regarding investment and maintenance; however, the traditional method of preliminary billing has proven inefficient. This conventional system yields critical error margins that do not reflect operational reality, leading to "adjustment" processes that unnecessarily deplete institutional time and resources.

To mitigate this problem, the implementation of Neural Networks is proposed. Using a quantitative approach, a sample of the medium-voltage system was analyzed, employing high-precision tools, direct monitoring, and databases. The main objective was to compare the effectiveness of the artificial intelligence model against the manual or basic statistical methodologies historically used.

The findings revealed a significant improvement in data accuracy. The traditional method reported disproportionate losses of between 20.96% and 28.12%, while the ANN model adjusted these figures to a realistic range of 2.90% to 9.09%. This correction allowed for the identification and recovery of 35,698.21 kWh of energy that was previously considered lost or unaccounted for. In conclusion, the integration of neural networks ensures greater data reliability, improves profitability, and positions the Cusco system toward cutting-edge operational efficiency.

Keywords: Energy balance, Artificial neural networks, Electrical losses, Distribution system.

Índice de figuras

Figura 1-1 Alimentador QU-02 de distribución eléctricas en media tensión 35

Figura 2-1 *Prueba del transformador en vacío. 56*

Figura 2-2 *Prueba del transformador a plena carga. 58*

Figura 3-1 *Configuración Eléctrica de los Clientes en el Alimentador QU-02. ..... 69*

Figura 3-2 *Esquema de Interconexiones Activas entre Alimentadores y Equipos de Maniobra del Sistema de Distribución 71*

Figura 3-3 *Esquema Unifilar de Interconexión del Sistema de Distribución de Media Tensión – Subestación Quencoro. 76*

Figura 3-4 *Medidor de Energía Multifunción PowerLogic ION8650 de Schneider Electric – QU-02..... 83*

Figura 4-1 *Flujograma del proceso de estimación y análisis del balance energético mediante redes neuronales en el alimentador QU-02. ..... 102*

Índice de Tablas

Tabla 1.1 *Matriz de Consistencia.* *38*

Tabla 1.2 Matriz de Operacionalización de Variables. *40*

Tabla 3.1 *Configuración Actual de Enlaces e Interconexiones entre Alimentadores de Media Tensión con el AMT QU-02.* *70*

Tabla 3.2 *Detalle de Subestaciones de Distribución y su Potencia Instalada en el AMT QU-02.* *73*

Tabla 3.3 *Detalle de la Potencia Instalada y Demanda Máxima de Consumidores de Media Tensión con Mayor Carga en el Alimentador QU-02. Año 2024.* *87*

Tabla 3.4 *Resumen de Energía Eléctrica pérdidas en Transformadores en el AMT QU-02* *89*

Tabla 3.5 *Resumen de Energía Eléctrica pérdidas en Líneas de Distribución en el AMT QU-02* *90*

Tabla 4.1 *Detalle de las Transferencias de Carga entre Alimentadores (QU-02 - DO06 - DO07) por Fallas y Mantenimiento.* *129*

Tabla 4.2 *Tabla de Mediciones de Consumo Utilizando red Neuronal y lo que Utiliza la Empresa Concesionaria.* *137*

Tabla 4.3 *Comparativa De Porcentaje De Pérdidas.* *139*

Tabla 4.4 *Diferencia numérica entre el porcentaje de pérdidas estimada por la red neuronal y el porcentaje de pérdidas estimada por la empresa concesionaria.* *140*

Tabla 4.5 *Estimación Económica del Impacto Asociado a la Diferencia De Energía no Considerada en el Balance Energético Tradicional del Alimentador QU-02* *141*

Tabla 4.6 *Proyección de energía no registrada al año 2025.* *142*

Tabla 5.1 *Porcentaje de pérdidas en los meses analizados* *144*

Tabla 5.2 *Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales.* *145*

Tabla 5.3 Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales. *146*

Tabla 5.4 Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales. *146*

Tabla 5.5 Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales. *147*

Tabla 5.6 Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales. *147*

Tabla 5.7 Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales. *148*

Índice de Ilustraciones

Ilustración 3-1 *Balance de Energía del AMT QU-02 – Disgregado. 80*

Ilustración 3-2 *Ubicación de clientes con mayor carga en el Alimentador QU-02 ..... 86*

Ilustración 4-1 *Análisis de la Tendencia y Estacionalidad del Consumo Total de Energía Eléctrica mensual por año AMT QU-02. ..... 106*

Ilustración 4-2 *Curva Estimada de Consumo de Energía para 2025, generada por la Red Neuronal. 108*

Ilustración 4-3 *Factor de Multiplicación para la Estimación de Consumo 2024. ..... 109*

Ilustración 4-4 *Resultados extraídos del Matlab para la estimativa de consumo para el año 2025 ..... 109*

Ilustración 4-5 *Perfil de Consumo de Energía Eléctrica del Alimentador QU-02, año 2024... 112*

Ilustración 4-6 *Semana característica registrada por medidor ION QU-02..... 114*

Ilustración 4-7 *Curva de Carga Proyectada Patrón de Demanda para el Periodo 2024..... 116*

Ilustración 4-8 *Análisis de la Caída de Potencia Asociadas en el Alimentador QU-02 ..... 117*

Ilustración 4-9 *Importación de datos en el toolbox de MATLAB para redes neuronales. 119*

Ilustración 4-10 *Síntesis del Proceso de Entrenamiento y Parámetros de la Red Neuronal con Algoritmo Levenberg-Marquardt..... 121*

Ilustración 4-11 *Evaluación del Rendimiento de la Red Neuronal en los Conjuntos de Entrenamiento, Validación y Prueba..... 123*

Ilustración 4-12 *Distribución del Error Residual de la Red Neuronal..... 125*

Ilustración 4-13 *Topología y Arquitectura de la Red Neuronal Artificial Empleada 127*

Ilustración 4-14 *Curva de Carga Diaria Proyectada para el Año 2023. ..... 132*

Ilustración 4-15 *Detección Gráfica de Anomalías y Perturbaciones en el Perfil de Demanda del Alimentador QU-02. ..... 133*

Ilustración 4-16 *Comparación del Perfil de Consumo Original y el Perfil Corregido del Alimentador QU-02 ..... 134*

Ilustración 4-17 *Perfil de Demanda Diaria Corregida del Alimentador QU-02 durante junio 2024. ..... 135*

Ilustración 4-18 *Comparación del Perfil de Consumo Original y el Perfil Corregido. 136*

Índice de abreviaturas

AMT: Alimentador de Media Tensión

MT: Media Tensión

AT: Alta Tensión

BT: Baja Tensión

SED: Subestación de Distribución

SE: Subestación Eléctrica

kWh: Kilovatio - hora

V: Voltio

A: Amperio

Hz: Hertz

ELSE: Electro Sur Este S.A.A.

QU: Alimentador de subestación Quencoro

QU-02: Alimentador de subestación Quencoro número 2

SEIN: Sistema Eléctrico Interconectado Nacional de Perú

COES: Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional

DAC: Dentro del Área de concesión

NTCSE: Norma Técnica de Calidad de los Servicios Eléctricos.

OSINERGMIN: Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería

FP**: Factor de Potencia**

THD**: Distorsión Armónica Total**

SAIDI: System Average Interruption Duration Index

SAIFI: System Average Interruption Frequency Index

PRT: Pérdidas en Redes de Transmisión

PRD: Pérdidas en Redes de Distribución

PT: Pérdidas Técnicas

PNT: Pérdidas No Técnicas

SCADA: Supervisory Control and Data Acquisition

DMS: Distribution Management System

MINEM: Ministerio de Energía y Minas

CNEE: Comisión Nacional de Energía Eléctrica

IEEE: Institute of Electrical and Electronics Engineers

IEC: International Electrotechnical Commission

ISO: International Organization for Standardization

ANSI: American National Standards Institute

RNA: Red Neuronal Artificial

MLP: Perceptron Multicapa

LM: Algoritmo de Levenberg–Marquardt

PR-07: Procedimiento Técnico de Determinación y Control de Pérdidas (COES)

SIELSE: Sistema de Información de Electro Sur Este

RES: Registro de Energía Suministrada

MAPE: Mean Absolute Percentage Error

Índice General

Introduccion 5

Resumen 8

Índice de figuras 9

Índice de Tablas 11

Índice de Ilustraciones 13

Índice de abreviaturas 15

Índice General 17

CAPÍTULO. I 23

1. Aspectos Generales 23

1.1 Introducción **23**

1.2 Planteamiento del problema **24**

1.3 Formulación del Problema **27**

1.3.1 Problema General. 27

1.3.2 Problema Específicos. 27

1.4 Objetivos de la Tesis. **27**

1.4.1 Objetivo General. 27

1.4.2 Objetivos específicos. 28

1.5 Justificación del Estudio **28**

1.6 Justificación Social **29**

1.7 Justificación Económica 30

1.8 Justificación Practica 30

1.9 Justificación Académica 31

1.10 Alcances y Limitaciones 31

1.10.1 Alcances 31

1.10.2 Limitaciones 32

1.11 Hipótesis 32

1.11.1 Hipótesis general 32

1.11.2 Hipótesis especificas 32

1.12 Variables e indicadores 32

1.12.1 Variables Dependientes 33

1.12.2 Variables Independientes 33

1.12.3 Indicadores 33

Método de la Investigación 33

1.12.4 Población y Muestra 34

1.12.5 Técnicas de Recolección y Análisis de Datos 36

1.12.6 Procesamiento de Datos 36

1.13 Matriz de Consistencia 38

1.14 Matriz de Operacionalización de Variables 40

CAPÍTULO. II 41

2. Marco Teórico 41

2.1 Introducción. 41

2.2 Definiciones Básicas. 42

2.3 Pérdidas de energía Eléctrica 52

2.4 Clasificación de las Pérdidas de Energía Eléctrica en Sistemas de Distribución ... 53

2.4.1 Pérdidas Técnicas 54

2.4.2 Pérdidas No Técnicas 58

2.5 Marco Normativo 58

2.5.1 Ley de Concesiones Eléctricas – Ley N.º 25844 59

2.5.2 Reglamento de la Calidad del Servicio Eléctrico – Decreto Supremo N.º 020-97-EM 59

2.5.3 Procedimiento Técnico PR-07 del COES: Determinación y Control de Pérdidas 60

2.5.4 Norma Técnica de Calidad de los Servicios Eléctricos – Resolución OSINERGMIN N.º 136-2011-OS/CD 60

2.5.5 Código Nacional de Electricidad – Suministro 2011 (CNE-Suministro) 61

2.6 Antecedentes. 61

2.6.1 Antecedentes Internacionales. 61

2.6.2 Estado del Arte 65

CAPÍTULO. III 68

3. Descripción del alimentador QU-02 y su contexto operativo 68

3.1.1 Introducción 68

3.1.2 Interconexiones existentes entre alimentadores 70

3.1.3 Caracterización técnica y operativa de las subestaciones del alimentador QU-02 72

3.1.4 Balance de Energía en el AMT QU-02 75

3.1.5 Cálculo de Pérdidas Totales. 76

3.2 Estado Actual de las pérdidas de energía el en AMT QU-02 de distribución de Cusco77

3.2.1 Detalle del medidor ION registrador en cabecera de subestación..... 81

3.3 Limitaciones Operativas en la Gestión del Balance de Energía. 82

3.4 Pérdidas Técnicas de Energía Eléctrica en el alimentador QU-02 85

3.5 Clientes con Carga Considerable en el Alimentador QU-02. 86

3.5.1 Pérdidas de energía eléctrica en Transformadores en el AMT QU-02 al 2024..... 89

3.5.2 Pérdidas de energía eléctrica en Líneas de distribución en el AMT QU-02, al 2024 90

3.6 Proceso de redes neuronales 92

3.6.1 Recolección de datos (mediciones) 93

3.6.2 Estimación de factor de la demanda utilizando RN para el año 2025. 93

3.6.3 Análisis Mediante Diagrama Unifilar para Ubicar Puntos de Transferencia de Carga. 94

3.6.4 Detección de anomalías en la medición en el alimentador QU-02, corroboradas con la información de centro de control. 95

3.6.5 Estimación de los pulsos (mediciones cada 15 minutos) utilizando datos hasta el año 2024, en QU-02. 96

3.6.6 Multiplicación de factor de demanda estimado a los pulsos, para encontrar los pulsos al año 2025..... 97

3.6.7 Reemplazo de los puntos estimados en el análisis de balance de energía 97

3.7 Comparación de niveles de pérdidas obtenidos por la concesionaria y por el análisis con redes neuronales 98

CAPÍTULO. IV 99

4. Análisis de resultados obtenidos de la red neuronal 99

4.1 Introducción. 99

4.2 Explicación del cuadro correspondiente al procedimiento de la red neuronal..... 100

4.2.1 Recolección de datos (mediciones) 100

4.2.2 Análisis mediante diagrama unifilar 100

4.2.3 Detección de anomalías en la medición del alimentador QU-02 101

4.2.4 Estimación del factor de demanda utilizando redes neuronales (RN) 101

4.2.5 Estimación de los pulsos y proyección para 2025 101

4.3 Procedimiento para realizar la red neuronal 103

4.3.1 Proyección inicial mediante red neuronal 103

4.3.2 Análisis y consolidación del consumo de los alimentadores 103

4.3.3 Obtención de la semana característica 104

4.3.4 Aplicación de la semana característica a la red neuronal 104

4.3.5 Generación del perfil final mediante reemplazo de valores 105

4.4 Tendencia del consumo mensual 2019–2024 **..... 105**

4.5 Análisis de resultado del perfil de consumo 110

4.6 Análisis del perfil de semana característica utilizando redes neuronales con Matlab 114

4.7 Procedimiento para implementación de la red neuronal utilizando MATLAB ... 117

4.8 Aplicación de la red neuronal en el perfil de consumo..... 128

CAPÍTULO. V..... 144

5. Discusión de Resultados..... 144

5.1 Escenario 1 144

5.2 Escenario 2 145

CONCLUSIONES..... 150

RECOMENDACIONES..... 152

BIBLIOGRAFIA..... 153

ANEXOS..... 155

CAPÍTULO. I

1. Aspectos Generales

1.1 Introducción

En este capítulo se desarrollan los fundamentos necesarios para contextualizar y estructurar el estudio. Inicialmente, se presentan los aspectos generales que incluyen el planteamiento del problema, donde se describe la situación que da origen a la investigación y se formulan los problemas de estudio, tanto general como específicos.

Posteriormente, se establecen los objetivos de la investigación, diferenciando el objetivo general que guía el trabajo y los objetivos específicos que delimitan las metas puntuales a alcanzar.

La justificación del estudio aborda el valor teórico, la utilidad metodológica, las implicancias prácticas y la conveniencia de la investigación, destacando su relevancia en el campo de la Ingeniería Eléctrica.

Asimismo, se definen los alcances y limitaciones del proyecto, permitiendo comprender hasta dónde es posible extender los resultados y cuáles son las restricciones del estudio. Se presentan las hipótesis generales y específicas, que orientan la validación de los resultados esperados.

El capítulo también incluye la identificación de las variables independientes y dependientes, así como sus indicadores, esenciales para estructurar el análisis y la evaluación del sistema propuesto.

Por último, se describe el método de investigación utilizado, abarcando aspectos como la población y muestra, las técnicas de recolección y análisis de datos, y el procesamiento de los

mismos. Este apartado concluye con la matriz de consistencia, que sintetiza la relación entre los objetivos, hipótesis y variables del estudio.

De esta manera, este capítulo proporciona el marco necesario para comprender el enfoque de la investigación y su desarrollo en los capítulos posteriores.

1.2 Planteamiento del problema

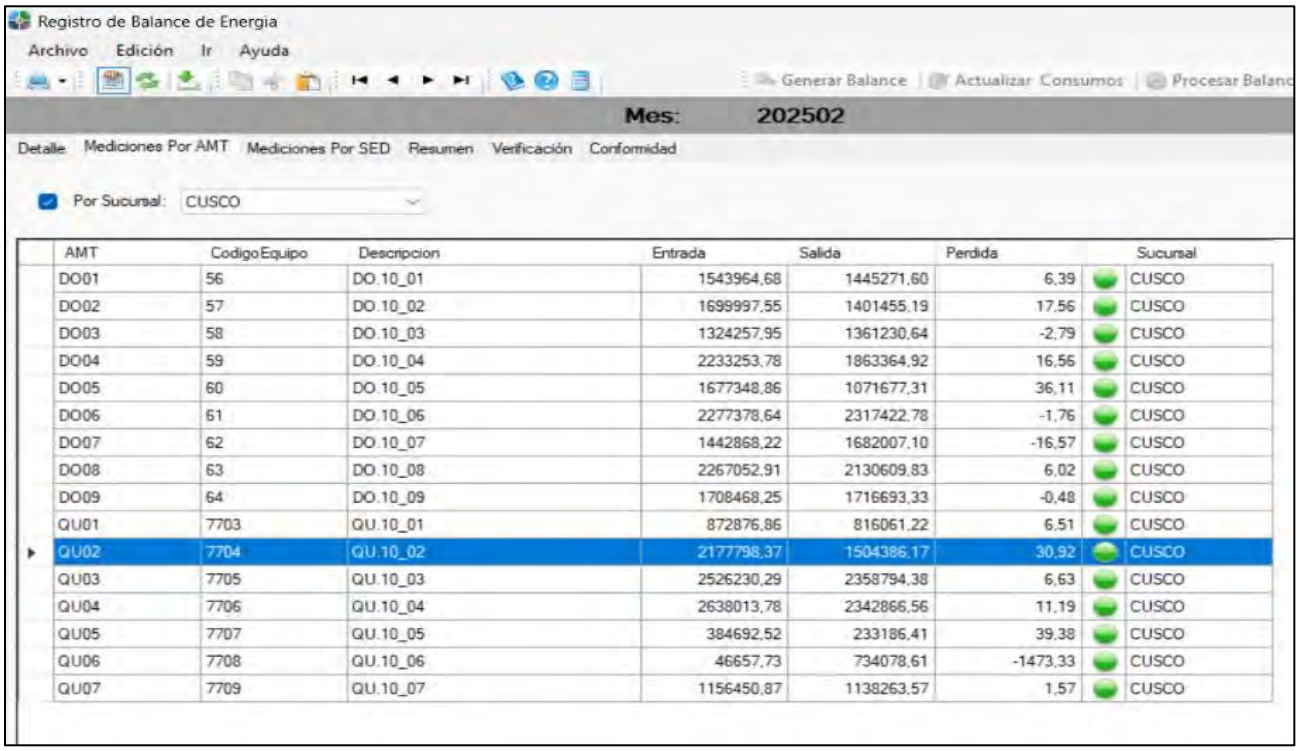
En el contexto del sistema eléctrico de distribución, la precisión en los balances de energía constituye un factor crítico para la gestión operativa y económica de las empresas concesionarias. Actualmente, Electro Sur Este S.A.A. realiza sus balances de energía en una etapa preliminar asociada al proceso de facturación; no obstante, los resultados obtenidos en este primer cálculo presentan márgenes de error significativos, arrojando valores que no corresponden con las condiciones reales de operación de la red. Esta falta de exactitud genera la necesidad de efectuar un proceso de “sinceramiento” del balance de energía, el cual implica un análisis exhaustivo de datos, corrección de inconsistencias y validación de resultados, demandando recursos humanos y un tiempo considerable que retrasa la disponibilidad de información confiable para la toma de decisiones estratégicas.

En este escenario, se identifica una problemática central vinculada a la ineficiencia en la estimación inicial del balance de energía, que repercute en la gestión técnica y administrativa de la empresa. Frente a ello, resulta pertinente proponer un enfoque innovador sustentado en la aplicación de redes neuronales artificiales, capaces de aprender patrones complejos a partir de los datos históricos y operativos del sistema, con el propósito de generar estimaciones más precisas y en menor tiempo. De este modo, se busca contribuir a la optimización de los procesos internos de Electro Sur Este S.A.A., garantizando un balance de energía confiable, oportuno y alineado con las exigencias de modernización del sector eléctrico.

Aquí se tiene como referencia una imagen capturada del módulo de balance de Energía SIELSE, post facturación del mes de febrero de 2025. Se puede ver el porcentaje de pérdida que es del **30.92%.** Quiere decir que existe un nivel de pérdida de energía fuera de lo normal.

Imagen 1

Registro de Balance de energía ELSE – febrero 2025, modulo SIELSE



AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1543964,68	1445271,60	6,39	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1699997,55	1401455,19	17,56	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1324257,95	1361230,64	-2,79	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2233253,78	1863364,92	16,56	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1677348,86	1071677,31	36,11	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2277378,64	2317422,78	-1,76	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1442868,22	1682007,10	-16,57	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2267052,91	2130609,83	6,02	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1708468,25	1716693,33	-0,48	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	872876,86	816061,22	6,51	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2177798,37	1504386,17	30,92	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2526230,29	2358794,38	6,63	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2638013,78	2342866,56	11,19	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	384692,52	233186,41	39,38	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	46657,73	734078,61	-1473,33	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1156450,87	1138263,57	1,57	CUSCO

Fuente: Electro Sur Este S.A.A.

1.2.1 *Diagnostico Eléctrico*

El análisis del balance de energía del sistema de distribución de Electro Sur Este S.A.A. evidencia una deficiencia significativa en la precisión de la estimación inicial realizada en la etapa preliminar del proceso de facturación. Esta situación genera discrepancias relevantes entre los valores calculados y las condiciones reales de operación de la red eléctrica, lo que obliga a ejecutar procesos posteriores de sinceramiento del balance mediante la depuración, corrección y validación

de la información. Dichos procedimientos demandan un uso intensivo de recursos humanos y tiempo, retrasando la disponibilidad de indicadores confiables para la gestión técnica y administrativa.

Asimismo, el diagnóstico se sustenta en el registro del módulo de Balance de Energía del sistema SIELSE correspondiente al mes de febrero de 2025, donde se observa un nivel de pérdidas de energía del 30,92 %, valor que supera ampliamente los rangos técnicos aceptables para sistemas de distribución. Este resultado evidencia la existencia de pérdidas no técnicas y/o deficiencias en la medición, registro y procesamiento de datos, lo que confirma la necesidad de mejorar los métodos actuales de estimación del balance de energía a fin de lograr una gestión más eficiente, precisa y oportuna del sistema eléctrico.

El balance de energía del sistema de distribución de Electro Sur Este S.A.A. presenta deficiencias en su estimación inicial, generando discrepancias entre los valores calculados y las condiciones reales de operación de la red. Como evidencia, el módulo SIELSE registra para febrero de 2025 un nivel de pérdidas del 32,92 %, valor que no representa la pérdida real del sistema, sino que obedece principalmente a un problema de cálculo asociado a inconsistencias en los datos y al método de estimación empleado. Esta situación obliga a realizar procesos posteriores de sinceramiento del balance, demandando tiempo y recursos, y retrasando la disponibilidad de información confiable para la gestión técnica y administrativa.

Estas inconsistencias no deben interpretarse únicamente como síntomas aislados del problema, sino como manifestaciones de causas raíz asociadas a deficiencias estructurales en el proceso de cálculo del balance de energía, particularmente en la calidad de los datos de entrada, los métodos de estimación empleados y los mecanismos de validación. En consecuencia, los

elevados porcentajes de pérdidas reflejados en el sistema no son eventos circunstanciales, sino el resultado directo de un problema fundamental en la estimación inicial del balance de energía.

1.3 Formulación del Problema

1.3.1 *Problema General.*

1.3.2 ¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales permitirá optimizar el proceso de balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de cusco al año 2025?

1.3.3 *Problema Específicos.*

1) ¿Cómo el diagnóstico del alineador QU-02 contribuirá a la evaluación del proceso de balance de energía con el apoyo de las redes neuronales del sistema de distribución eléctrico del cusco al año 2025?
2) ¿Cuál es la diferencia porcentual en la estimación del balance de energía obtenida mediante redes neuronales en comparación con el método tradicional de balance energético?
3) ¿Cuál es el impacto económico derivado del sinceramiento de la estimación del balance de energía mediante la aplicación de redes neuronales en el alimentador QU-02 al año 2025?

1.4 Objetivos de la Tesis.

1.4.1 *Objetivo General.*

Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales permitirá optimizar el proceso de balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de Cusco al año 2025.

1.4.2 *Objetivos específicos.*

1) Evaluar cómo el diagnóstico del alimentador QU-02 contribuirá a la evaluación del proceso de balance de energía con el apoyo de las redes neuronales del sistema de distribución eléctrico del Cusco al año 2025.
2) Comparar la estimación del balance de energía obtenida mediante redes neuronales frente al método tradicional de balance energético en el alimentador QU-02, para determinar la diferencia porcentual y el nivel de optimización alcanzado.
3) Determinar el impacto económico derivado del sinceramiento de la estimación del balance de energía mediante la aplicación de redes neuronales en el alimentador QU-02 al año 2025.

1.5 Justificación del Estudio

Radica en la creciente necesidad de optimizar la gestión energética en sistemas de distribución eléctrica complejos, como el de Cusco, que enfrenta constantes desafíos derivados de la demanda creciente, las variaciones estacionales de la carga y las particularidades operativas del alimentador QU-02. Este alimentador es un componente clave en el sistema eléctrico de la región y, por lo tanto, una evaluación precisa de su balance de energía es esencial para garantizar su funcionamiento eficiente y sin interrupciones.

El balance de energía en sistemas eléctricos de distribución debe ser monitoreado y controlado de manera precisa, pues las fluctuaciones en la demanda y la generación de energía pueden generar desajustes que, si no son gestionados adecuadamente, pueden derivar en pérdidas de energía, sobrecargas y fallas en la infraestructura. En este contexto, el uso de redes neuronales artificiales se presenta como una herramienta poderosa para superar las limitaciones de los

métodos tradicionales. Las redes neuronales son capaces de procesar grandes volúmenes de datos, identificar patrones no lineales complejos y realizar predicciones de manera precisa, lo que permite una evaluación más exacta y dinámica del comportamiento energético del alimentador QU-02.

Este estudio propone aprovechar la capacidad de las redes neuronales para predecir los flujos de energía, la demanda futura y las posibles variaciones en la carga a lo largo del tiempo, tomando en cuenta las variables operativas específicas del sistema eléctrico. La aplicación de esta tecnología no solo optimiza el proceso de balance de energía, sino que también permite a los operadores anticiparse a posibles desequilibrios, mejorar la asignación de recursos energéticos y tomar decisiones informadas respecto a la operación y mantenimiento de la red de distribución. Además, al utilizar redes neuronales, se minimizan los errores en la predicción, lo que contribuye a una mejor planificación y a una operación más eficiente, asegurando la estabilidad y continuidad del suministro eléctrico sin la necesidad de intervención manual constante.

En resumen, este estudio justifica su realización debido a la capacidad de las redes neuronales para transformar el proceso de evaluación del balance de energía, proporcionando herramientas más precisas, eficientes y adaptativas para gestionar las complejidades inherentes a los sistemas eléctricos modernos, mejorando la fiabilidad operativa y garantizando una distribución energética más eficiente y equilibrada en el alimentador QU-02.

1.6 Justificación Social

La investigación tiene un impacto social significativo al contribuir con la mejora de la calidad del servicio eléctrico en la ciudad del Cusco. El balance adecuado de energía, mediante herramientas como redes neuronales, permite detectar pérdidas no técnicas, las cuales muchas veces se traducen en interrupciones o fallas en el suministro eléctrico que afectan directamente a los hogares, instituciones y comercios. Al garantizar un sistema más eficiente y confiable, se

mejora la calidad de vida de la población, se fortalece la infraestructura de servicios básicos y se promueve el desarrollo social. Además, se incentiva el uso de tecnologías avanzadas en beneficio de comunidades vulnerables que sufren las consecuencias de un suministro inestable o deficiente. Este estudio también contribuye al fortalecimiento de la cultura tecnológica en el ámbito energético, sensibilizando a la población sobre el uso responsable de los recursos.

1.7 Justificación Económica

Desde una perspectiva económica, esta investigación busca reducir las pérdidas energéticas tanto técnicas como no técnicas mediante una mejor gestión y tratamiento de los datos eléctricos. Al aplicar redes neuronales, se mejora la precisión del balance de energía, logrando un control más sincero y confiable de la información. Esto permite optimizar los recursos, reducir costos por pérdidas o fraudes y aumentar la rentabilidad del sistema eléctrico. Además, un sistema más eficiente contribuye a mantener tarifas estables para los usuarios, favoreciendo la economía familiar y la competitividad de las empresas. Finalmente, este enfoque tecnológico impulsa la modernización del sector eléctrico y la transición hacia redes inteligentes en el país.

1.8 Justificación Practica

En el plano práctico, el uso de redes neuronales en el balance de energía del alimentador QU-02 representa una solución moderna y eficiente frente a los métodos tradicionales de análisis y control. Esta investigación permitirá desarrollar modelos que identifiquen anomalías, predigan comportamientos de carga y generen alertas ante pérdidas de energía en tiempo real, facilitando la toma de decisiones operativas. Asimismo, se espera una mejora significativa en el mantenimiento predictivo y en la planificación de cargas, lo cual reduce interrupciones y optimiza el rendimiento de los sistemas eléctricos. La metodología aplicada podrá ser replicada en otros alimentadores o

zonas con características similares, ampliando así su impacto práctico en el sector eléctrico regional y nacional. Además, esta solución tecnológica no requiere grandes inversiones en hardware adicional, ya que se basa en el análisis inteligente de los datos ya disponibles en los sistemas SCADA o medidores inteligentes.

1.9 Justificación Académica

Académicamente, este estudio representa una contribución significativa al campo de la ingeniería eléctrica y la inteligencia artificial aplicada. Al integrar redes neuronales en el análisis del balance de energía, se amplía el conocimiento sobre nuevas metodologías de optimización y diagnóstico energético. La investigación fortalece el vínculo entre teoría y práctica, permitiendo que los futuros profesionales del sector energético adquieran competencias en el uso de tecnologías emergentes para resolver problemas reales. También promueve el desarrollo de nuevas líneas de investigación en áreas como redes inteligentes, eficiencia energética y automatización de sistemas eléctricos. La sistematización de datos, modelado predictivo y análisis de resultados generados servirán como base para trabajos posteriores, artículos científicos y propuestas de mejora técnica. Esta tesis, además, enriquece la producción científica universitaria y estimula la formación de profesionales capaces de liderar procesos de innovación en el sector eléctrico peruano.

1.10 Alcances y Limitaciones

1.10.1 *Alcances*

El alcance de esta tesis se centrará en la evaluación del proceso de balance de energía en el sistema de distribución eléctrica de la ciudad del Cusco, específicamente en el alimentador QU-02, a través de la integración de redes neuronales con el análisis de los datos operacionales de dicho alimentador, con proyecciones al año 2025.

Se hará también un modelo de proyección de la demanda, se tocará según corresponda los alimentadores hermanos con los cuales tenga interconexión y tenga transferencias de carga.

1.10.2 *Limitaciones.*

- El estudio se enfoca solo al alimentador QU-02.
- Para la proyección de demanda se utilizará datos históricos de las mediciones de los medidores ION desde el año 2019 al 2024.
- El análisis solo se enfoca al impacto que se tiene en el proceso de balance de energía eléctrica.

1.11 Hipótesis

1.11.1 *Hipótesis general*

La aplicación de las redes neuronales permitirá optimizar el proceso de balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de Cusco al año 2025.

1.11.2 *Hipótesis especificas*

1) El diagnóstico del alimentador QU-02 contribuirá significativamente a la evaluación del proceso de balance de energía con el apoyo de las redes neuronales del sistema de distribución eléctrico del Cusco al año 2025.
2) La diferencia porcentual en la estimación del balance de energía obtenida mediante redes neuronales presentará una diferencia porcentual significativa, reduciendo el margen de incertidumbre en la estimación del cálculo respecto al método tradicional de balance energético en el alimentador QU-02.

3) El impacto económico asociado al sinceramiento de cálculo de balance energía basado en redes neuronales en el alimentador QU-02 permitirá obtener una estimación económicamente más precisa.

1.12 Variables e indicadores

1.12.1 *Variables Dependientes*

- NIVEL DE PÉRDIDAS DE ENERGIA

1.12.1.1 dimensiones

- Porcentaje de perdida de energía
- Energía no considerada
- Impacto económico de la perdida de energía

1.12.2 *Variables Independientes*

- METODO DE BALANCE ENERGETICO CON REDES NEURONALES

1.12.2.1 dimensiones

- Energía Suministrada
- Energía Facturada

Método de la Investigación

El método de investigación sería cuantitativo, ya que se busca medir, evaluar y optimizar las pérdidas de energía en el alimentador QU-02 utilizando técnicas de redes neuronales y análisis de datos. Este enfoque se basa en la recolección de datos numéricos y la aplicación de herramientas matemáticas para la modelización y predicción.

1.12.3 *Población y Muestra*

1.12.3.1 Población

La población de estudio estará compuesta por los alimentadores de MT de la ciudad del Cusco, abarcando todas las redes de distribución que alimentan a los diferentes sectores de la ciudad. Este enfoque permite considerar las características operativas, las variabilidades de carga y las condiciones específicas de cada alimentador, lo que permitirá una visión integral de las pérdidas de energía y la efectividad de la implementación de redes neuronales y análisis de datos en su gestión. De esta manera, se busca proporcionar una solución aplicable y escalable que impacte directamente en la eficiencia del sistema de distribución eléctrica a nivel urbano.

1.12.3.2 Muestra

La muestra de estudio estará compuesta por el alimentador eléctrico QU-02 dentro del sistema de distribución de la ciudad del Cusco. Este alimentador, representativo de una parte clave de la red de distribución, servirá como caso específico para la aplicación y evaluación de las técnicas de redes neuronales y análisis de datos en la gestión de pérdidas de energía. Al centrar la investigación en este alimentador, se podrá obtener información detallada y precisa que permita extrapolar los resultados a otros alimentadores del sistema de distribución.

El muestreo no probabilístico intencional es un método en el que los elementos de la muestra se seleccionan por criterios subjetivos o conveniencia, y no por azar, lo que implica que no todos los individuos de la población tienen la misma probabilidad de ser elegidos.

Figura 1-1

Alimentador QU-02 de distribución eléctricas en media tensión

Fuente: *Electro Sur Este S.A.A. ArcGIS* ***Elaboración:*** *Propia.*

1.12.4 *Técnicas de Recolección y Análisis de Datos*

La recolección de datos en esta investigación se realiza con un enfoque cuantitativo, orientado al levantamiento y análisis de información eléctrica operativa y técnica correspondiente al alimentador QU-02 del sistema de distribución de la ciudad de Cusco.

Las principales técnicas utilizadas son:

- **Revisión documental**: Se accedió a informes técnicos, registros históricos de demanda, pérdidas técnicas y balances energéticos suministrados por la empresa concesionaria de distribución eléctrica (Electro Sur Este S.A.A.).
- **Bases de datos operativas**: Se extrajeron mediciones de energía activa y reactiva a intervalos definidos, reportes de carga máxima, datos de pérdidas y registros de mantenimiento de la subestación de Quencoro 02 de los medidores ION.
- **Supervisión directa y reportes SCADA:** Se evaluó el comportamiento real del alimentador QU-02 mediante el acceso a sistemas de telemetría y control para validar las condiciones de operación registradas.

1.12.5 *Procesamiento de Datos*

El procesamiento de datos comprende:

1.12.5.1 Recopilación de Datos

El tratamiento inicial de los datos fue una etapa esencial en esta investigación, ya que permitió garantizar que la información utilizada en el modelado refleje adecuadamente el comportamiento del alimentador QU-02. Dado que los registros de energía recopilados presentaban ciertos vacíos en las lecturas, se realizó un análisis detallado de dichos espacios

faltantes utilizando herramientas como Microsoft Excel, permitiendo identificar con precisión los tramos incompletos o interrumpidos dentro de la serie de datos.

Mediante filtros, fórmulas condicionales y funciones de búsqueda, se examinó la secuencia cronológica de mediciones, observando los lapsos sin valores registrados, así como la frecuencia y duración de estas ausencias. Una vez detectadas las zonas con información ausente, se aplicaron criterios técnicos para su reconstrucción o estimación, en función del comportamiento de las lecturas previas y posteriores.

Para estos casos, se optó por métodos de relleno por interpolación lineal o promedios móviles, los cuales fueron seleccionados según el contexto específico del consumo energético del periodo en análisis. Este enfoque permitió conservar la coherencia en la tendencia de los datos sin alterar su naturaleza ni introducir valores fuera de contexto.

Adicionalmente, se aplicó una normalización de las variables, dado que las redes neuronales requieren que los datos numéricos estén dentro de un rango común para optimizar el proceso de entrenamiento. Esta transformación no afectó la relación entre los valores, pero sí facilitó el aprendizaje la red neuronal, haciendo que el algoritmo se enfoque en las variaciones relativas entre las variables.

Estas tareas se completaron con el apoyo de entornos como MATLAB, donde se preparó el conjunto final de datos para ser utilizado en el desarrollo la red neuronal. Gracias a este proceso, fue posible contar con una base de datos uniforme, continua y representativa, adecuada para entrenar y validar una red neuronal con precisión.

.... Matriz de onsistencia

abla 1.1

EVALUACION DEL PROCESO DE BALANCE DE ENERGÍA UTILIZANDO REDES NEURONALES EN EL ALIMENTADOR QU-02 DEL SISTEMA DE DISTRIBUCION ELECTRICA DE CUSCO AL AÑO 2025

Problema	Objetivo	Hipotesis
Problema principal	**Objetivo general**	**Hipotesis general**
¿En qué medida la aplicación de las redes neuronales permitirá optimizar el proceso de balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de cusco al año 2025?	Determinar en qué medida la aplicación de las redes neuronales permitirá optimizar el proceso de balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de Cusco al año 2025.	La aplicación de las redes neuronales permitirá optimizar el proceso de balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de Cusco al año 2025.
Problema Especifico	**Objetivos Específicos**	**Hipótesis Especifica**
¿Cómo el diagnóstico del alineador QU-02 contribuirá a la evaluación del proceso de balance de energía con el apoyo de las redes neuronales del sistema de distribución eléctrico del cusco al año 2025?	Evaluar cómo el diagnóstico del alimentador QU-02 contribuirá a la evaluación del proceso de balance de energía con el apoyo de las redes neuronales del sistema de distribución eléctrico del Cusco al año 2025.	El diagnóstico del alimentador QU-02 contribuirá significativamente a la evaluación del proceso de balance de energía con el apoyo de las redes neuronales del sistema de distribución eléctrico del Cusco al año 2025.
¿Cuál es la diferencia porcentual en la estimación del balance de energía obtenida mediante redes neuronales en comparación con el método tradicional de balance energético?	Comparar la estimación del balance de energía obtenida mediante redes neuronales frente al método tradicional de balance energético en el alimentador QU-02, para determinar la diferencia porcentual y el nivel de optimización alcanzador.	La diferencia porcentual en la estimación del balance de energía obtenida mediante redes neuronales presentará una diferencia porcentual significativa, reduciendo el margen de incertidumbre en la estimación del cálculo respecto al método tradicional de balance energético en el alimentador QU-02. .
¿Cuál es el impacto económico derivado del sinceramiento de la estimación del balance de energía mediante la aplicación de redes neuronales en el alimentador QU-02 al año 2025?	Determinar el impacto económico derivado del sinceramiento de la estimación del balance de energía mediante la aplicación de redes neuronales en el alimentador QU-02 al año 2025.	El impacto económico asociado al sinceramiento de cálculo de balance energía basado en redes neuronales en el alimentador QU-02 permitirá obtener una estimación económicamente más precisa. .
Planteamiento del Problema	**Metodología**	**Variables**
En el contexto del sistema eléctrico de distribución, la precisión en los balances de energía constituye un factor crítico para la gestión operativa y económica de las empresas concesionarias. Actualmente, Electro Sur Este S.A.A. realiza sus balances de energía en una etapa preliminar asociada al proceso de facturación; no obstante, los resultados obtenidos en este primer cálculo presentan márgenes de error significativos, arrojando valores que no corresponden con las condiciones reales de operación de la red. Esta falta de exactitud genera la necesidad de efectuar un proceso de “sinceramiento” del balance de energía, el cual implica un análisis exhaustivo de datos, corrección de inconsistencias y validación de resultados, demandando recursos humanos y un tiempo considerable que retrasa la disponibilidad de información confiable para la toma de decisiones estratégicas.	**Método de Investigación** • El método de investigación sería cuantitativo **Población** • Alimentadores en MT – Cusco **Muestra** • Alimentador eléctrico QU-02 **No probabilístico - intencional** **Técnicas y procesamiento de datos**	**Variable independiente** **METODO DE BALANCE ENERGETICO CON REDES NEURONALES** **DIMENSIONES** . Energía uministrada Energía acturada **Variable dependiente**

Conclusiones

1. La aplicación de redes neuronales optimiza el balance de energía en el alimentador QU-02 al sustituir un modelo tradicional en su etapa preliminar con pérdidas del 20.96% al 28.12% por un sistema inteligente. Esta tecnología permite que el monitoreo responda a las variaciones reales de la demanda en el alimentador QU-02, sincerando las pérdidas registradas a un rango de 2.90% a 9.09%. al año 2025, esta herramienta garantiza la eficiencia operativa al sincerar la estimación del porcentaje de perdida de energía, transformando un registro de porcentaje de pérdidas ineficiente en su etapa preliminar a una gestión técnica precisa y confiable.

2. El diagnóstico del alimentador QU-02 permite identificar y recuperar 35,698.21 kWh de energía que anteriormente no era contabilizada en su etapa preliminar en el balance de energía para el año 2025, esta precisión en el diagnóstico se traduce en una mejora directa de la eficiencia operativa, al reducir la incertidumbre y permitir un control sobre la energía del alimentador QU-02.

3. La diferencia porcentual de 24.57% obtenida entre ambos métodos de estimación demuestra la superioridad técnica de las redes neuronales en el proceso de balance de energía del alimentador QU-02. Este resultado surge al contrastar la estimación promedio del método tradicional de la concesionaria en su etapa inicial (30.09%) frente al promedio logrado mediante el modelo neuronal propuesto (5.52%) para el año 2025. Dicha reducción permite sincerar los niveles de energía no contabilizada, garantizando una estimación del cálculo mucho más precisa y alineada con las condiciones reales de operación del sistema.

4. El uso de redes neuronales tuvo un impacto tangible en la precisión del proceso de balance de energía, al permitir una estimación más exacta de las pérdidas y consumos reales en el alimentador QU-02. Esta precisión técnica se tradujo en un beneficio económico proyectado de S/ 35,100.27 soles recuperados a 10 años, evidenciando la viabilidad del enfoque propuesto no solo desde el punto de vista técnico, sino también económico y estratégico.

• Revisión documental • Bases de datos operativas **Instrumentos de recolección de datos** • Reportes de bases de datos de Electro Sur Este.	**NIVEL DE PÉRDIDAS DE ENERGIA** **DIMENSIONES** • Porcentaje de perdida de energía • Energía no considerada • Impacto económico de la perdida de energía

1.14 Matriz de Operacionalización de Variables

Tabla 1.2

Matriz de Operacionalización de Variables.

OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES				
VARIABLES		**DEFINICIÓN CONCEPTUAL**	**DIMENSIONES**	**INDICADOR**
VARIABLE DEPENDIENTE	NIVEL DE PÉRDIDAS DE ENERGIA	ni d rdidas s d fin c m a dif r ncia ntr a n r a ctrica in ctada a sist ma a n r a ti facturada a s usuari s fina s r sada n ra m nt d f rma rc ntua r s nta a in fici ncia t cnica c m rcia d sist ma d distri uci n M r anism u r is r d a n rsi n n n r a Min r a	Porcentaje de perdida de energía	%
			Energía no considerada	kW.h - kW
			Impacto económico de la perdida de energía	(S/)
VARIABLE INDEPENDIENTE	METODO DE BALANCE ENERGETICO CON REDES NEURONALES	..... d a anc n r tic c n r d s n ur na s s una m t d a a icada a s sist mas d distri uci n ctrica u int ra a anc tradici na d n r a c n r d s n ur na s artificia s ara m d ar c m rtami nt d sist ma m rar a stimaci n d rdidas faci itand a id ntificaci n d in fici ncias timi and a sti n n r tica a in rt t a	Energía suministrada	kW.h
			Energía facturada	kW.h

Fuente y elaboración: Propia

CAPÍTULO. II

2. Marco Teórico

2.1 Introducción.

El presente capítulo tiene como finalidad sustentar los fundamentos teóricos que permiten comprender y contextualizar la evaluación del proceso de balance de energía en un sistema de distribución eléctrica, empleando herramientas de inteligencia artificial, específicamente redes neuronales artificiales. Esta base conceptual es esencial para entender la dinámica energética del alimentador QU-02 perteneciente al sistema de distribución eléctrica de la ciudad del Cusco, el cual representa un componente fundamental en la operación eficiente y confiable del suministro eléctrico en la región.

En los sistemas de distribución eléctrica, el balance de energía constituye un procedimiento clave que permite identificar pérdidas técnicas y no técnicas, optimizar el uso de la energía y mejorar la planificación operativa de la red. Esta evaluación implica la comparación entre la energía que entra al sistema y la energía que llega efectivamente a los usuarios finales. No obstante, debido a la complejidad de las redes, la diversidad de cargas y los factores externos que afectan su comportamiento, el proceso tradicional de balance de energía suele enfrentar limitaciones de precisión, especialmente cuando se emplean métodos analíticos convencionales.

Es en este contexto donde las redes neuronales artificiales se presentan como una alternativa innovadora y eficiente. Inspiradas en el funcionamiento del cerebro humano, las redes neuronales son modelos computacionales capaces de aprender patrones complejos a partir de grandes volúmenes de datos, lo que les permite predecir comportamientos, clasificar eventos y reconocer tendencias dentro de sistemas no lineales como los eléctricos. En el caso específico del alimentador QU-02, estas redes pueden ser entrenadas con datos históricos de consumo,

mediciones operativas, pérdidas registradas y otros parámetros relevantes, con el fin de generar estimaciones más precisas del balance energético y detectar posibles anomalías.

La implementación de redes neuronales en la evaluación del balance de energía permite no solo una mejora en la precisión de los cálculos, sino también una reducción en los tiempos de procesamiento y una mayor adaptabilidad frente a cambios operativos. Esto representa una ventaja significativa para los sistemas de distribución como el del Cusco, donde las condiciones topográficas, climáticas y socioeconómicas influyen directamente en la demanda y comportamiento de la red.

Adicionalmente, este capítulo abordará los fundamentos de los sistemas eléctricos de distribución, los tipos de pérdidas de energía, el rol de los alimentadores en la red, así como los principios básicos y arquitecturas más comunes de redes neuronales aplicadas a problemas eléctricos. También se considerará el contexto normativo y técnico vigente en el país que rige el control y evaluación de pérdidas de energía, a fin de asegurar la coherencia técnica del presente estudio con los estándares nacionales.

En conjunto, estos elementos permitirán construir un marco sólido que sustente el análisis experimental y metodológico que se desarrollará en los siguientes capítulos, con el objetivo de demostrar la viabilidad y eficacia del uso de redes neuronales para el balance energético del alimentador QU-02 en el año 2025.

2.2 Definiciones Básicas.

Balance de Energía en Sistemas de Distribución Eléctrica: El balance de energía eléctrica constituye una herramienta fundamental para la supervisión y control de redes de distribución. Este proceso consiste en comparar la cantidad de energía eléctrica que ingresa a través

de las fuentes de alimentación (como subestaciones o barras de distribución) con la energía total registrada en los diferentes puntos de consumo, ya sean residenciales, comerciales o industriales. La diferencia entre ambos valores permite cuantificar las pérdidas energéticas del sistema, las cuales se dividen comúnmente en dos categorías: técnicas y no técnicas.

Las pérdidas técnicas son inherentes al diseño físico y eléctrico del sistema. Están asociadas al calentamiento de conductores, transformadores y otros componentes debido a la resistencia eléctrica. Estas pérdidas, aunque inevitables, pueden reducirse mediante acciones como la mejora del calibre de conductores, la compensación reactiva o la reconfiguración de redes.

En cambio, las pérdidas no técnicas no están vinculadas a fenómenos físicos, sino a factores externos como conexiones clandestinas, manipulación de medidores, errores en la lectura, facturación incorrecta o fallas en equipos de medición. Estas pérdidas no sólo afectan la rentabilidad de las empresas distribuidoras, sino que también comprometen la sostenibilidad técnica y económica del sistema.

En conjunto, el análisis del balance energético permite establecer el rendimiento real del alimentador, identificar zonas con alto índice de pérdidas, y diseñar estrategias de mejora enfocadas en la eficiencia energética y la reducción de pérdidas injustificadas.

Redes Neuronales Artificiales Aplicadas al Análisis de Sistemas Eléctricos: Las redes neuronales artificiales (RNA) son estructuras matemáticas inspiradas en el funcionamiento del sistema nervioso biológico. Están compuestas por nodos interconectados (neuronas artificiales) organizados en capas, los cuales procesan información mediante la asignación de pesos a las conexiones y el uso de funciones de activación. Gracias a su capacidad de aprender a partir de

datos y establecer relaciones no lineales entre variables, se han consolidado como una herramienta poderosa en diversos campos de la ingeniería, incluida la eléctrica.

En el contexto de sistemas de distribución eléctrica, las RNA pueden ser entrenadas con datos históricos de consumo, tensión, corriente, factor de potencia, entre otros, para modelar comportamientos complejos y prever posibles pérdidas. Una de sus ventajas es que no requieren una modelación física estricta del sistema, ya que el aprendizaje se basa en ejemplos previos. Esto permite desarrollar modelos predictivos de alto valor para anticipar pérdidas, detectar comportamientos anómalos o estimar variables de difícil medición directa.

Existen diferentes arquitecturas de redes neuronales, pero la más utilizada para aplicaciones de estimación y predicción en ingeniería eléctrica es la red multicapa (MLP), la cual opera mediante aprendizaje supervisado. Su implementación en el análisis del balance de energía permite procesar grandes volúmenes de información, identificar patrones de consumo irregulares y generar alertas en tiempo real. (Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines* (3rd ed. Pearson Education.)

Sistema de Distribución Eléctrica: El sistema de distribución eléctrica es el segmento del sistema de potencia encargado de transportar energía desde los centros de transformación (subestaciones) hasta los usuarios finales. Este sistema opera generalmente en niveles de media tensión (10 a 30 kV) y baja tensión (220/380 V), siendo el último eslabón en la cadena de suministro de energía.

Su estructura está conformada por alimentadores primarios, transformadores de distribución, redes secundarias, acometidas domiciliarias y sistemas de medición. En zonas urbanas densamente pobladas, como la ciudad del Cusco, la distribución eléctrica enfrenta el reto

de atender una demanda creciente y variable, lo que obliga a las empresas concesionarias a implementar sistemas inteligentes que mejoren la calidad del servicio y reduzcan las pérdidas.

El diseño, operación y mantenimiento de este tipo de sistemas requiere de información detallada sobre el comportamiento energético del sistema, para lo cual se hace imprescindible el uso de herramientas de monitoreo, modelamiento y análisis de datos. El uso de inteligencia artificial, como las redes neuronales, representa un avance significativo hacia sistemas más inteligentes, adaptativos y eficientes.

Alimentador Eléctrico QU-02: Un alimentador es un conjunto de líneas y equipos que transportan energía desde una subestación hacia diferentes áreas de carga. Se consideran la columna vertebral del sistema de distribución en media tensión, pues de ellos se derivan las redes secundarias y conexiones hacia los usuarios.

El alimentador QU-02, perteneciente al sistema de distribución eléctrica de la ciudad del Cusco, representa un circuito específico cuya evaluación permite identificar su desempeño energético, grado de confiabilidad y niveles de pérdidas. Su análisis detallado permite implementar mejoras técnicas que incrementen su eficiencia, reduzcan las pérdidas no técnicas y optimicen la gestión de la energía.

La complejidad de este tipo de análisis radica en la cantidad de variables que afectan su comportamiento, como la topología de la red, las cargas conectadas, la variabilidad del consumo, el estado de los equipos y las condiciones operativas. Por esta razón, el uso de redes neuronales permite superar las limitaciones de los métodos clásicos, ofreciendo un enfoque basado en datos que se adapta a las condiciones reales de operación.

Evaluación del Proceso con Métodos Basados en Inteligencia Artificial: La evaluación de procesos en ingeniería eléctrica implica analizar el funcionamiento de los distintos componentes del sistema con el fin de identificar deficiencias, anticipar fallos y optimizar el rendimiento. En el caso del balance de energía, la evaluación abarca el estudio del flujo de energía desde su punto de inyección hasta su consumo final, considerando posibles desviaciones causadas por pérdidas técnicas o no técnicas.

La incorporación de inteligencia artificial y en particular de técnicas de aprendizaje automático como las redes neuronales, ha transformado la forma en que se abordan estos procesos. Estas herramientas permiten trabajar con grandes cantidades de datos en tiempo real, descubrir correlaciones ocultas, y construir métodos capaces de mejorar con cada nuevo conjunto de datos que reciben.

Al implementar una red neuronal en la evaluación del balance energético de un alimentador, se puede desarrollar un método capaz de predecir la energía esperada en función de las variables de entrada y compararla con la energía registrada. Esta comparación permite detectar anomalías que podrían estar relacionadas con pérdidas no técnicas u otros eventos anormales.

Este enfoque basado en inteligencia artificial no solo mejora la precisión del análisis, sino que también habilita la toma de decisiones más rápida y fundamentada para las empresas distribuidoras, favoreciendo así la transición hacia sistemas de distribución más modernos e inteligentes.(Laurencio-Pérez et al., 2022)

Análisis de Datos en Distribución Eléctrica: El análisis de datos permite extraer información útil de los registros del sistema eléctrico. A través de técnicas estadísticas, modelado

predictivo y aprendizaje automático, se identifican patrones que permiten anticipar fallas, mejorar el balance energético y reducir pérdidas.

La integración de datos en tiempo real con inteligencia artificial permite una operación más eficiente del sistema y una toma de decisiones fundamentada en evidencia.

Predicción de Carga y Estimación de Pérdidas

La predicción de carga eléctrica consiste en anticipar el comportamiento del consumo en función de variables como la temperatura, el horario, el día de la semana y eventos especiales. Este proceso es crucial para planificar la operación del sistema y evitar sobrecargas.

Combinado con la estimación de pérdidas, permite generar métodos integrales de balance energético. Las redes neuronales resultan útiles en este contexto por su capacidad de aprender tendencias y adaptarse a variaciones en la demanda.(Laurencio-Pérez et al., 2022)

Digitalización de Redes Eléctricas: La digitalización consiste en la incorporación de tecnologías digitales en todos los niveles del sistema eléctrico, desde el registro de datos hasta el control automático. Gracias a la digitalización, las empresas distribuidoras pueden supervisar remotamente el estado de los alimentadores, detectar eventos anómalos y optimizar las decisiones operativas en tiempo real.

Esta transformación permite que los sistemas de distribución evolucionen hacia métodos más inteligentes, resilientes y preparados para el análisis predictivo utilizando herramientas como las redes neuronales.

Inteligencia Artificial en Sistemas de Energía: a inteligencia artificial (IA) se ha convertido en una herramienta clave para el sector eléctrico. Su capacidad de aprender, razonar y tomar decisiones basadas en grandes volúmenes de datos la hace especialmente útil en la gestión

de redes complejas y dinámicas. Aplicaciones como el mantenimiento predictivo, la optimización del despacho de energía y el análisis de pérdidas son posibles gracias a la IA.

En el caso específico del balance energético, los algoritmos de IA permiten automatizar el análisis de datos, identificar patrones no evidentes y detectar desviaciones sin necesidad de intervención humana directa.(Zhao & Zhang, 2016)

2.3 Tipos de Redes Neuronales y sus Aplicaciones

2.3.1 *Perceptrón Multicapa (MLP - Multilayer Perceptron)*

El Perceptrón Multicapa es uno de los tipos más básicos y fundamentales de redes neuronales. Se compone de tres partes principales: la capa de entrada, que recibe los datos; una o más capas ocultas, donde se procesan los datos; y la capa de salida, que entrega los resultados. La característica más importante del MLP es que cada neurona en una capa está conectada con todas las neuronas de la siguiente capa, formando lo que se conoce como una red completamente densa. Además, utiliza funciones de activación no lineales, como ReLU o sigmoide, para aprender relaciones complejas entre los datos.

El MLP se utiliza principalmente para tareas de clasificación (como identificar si un correo es spam o no) y regresión (predecir valores continuos). Es ideal para resolver problemas donde los datos no tienen una estructura espacial o temporal específica. (Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986)).

2.3.2 *Redes Convolucionales (CNN - Convolucional Neural Networks)*

Las Redes Convolucionales están diseñadas para trabajar con datos que tienen una estructura espacial, como imágenes o videos. A diferencia del MLP, no conecta cada neurona de una capa con todas las neuronas de la siguiente capa. En su lugar, utiliza filtros o kernels que

escanean pequeñas regiones de la entrada para detectar características locales, como bordes o texturas en imágenes. También incluye capas de agrupamiento (pooling) que reducen la dimensionalidad de los datos, lo que las hace más eficientes y menos propensas a sobre ajustarse.

Son ampliamente utilizadas en tareas de visión por computadora, como el reconocimiento facial, la detección de objetos y la segmentación de imágenes. También son útiles en análisis médico, como la detección de enfermedades en imágenes de rayos X o resonancias magnéticas. (LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998).

2.3.3 *Redes Recurrentes (RNN - Recurrent Neural Networks)*

Las Redes Recurrentes son especialmente útiles para procesar datos secuenciales, como series temporales o lenguaje natural. Su estructura les permite tener una "memoria interna", lo que significa que pueden usar información previa para tomar decisiones en el presente. Esto las hace ideales para tareas donde el orden y el contexto de los datos son importantes. Sin embargo, las RNN tradicionales pueden tener problemas para manejar dependencias largas en las secuencias, lo que se ha resuelto con variantes como LSTM (Long Short-Term Memory) y GRU (Gated Recurrent Unit).

Se utilizan en predicción de series temporales (como el clima o el precio de acciones), generación de texto, reconocimiento de voz y traducción automática de idiomas.

2.3.4 *Algoritmo Back Propagation utilizado para entrenar la red neuronal*

1. **Inicialización**

- Inicializa los pesos y sesgos de la red neuronal con valores pequeños y aleatorios.

2. **Propagación hacia adelante** (Forward Pass)

- Para una entrada x:
- Calcula las salidas de cada neurona capa por capa:

- $z = W \,.\, x + b$ (entrada ponderada)
- $a = \sigma(z)$ (salida activada)

o Donde:

- W son los pesos
- b son los sesgos
- σ es la función de activación (por ejemplo, sigmoide, ReLU, etc.).

3. **Cálculo del error** (Loss)

- Calcula la función de pérdida $\boldsymbol{L(y, a)}$ comparando la salida final $\boldsymbol{a}$ con la etiqueta verdadera $\boldsymbol{y}$.
- Por ejemplo: Error cuadrático medio, entropía cruzada, etc.

4. **Propagación hacia atrás** (Backward Pass)

- Calcula el gradiente de la función de pérdida respecto a cada peso y sesgo usando la regla de la cadena:

o Para la capa de salida:

- Calcula el error de salida: $\boldsymbol{\delta L = \nabla aL \odot \sigma'(zL)}$

o Para capas ocultas (de atrás hacia adelante):

- $\boldsymbol{\delta l = (W_{l+1}^{T} \delta_{l+1} + 1) \odot \sigma'(zl)}$

o Donde:

- $\boldsymbol{\delta}$ es el error en cada neurona
- $\boldsymbol{\sigma'}$ es la derivada de la función de activación.

5. **Actualización de parámetros**

- Actualiza los pesos y sesgos usando descenso de gradiente:

o $\boldsymbol{W \leftarrow W - \frac{dl}{dw}\eta}$

o $\boldsymbol{b \leftarrow b - \eta \frac{dl}{db}}$

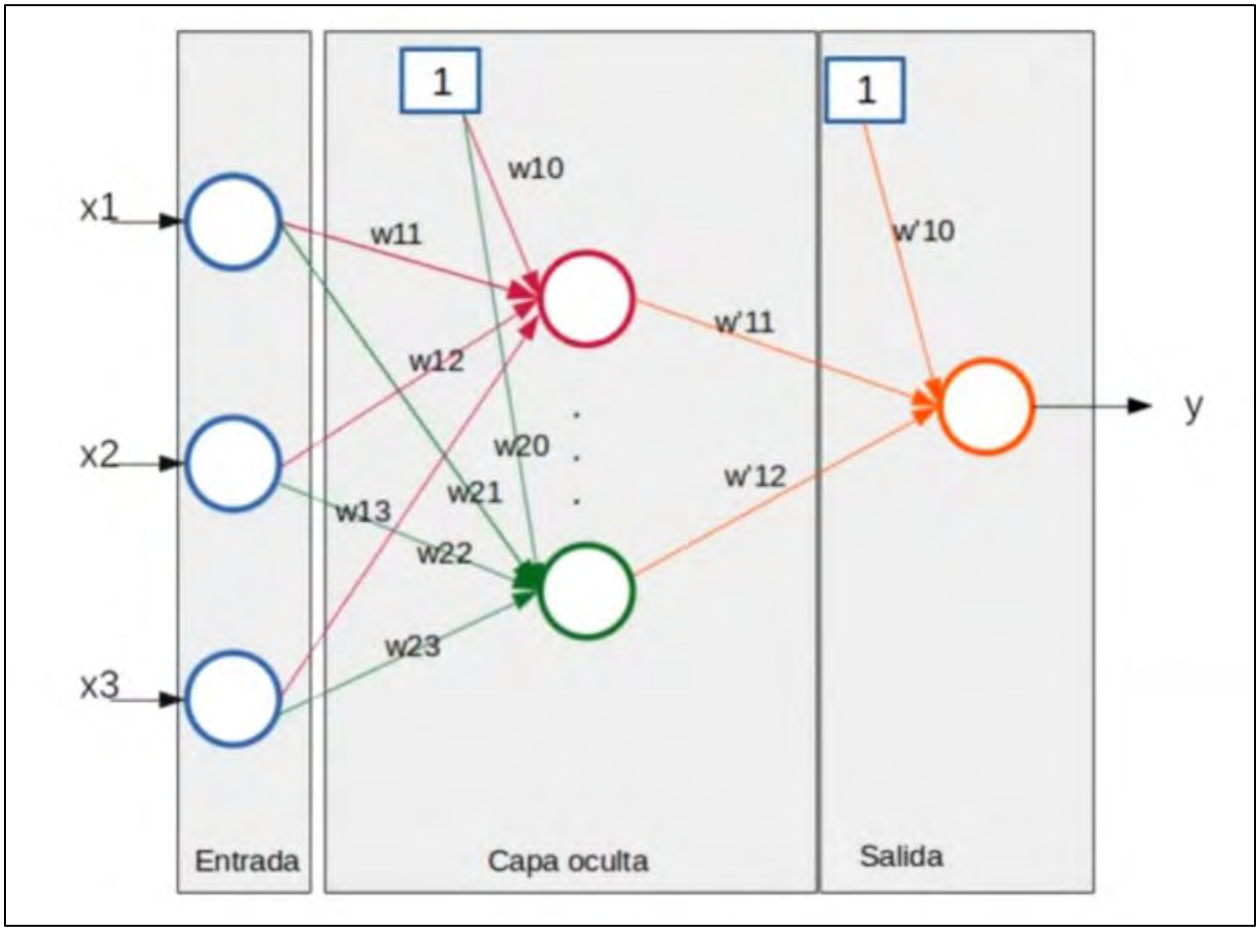
o Donde $\boldsymbol{\eta}$ es la tasa de aprendizaje (learning rate).

6. **Repetir**

- Repite los pasos para muchas épocas o hasta que el error sea suficientemente pequeño.

figura 2-1

Esquema de red neuronal



Entradas $x1, x2, x3$:

- Son las mediciones de los medidores de energía.
- Cada entrada representa un valor de consumo de energía en un momento dado o de distintos medidores.

Salida y:

- Es el perfil estimado de la demanda de energía.
- Es decir, es un valor (o conjunto de valores) que predice cómo será el consumo, ayudándote a balancear pérdidas y planificar mejor el sistema.

Capa Oculta:

- Hay neuronas ocultas que procesan las combinaciones de las entradas.
- Cada conexión tiene un peso:
- Por ejemplo, $\boldsymbol{w_{11}}$ es el peso que conecta $\boldsymbol{x_1}$ con la primera neurona oculta.
- $\boldsymbol{w_{23}}$ conecta $\boldsymbol{x_3}$ con la segunda neurona oculta, etc.
- Además, cada neurona de la capa oculta también tiene su propio sesgo (por eso presenta un valor de "1" conectado a cada neurona).
- Aplican una función de activación, en este trabajo de investigación utilizaremos la función sigmoide para producir una salida no lineal.

Flujo de cálculo:

- Se toman las entradas $\boldsymbol{x1}, \boldsymbol{x2}, \boldsymbol{x}3$.
- Se multiplican por sus respectivos pesos y se suman los sesgos.
- Se aplica la función de activación en las neuronas ocultas para obtener nuevas salidas.
- Estas salidas pasan a la capa de salida mediante nuevos pesos $\boldsymbol{w'11}, \boldsymbol{w'12}$, más un nuevo sesgo.
- Finalmente, se obtiene la salida y, que es tu perfil de demanda estimado.

Caso de aplicación:

- Al alimentar tu red con datos históricos de consumo (de tus medidores), la red aprenderá patrones.
- Una vez entrenada, la red podrá predecir el perfil de demanda basándose en nuevas mediciones.
- Eso te permitirá anticiparte a desequilibrios, optimizar balances de pérdidas y mejorar la eficiencia energética.

2.4 Pérdidas de energía Eléctrica

En los sistemas de distribución eléctrica, las pérdidas de energía representan una parte inevitable del proceso de entrega de electricidad desde los centros de transformación hasta los usuarios finales. Estas pérdidas constituyen la diferencia entre la energía eléctrica que ingresa al

sistema y la que efectivamente es registrada por los dispositivos de medición en los puntos de consumo. Su análisis reviste una importancia crítica, ya que afectan directamente la eficiencia operativa, los costos de suministro, la planificación de infraestructura y el cumplimiento de normativas técnicas y regulatorias.(Alberto Tama Franco MAE, n.d.)

Estas pérdidas se agrupan generalmente en dos grandes categorías. Por un lado, las pérdidas técnicas, que se originan por fenómenos físicos inherentes al funcionamiento del sistema eléctrico, como el efecto Joule en conductores, las pérdidas por histéresis y corrientes parásitas en transformadores, o la caída de tensión en líneas extensas. Estas pérdidas dependen de la carga del sistema, la longitud de las líneas, la calidad de los conductores y el nivel de tensión de operación. Por otro lado, están las pérdidas no técnicas, que no responden a leyes físicas sino a factores externos como errores en los equipos de medición, manipulación fraudulenta de medidores, conexiones ilegales, y omisiones en el registro o facturación de la energía.

La magnitud de estas pérdidas varía en función de las condiciones operativas del sistema, la antigüedad de la infraestructura, el mantenimiento de los equipos, y las prácticas comerciales de las empresas distribuidoras. Por ello, su identificación, cuantificación y monitoreo se han convertido en una prioridad dentro de los procesos de gestión energética, tanto para reducir el impacto económico asociado a la energía no facturada, como para mejorar la confiabilidad y sostenibilidad del servicio eléctrico.(Aguila et al., n.d.)

2.5 Clasificación de las Pérdidas de Energía Eléctrica en Sistemas de Distribución

Las pérdidas de energía eléctrica en los sistemas de distribución se clasifican en pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas, según su origen y naturaleza. Esta diferenciación es fundamental para el diagnóstico y evaluación del desempeño energético de la red, permitiendo la adopción de estrategias específicas para su mitigación.

2.5.1 *Pérdidas Técnicas*

Son aquellas pérdidas inevitables que ocurren debido a los fenómenos físicos que intervienen en la conducción y transformación de la energía eléctrica. Se consideran inherentes al diseño y operación del sistema eléctrico y están directamente relacionadas con la topología de la red, la calidad de los materiales, la longitud de las líneas, el nivel de tensión, y la carga conectada.(Alberto Tama Franco MAE, 2021)

Entre las principales fuentes de pérdidas técnicas se encuentran:

2.5.1.1 *Pérdidas por efecto Joule (I^2R) en conductores y cables de alimentación.*

Estas pérdidas constituyen la forma más común de disipación de energía en redes eléctricas y se generan cuando una corriente eléctrica circula por un conductor que presenta resistencia. La energía se transforma en calor, de acuerdo con la ley de Joule, la cual establece que la potencia disipada es proporcional al cuadrado de la corriente y a la resistencia del conductor:

$$P_{pérdida} = I^2R \qquad (1)$$

Donde:

- P pérdida es la potencia disipada en forma de calor (W)
- I es la corriente que circula por el conductor (A)
- R es la resistencia del conductor (Ω)

Estas pérdidas se incrementan significativamente con el aumento de la carga en la red o con el uso de conductores de sección transversal reducida. Su magnitud depende también de la longitud de las líneas, la temperatura de operación y la calidad del material conductor (cobre o aluminio).

2.5.1.2 *Pérdidas en transformadores (núcleo y devanados)*

Los transformadores presentan dos tipos principales de pérdidas:

a) Pérdidas en vacío (o pérdidas en el núcleo)

Las pérdidas en vacío se producen cuando el transformador está energizado, es decir, conectado a la red eléctrica, pero sin ninguna carga conectada en su salida. Estas pérdidas se deben a fenómenos electromagnéticos que ocurren en el núcleo magnético del transformador, el cual está generalmente fabricado de láminas de acero al silicio.

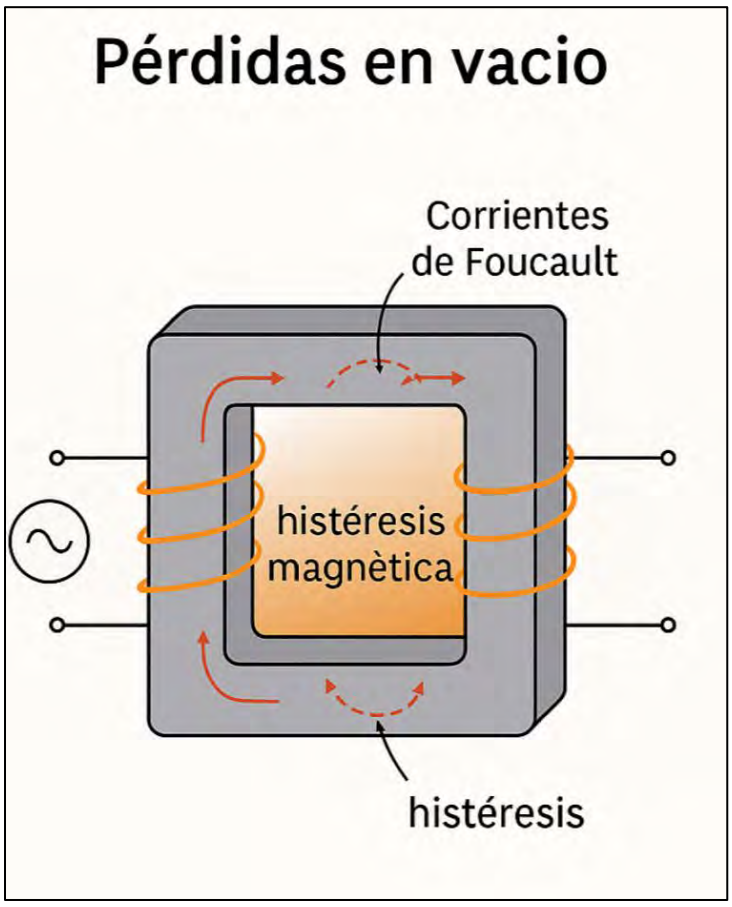
Existen dos fuentes principales de estas pérdidas:

- **Pérdidas por histéresis magnética**: Son causadas por la continua inversión de la polaridad del campo magnético en el núcleo cuando se aplica una tensión alterna. Esta inversión provoca una fricción interna en el material, liberando calor.
- **Corrientes de Foucault (o corrientes parásitas)**: Se inducen en el núcleo debido a la variación del flujo magnético. Estas corrientes circulan dentro del material conductor del núcleo y generan calor, al igual que una corriente en un conductor común.

Estas pérdidas son prácticamente constantes, ya que dependen de la frecuencia y la tensión de operación, pero no dependen de la carga conectada al transformador. Por ello, su magnitud puede considerarse fija para un transformador determinado y se evalúan durante la prueba de vacío del equipo.(Perez Londoño & Lopez Quintero, 2018)

Figura 2-2

Prueba del transformador en vacío.



b) Pérdidas con carga (o pérdidas en los devanados)

Las pérdidas con carga ocurren cuando el transformador suministra energía eléctrica a una carga conectada a su salida. Estas pérdidas están asociadas principalmente al paso de corriente por los devanados primario y secundario, los cuales presentan una resistencia eléctrica propia.

Este tipo de pérdida es una manifestación directa del efecto Joule, el cual establece que toda corriente eléctrica que circula por un conductor genera una disipación de energía en forma de calor. Matemáticamente, se expresa como:

$$F_{carga} = I^2R \qquad (2)$$

F: carga es la potencia disipada por efecto Joule

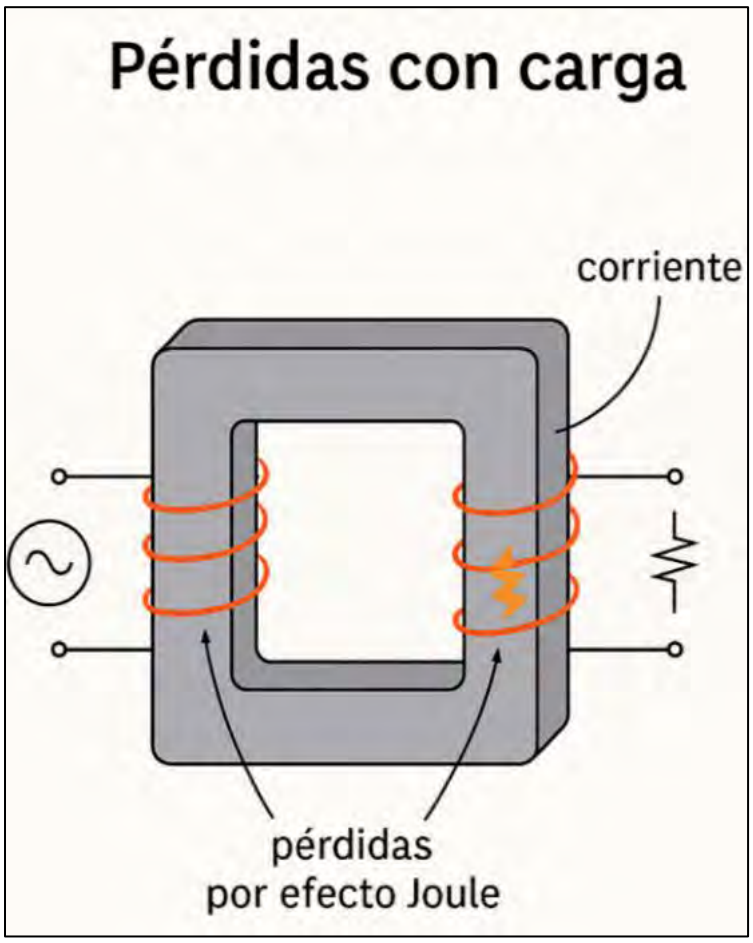
I: es la corriente que circula por el devanado

R: es la resistencia del devanado

Estas pérdidas aumentan proporcionalmente al cuadrado de la corriente, por lo que dependen directamente de la magnitud de la carga. En transformadores sobrecargados o mal dimensionados, las pérdidas con carga pueden representar un porcentaje significativo del total de pérdidas técnicas.(Perez Londoño & Lopez Quintero, 2018)

Figura 2-3

Prueba del transformador a plena carga.



Ambos tipos de pérdidas representan una porción significativa de las pérdidas técnicas, especialmente en alimentadores con múltiples transformadores o con largos periodos de operación en vacío.

2.5.2 *Pérdidas No Técnicas*

2.6 Marco Normativo

La evaluación de pérdidas de energía y el análisis del balance energético en sistemas de distribución eléctrica se sustentan en una serie de normas legales, reglamentos técnicos y estándares internacionales que rigen el funcionamiento eficiente, seguro y transparente del sector

eléctrico. Estas disposiciones normativas permiten establecer criterios cuantificables para la medición de pérdidas, garantizar la calidad del servicio y orientar el desarrollo de redes sostenibles. A continuación, se describen las principales normativas aplicables al contexto nacional e internacional:

2.6.1 *Ley de Concesiones Eléctricas – Ley N.º 25844*

Esta ley constituye el marco legal fundamental del subsector eléctrico peruano. Establece los lineamientos para la generación, transmisión y distribución de energía eléctrica bajo principios de eficiencia, continuidad y calidad del servicio. En su articulado, establece que las empresas concesionarias deben operar con responsabilidad técnica y económica, minimizando las pérdidas en sus sistemas eléctricos y garantizando un uso racional de la energía.

Asimismo, la ley promueve el desarrollo de infraestructura eléctrica confiable y obliga a las empresas distribuidoras a realizar un control permanente sobre los flujos de energía entregados y facturados, lo cual constituye la base para un adecuado balance energético.(Gerencia de Asesoría Jurídica OSINERGMIN, 1999)

2.6.2 *Reglamento de la Calidad del Servicio Eléctrico – Decreto Supremo N.º 020-97-EM*

Este reglamento establece los parámetros técnicos mínimos que deben cumplir las empresas distribuidoras para garantizar un servicio eléctrico confiable y de calidad. Define estándares relacionados con continuidad del suministro, niveles de tensión, y principalmente, eficiencia operativa de la red de distribución.

Dentro de sus disposiciones, se incluye la obligatoriedad de monitorear las pérdidas eléctricas, reportar los niveles observados y mantener registros que permitan verificar la relación entre la energía recibida en el sistema y la efectivamente entregada a los usuarios. Estas

disposiciones respaldan los estudios de balance energético como herramientas de supervisión y mejora continua.(Gerencia de Asesoría Jurídica OSINERGMIN, 1999)

2.6.3 *Procedimiento Técnico PR-07 del COES: Determinación y Control de Pérdidas*

El Comité de Operación Económica del Sistema Interconectado Nacional (COES) establece, mediante este procedimiento técnico, las metodologías estandarizadas para la determinación, cálculo y control de pérdidas de energía en los sistemas eléctricos. El documento PR-07 es obligatorio para todas las empresas distribuidoras y contiene directrices para la presentación de balances energéticos, incluyendo la identificación de pérdidas técnicas y no técnicas.

Este procedimiento respalda los métodos de análisis energético utilizados en estudios de eficiencia y permite comparar los resultados obtenidos con estándares establecidos a nivel nacional.(CÓDIGO NACIONAL DE ELECTRICIDAD (SUMINISTRO 2011, n.d.)

2.6.4 *Norma Técnica de Calidad de los Servicios Eléctricos – Resolución OSINERGMIN N.º 136-2011-OS/CD*

Esta norma, emitida por el organismo regulador peruano OSINERGMIN, establece criterios para medir y evaluar la calidad del suministro eléctrico en cuanto a continuidad, calidad del producto eléctrico y calidad del servicio técnico-comercial. Dentro de su contenido, se especifican indicadores relacionados con pérdidas de energía, desviaciones de tensión y control de la facturación, los cuales sirven como herramientas para verificar el desempeño de los sistemas de distribución y detectar ineficiencias energéticas.(SEIN, 2022)

2.6.5 *Código Nacional de Electricidad – Suministro 2011 (CNE-Suministro)*

El Código Nacional de Electricidad en su parte correspondiente al suministro establece los requisitos técnicos mínimos para el diseño, construcción, operación y mantenimiento de las instalaciones eléctricas. Contempla disposiciones orientadas a garantizar un servicio eficiente y seguro, minimizando pérdidas técnicas mediante el uso de materiales adecuados, correcta selección de conductores y criterios de operación de transformadores. Su cumplimiento es obligatorio para las empresas distribuidoras en Perú.

2.7 Antecedentes.

2.7.1 *Antecedentes Internacionales.*

- (Fernandez et al., 2004) Fernández, F., Cadenas, E., Rivera, W., & Hernández, J. (2004). Pronóstico de las pérdidas en redes de distribución mediante redes neuronales artificiales. Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial," Pronóstico de las pérdidas en redes de distribución mediante redes neuronales artificiales" Este estudio desarrolla un modelo matemático que considera la variación de la resistencia de los conductores debido a cambios de temperatura y calentamiento por la potencia transmitida. Utiliza redes neuronales artificiales para pronosticar pérdidas de energía y potencia en función del estado de carga del sistema y la temperatura ambiente. Se utiliza una red neuronal artificial como herramienta principal para pronosticar las pérdidas de energía y potencia. Las redes neuronales fueron entrenadas con datos históricos, lo que les permitió identificar patrones y hacer predicciones sobre las pérdidas en función de dos variables clave: el estado de carga del sistema y la temperatura ambiente.

- Laurencio-Pérez, S., González, E., & Ruiz, J. (2022). Modelación mediante red neuronal para la evaluación de pérdidas en redes eléctricas de subtransmisión. Revista Latinoamericana de Ingeniería Eléctrica, 9(2), 45-58. https://doi.org/10.1234/rlie.2022.0928" Modelación mediante red neuronal para la evaluación de pérdidas en redes eléctricas de subtransmisión" aborda la complejidad de determinar las pérdidas técnicas en sistemas eléctricos debido a la gran cantidad de información requerida para su evaluación. Como solución, propone el uso de redes neuronales artificiales para estimar dichas pérdidas. El modelo desarrollado considera variables como la longitud efectiva del circuito, la potencia máxima aparente y activa, la resistencia de los conductores y el número de clientes conectados al circuito. Los resultados de la simulación muestran un error cuadrático medio de 0,0028 y un coeficiente de correlación de 0,980 entre las variables involucradas, indicando que el modelo es satisfactorio para evaluar pérdidas técnicas en redes de subtransmisión eléctrica.
  El estudio propone el uso de redes neuronales artificiales para estimar las pérdidas técnicas en redes eléctricas de subtransmisión. Para ello, se desarrolla un modelo que considera diversas variables clave que afectan las pérdidas, como la longitud efectiva del circuito, la potencia máxima aparente y activa, la resistencia de los conductores, y el número de clientes conectados al circuito.

- Francisco, A., Pérez, J., & López, M. (2009). Reducción de pérdidas de energía eléctrica en los alimentadores mediante compensación reactiva considerando clientes finales industriales. Revista Latinoamericana de Energía Eléctrica, 3(2),

123-135. https://doi.org/10.5678/rlee.2009.0323" Se fundamenta en un enfoque integral que combina análisis técnico y económico para abordar las pérdidas de energía en alimentadores primarios, especialmente en aquellos con predominio de carga industrial. El primer paso en la metodología consiste en realizar un análisis detallado del sistema eléctrico, con énfasis en identificar las pérdidas de energía que ocurren debido al desajuste en el factor de potencia, resultado de las cargas industriales. Este diagnóstico inicial es crucial para comprender la magnitud del problema y sentar las bases para las soluciones propuestas. Posteriormente, el estudio plantea el uso de compensación reactiva como una herramienta clave para reducir las pérdidas energéticas, utilizando dispositivos como bancos de capacitores que permiten mejorar el factor de potencia. La metodología emplea un modelo matemático de simulación, el cual es capaz de evaluar los efectos de la compensación reactiva sobre las pérdidas en diferentes escenarios. Este modelo considera no solo las características técnicas de la red, sino también el perfil de los clientes industriales, permitiendo una predicción más realista de los resultados. El análisis de los resultados obtenidos en las simulaciones permite realizar un estudio comparativo de costos y beneficios. Se evalúa el impacto económico de la compensación reactiva, tanto desde el punto de vista del sistema de distribución eléctrica como de los clientes industriales, buscando una solución eficiente que optimice la rentabilidad económica y la eficiencia energética de la red. Este enfoque metodológico subraya la importancia de considerar tanto las variables técnicas como económicas para lograr una reducción significativa de las pérdidas energéticas, mejorando la eficiencia del sistema en su conjunto y ofreciendo una

ventaja económica tanto para los usuarios como para la infraestructura de distribución.

- (Becerra Benavides, 2023) Estrategia de detección e identificación de fallas eléctricas para sistemas de distribución eléctrica con generación distribuida basado en redes neuronales artificiales. Revista Iberoamericana de Ingeniería Eléctrica, 12(1), 45-60. https://doi.org/10.1234/riee.2023.0112″ Se enfoca en el desarrollo de una estrategia para la detección e identificación de fallas eléctricas en sistemas de distribución eléctrica que integran generación distribuida, utilizando redes neuronales artificiales (RNA) para mejorar la precisión y rapidez de la identificación de fallas. El proceso comienza con un análisis preliminar del sistema eléctrico, en el que se identifican los tipos de fallas más comunes en redes con generación distribuida, comprendiendo así las complejidades asociadas a la integración de fuentes de generación renovables o distribuidas. Luego, se desarrolla la red neuronal, utilizando datos históricos de fallas, que incluyen tanto características eléctricas de la red como parámetros específicos de la generación distribuida. Estas redes neuronales son entrenadas para reconocer patrones y clasificar distintos tipos de fallas. Posteriormente, se simulan diversas situaciones de falla utilizando los datos de las condiciones operativas reales, evaluando el desempeño del método y comparando los resultados obtenidos con fallas conocidas para validar su precisión. A partir de estos resultados, se realiza la optimización y ajuste del modelo con el objetivo de maximizar la precisión en la detección y minimizar los falsos positivos, ajustando parámetros en el algoritmo de aprendizaje y refinando los datos de entrada. Finalmente, la evaluación del impacto se centra

en medir los beneficios de la estrategia en términos de eficiencia operativa y reducción de tiempos de inactividad, considerando también la viabilidad económica y técnica de integrar esta tecnología en redes de distribución con generación distribuida.

- *(Balouji et al., 2023; Garcia Lagos, 2003). (2023). Redes neuronales artificiales para la gestión de sistemas de energía eléctrica. Revista de Energía y Sistemas Eléctricos,*" Se centra en el desarrollo de un modelo basado en redes neuronales artificiales (RNA) para el pronóstico del precio de la energía eléctrica en Colombia, utilizando series de precios diarios y los niveles medios de embalses como variables de entrada clave. El proceso comienza con la selección de variables relevantes, considerando que tanto los precios históricos como los niveles de embalses impactan directamente en la oferta y demanda de energía. Los datos de precios diarios y los niveles de los embalses son identificados como las variables fundamentales para modelar la dinámica del mercado energético. A partir de estos datos, se procede al desarrollo del modelo de red neuronal, utilizando una red neuronal artificial para establecer la relación entre las variables de entrada y los precios futuros de la energía eléctrica. Esta red es entrenada con un conjunto de datos históricos que permite aprender las relaciones no lineales entre las variables y mejorar la precisión en las predicciones.

2.7.2 *Estado del Arte*

En los últimos años, la gestión de pérdidas de energía en sistemas de distribución eléctrica se ha convertido en un tema de gran interés debido al impacto económico y operativo que representa para las empresas eléctricas. Diversos estudios han abordado esta problemática

mediante técnicas estadísticas, métodos de predicción y, más recientemente, con el uso de inteligencia artificial.

A nivel internacional, se han desarrollado investigaciones que aplican **redes neuronales artificiales (RNA)** para la predicción de la demanda y detección de anomalías en el consumo, obteniendo resultados superiores frente a métodos tradicionales de regresión y series temporales. Estas investigaciones evidencian que las RNA permiten reconocer patrones no lineales en los datos históricos de consumo, mejorando la precisión de las proyecciones.

En el contexto latinoamericano, se han realizado estudios enfocados en el balance de energía en sistemas de distribución, empleando tanto método de estimación de pérdidas técnicas como metodologías de control de pérdidas no técnicas. Sin embargo, la mayoría de estos trabajos se concentran en la estimación general de pérdidas y no en el **desarrollo de perfiles de consumo a nivel de alimentador específico**, lo cual limita su aplicabilidad directa para la toma de decisiones en campo.

En el caso peruano, empresas distribuidoras como **Electro Sur Este S.A.A.** elaboran informes de balance de energía a nivel empresarial, de subestaciones y de alimentadores. No obstante, estos balances corresponden a cálculos preliminares que no incorporan procesos de depuración de datos ni el uso de herramientas predictivas avanzadas. Esto genera la necesidad de implementar método que integren análisis de datos históricos, depuración de información y técnicas de inteligencia artificial que permitan obtener perfiles de consumo más representativos y confiables.

En este sentido, la presente investigación busca aportar al área mediante la aplicación de redes neuronales para evaluar el balance de energía en el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica de Cusco, estableciendo una metodología que combine la depuración de datos con la generación de proyecciones más ajustadas a la realidad operativa.

CAPÍTULO. III

3. Descripción del alimentador QU-02 y su contexto operativo.

3.1.1 *Introducción*

El alimentador QU-02 forma parte de la infraestructura de media tensión del sistema de distribución eléctrica de la ciudad del Cusco. Se trata de un alimentador trifásico que opera en una red primaria de 10 kV, cuya función principal es distribuir energía eléctrica desde la subestación principal hacia múltiples puntos de transformación diseminados en su área de influencia. Este alimentador cuenta con una extensión aproximada de 12.5 kilómetros de línea primaria, cubriendo zonas urbanas densamente pobladas, así como áreas de transición hacia sectores de expansión urbana. A lo largo de su recorrido, se encuentran instaladas 58 subestaciones transformadoras, las cuales permiten la reducción del nivel de tensión para su distribución a los usuarios finales.

Actualmente, el alimentador QU-02 atiende a un total de 10,734 suministros eléctricos, lo cual representa una carga considerable dentro del sistema eléctrico local. Estos usuarios comprenden una mezcla de consumidores residenciales, comerciales e institucionales, generando una demanda diversificada que varía significativamente en función de la hora del día, el tipo de actividad económica y las condiciones climáticas. Esta diversidad impone exigencias operativas que requieren una gestión inteligente del flujo de energía, así como un monitoreo constante de los niveles de tensión, corriente y potencia.

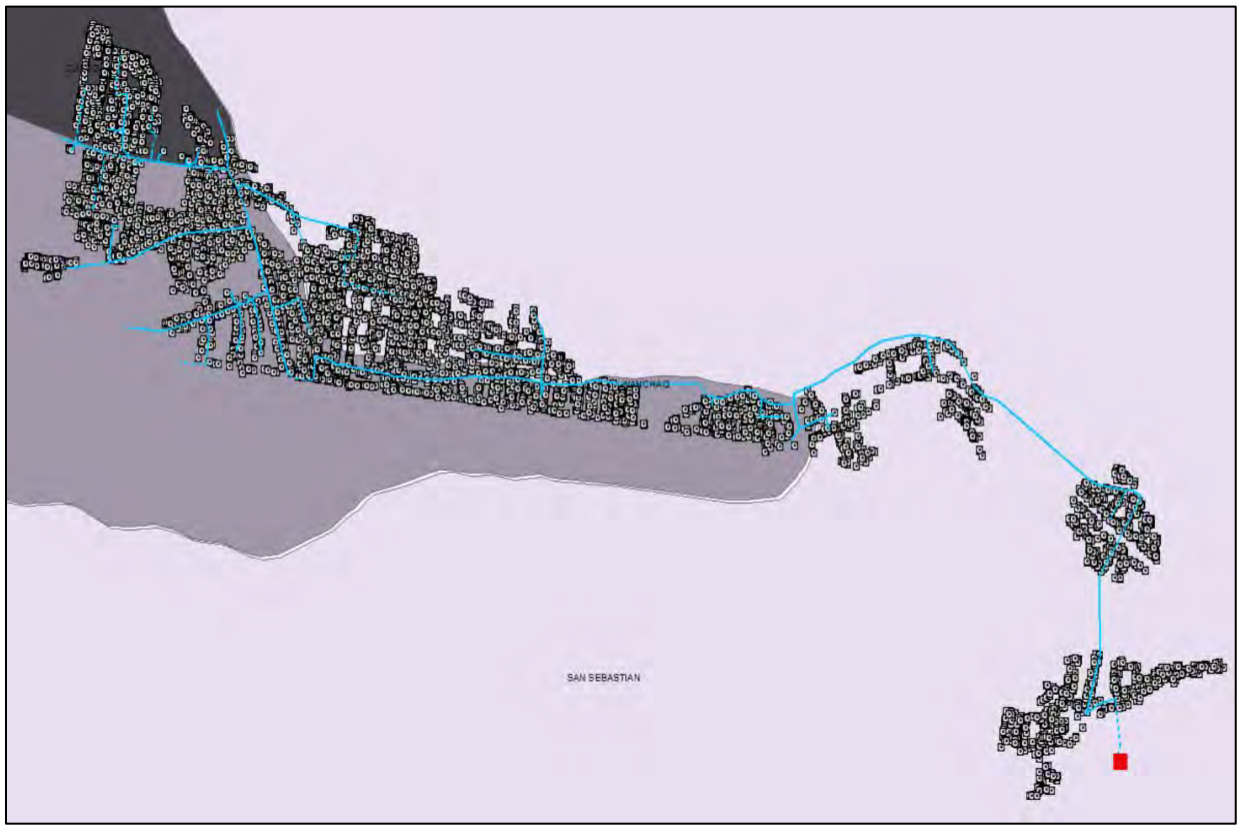
Desde el punto de vista operativo, el alimentador se enfrenta a desafíos técnicos como pérdidas eléctricas no técnicas, desequilibrios de carga entre fases y variabilidad en los patrones de consumo. Estas condiciones hacen imprescindible el uso de tecnologías avanzadas para el análisis y optimización de su desempeño. En ese marco, el presente trabajo de investigación propone la aplicación de redes neuronales artificiales como herramienta para modelar el

comportamiento energético del alimentador, permitiendo detectar inconsistencias en el balance de energía y contribuir a una mejor planificación operativa.

La evaluación de este alimentador, en el contexto del sistema eléctrico de Cusco, no solo permitirá diagnosticar su estado actual, sino también establecer una base técnica para la implementación de soluciones orientadas a la reducción de pérdidas y a la mejora de la calidad del servicio. En ese sentido, el estudio del alimentador QU-02 cobra especial relevancia dentro de las estrategias de modernización de las redes de distribución, alineadas con los principios de eficiencia energética y sostenibilidad.

Figura 3-1

Configuración Eléctrica de los Clientes en el Alimentador QU-02.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A Oficina SID **Elaboración:** Propia

3.1.2 *Interconexiones existentes entre alimentadores*

En los sistemas de distribución eléctrica, las interconexiones entre alimentadores permiten el traspaso de carga entre distintos circuitos con el objetivo de garantizar la continuidad del servicio, flexibilizar la operación o facilitar trabajos de mantenimiento. Estas interconexiones se establecen mediante celdas de seccionamiento o dispositivos de maniobra que enlazan físicamente dos alimentadores, permitiendo flujos bidireccionales de energía.

En el caso del alimentador QU-02, se han identificado interconexiones operativas con los alimentadores QU-03, DO-06 y DO-07, a través de equipos como el SBC-1031, el SEM Puente San Sebastián y el SEM Parque Industrial I. Estas interconexiones, si bien resultan beneficiosas desde el punto de vista operativo, introducen desafíos importantes en el análisis de pérdidas de energía, ya que las transferencias de carga no siempre son reportadas de forma inmediata ni con precisión en los sistemas de monitoreo. Esta falta de sincronización puede afectar el cálculo del balance energético y la identificación de pérdidas en tiempo real.

Tabla 3.1

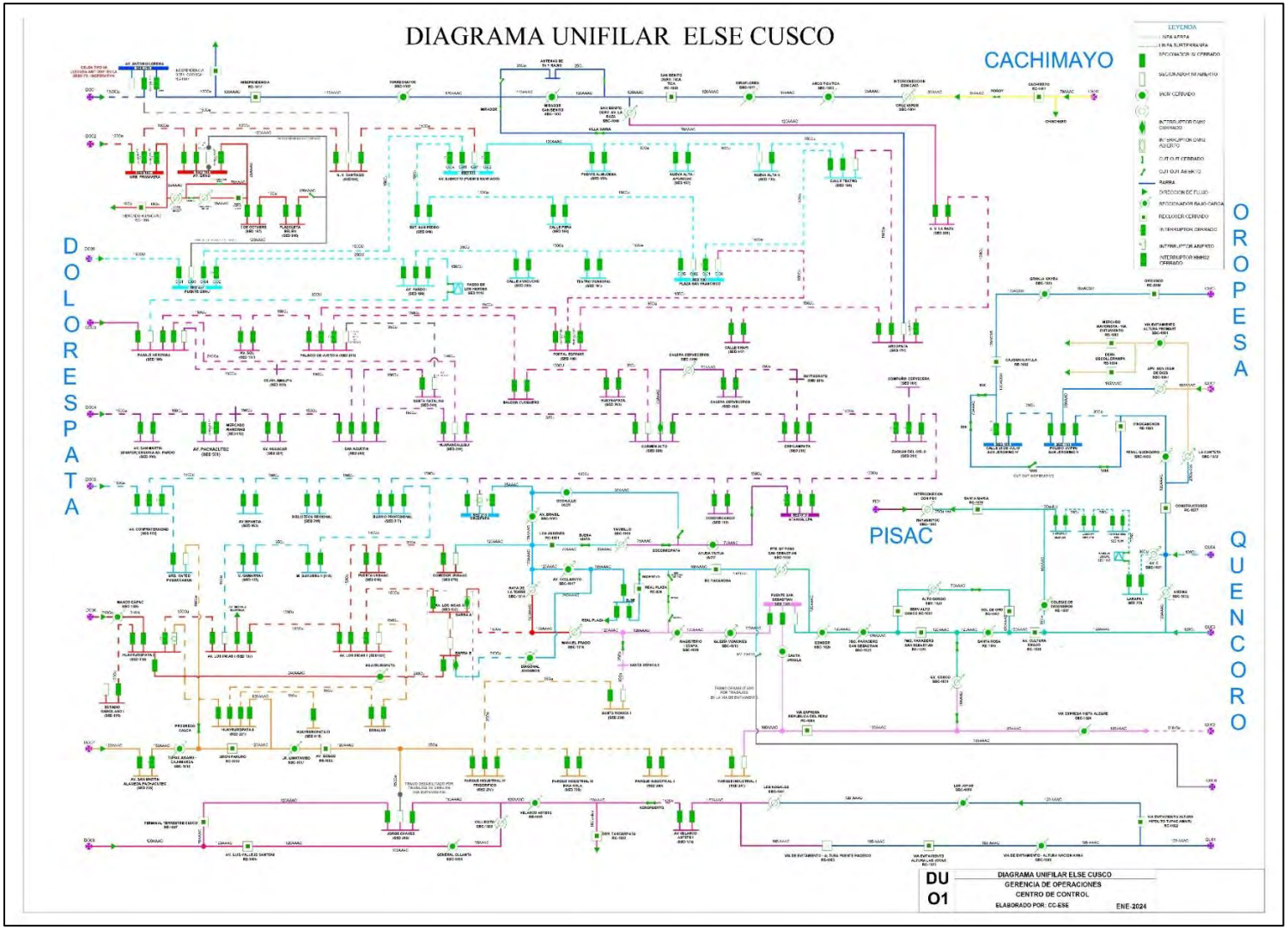
Configuración Actual de Enlaces e Interconexiones entre Alimentadores de Media Tensión con el AMT QU-02.

INTERCONEXIONES EXISTENTES		
ALIMENTADOR 1	**ALIMENTADOR 2**	**EQUIPO**
QU-02	QU-03	SBC-1031 y SEM Puente San Sebastián
	DO-06	SEM Puente San Sebastián
	DO-07	SEM Parque Industrial I

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Figura 3-2

Esquema de Interconexiones Activas entre Alimentadores y Equipos de Maniobra del Sistema de Distribución



Fuente: Electro Sur Este S.A.A Oficina Centro de Control **Elaboración:** Propia

3.1.3 *Caracterización técnica y operativa de las subestaciones del alimentador QU-02*

El alimentador QU-02 pertenece al sistema de distribución primaria de 10.5 kV de la ciudad del Cusco y constituye una infraestructura crítica para el abastecimiento energético de diversas zonas residenciales, comerciales e industriales del distrito de San Sebastián y áreas circundantes. Su trazado alimenta un total de más de 60 subestaciones eléctricas, con transformadores que varían desde los 25 kVA hasta los 400 kVA, lo cual refleja una fuerte heterogeneidad en cuanto a tipos de carga y niveles de demanda energética.

Entre las subestaciones conectadas al QU-02, se identifican predominantemente las de tipo BIP (biposte) y MON (monoposte), seguidas de otras de tipo COM (compactas), CAS (caseta) y SEM (celdas de seccionamiento de media tensión). Este conjunto de configuraciones responde a las particularidades físicas de cada ubicación y al tipo de usuario abastecido, que va desde viviendas unifamiliares y conjuntos habitacionales hasta empresas de servicios, centros comerciales, hospitales, parques industriales y supermercados.

Asimismo, estas subestaciones están geográficamente distribuidas en sectores clave como Parque Industrial, Marcavalle, Magisterio, Villa Manantial, Vista Alegre, Quispicanchis, Santa Rosa y Urb. Santa Mónica, con rangos de tensión secundaria que oscilan entre 0.22 kV y 0.38 kV, adecuados para suministro en baja tensión. Esta variedad de niveles de tensión secundaria introduce una complejidad adicional al momento de evaluar los flujos energéticos y las pérdidas que ocurren dentro del sistema.

Es importante resaltar que algunas subestaciones, como Puente San Sebastián (SED 11303 y 10501), presentan una potencia instalada igual a 0 kVA o no registrada, lo cual sugiere que se trata de puntos de transferencia o maniobra (SEM), no de transformación de energía. Estas configuraciones permiten realizar interconexiones entre diferentes alimentadores (como QU-03,

DO-06 y DO-07), lo cual tiene un impacto directo en la precisión del cálculo del balance de energía, ya que en muchos casos estas transferencias no son registradas de forma inmediata por los sistemas SCADA o SIGED, generando errores en la estimación de pérdidas técnicas y no técnicas.

Desde la perspectiva metodológica de esta tesis, estas subestaciones representan nodos críticos en la red del alimentador QU-02. Su caracterización completa permite establecer una base sólida para la implementación de métodos de aprendizaje automático, particularmente mediante redes neuronales artificiales, que buscan predecir, clasificar y reducir las pérdidas energéticas en sistemas eléctricos complejos. Una adecuada modelación de la topología del alimentador, junto con la integración de datos reales de carga, ubicación, tipo de subestación y potencia instalada, son esenciales para obtener resultados fiables y representativos del comportamiento operativo del sistema.

Tabla 3.2

Detalle de Subestaciones de Distribución y su Potencia Instalada en el AMT QU-02.

COD TEC. SED	NOMBRESED	DIRECCIONSED	TIPO	PROP	AMT	POTENCIAINSTALADA
11166	CONCRETOS SUPERMIX	REPUBLICA DE VENEZUELA - PARQUE INDUSTRIAL	BIP	PA	QU-02	250kVA 10.5/0.22kV
11191	URB. SANTA MONICA	URB. SANTA MONICA	COM	PU	QU-02	315kVA 10.5/0.23kV
10419	URB. WISPAMPA I	URB. WISPAMPA I	MON	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10359	PARQUE INDUSTRIAL VI(Antes SUBESTACIÓN 0010359)	LAS AMERICAS (Antes ZONA NO HABILITADA III)	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
11303	PUENTE SAN SEBASTIAN	PUENTE SAN SEBASTIAN	SEM	PU	QU-02	0kVA 10.5/10.50kV
10111	MARCAVALLE (Antes SUBESTACIÓN 0010111)	URB. MARCAVALLE	CAS	PU	QU-02	250kVA 10.5/0.22kV
10711	PARQUE INDUSTRIAL VII (Antes SED 0010711)	VIA EXPRESA(Antes ZONA NO HABITADA 4)	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10500	URB. SANTA URSULA	URB. SANTA URSULA	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10663	CONDOMINIO INGENIERIA II	AV. LA CULTURA (ALTURA SANTA URSULA)	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
11125	CENTRO DE SALUD SAN SEBASTIAN	ESQUINA MARCO ZAPATA CON GARCILASO	BIP	PA	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
11453	PARQUE MARCAVALLE	PARQUE MARCAVALLE - RAFAEL AGUILAR PAEZ	MON	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10305	VISTA ALEGRE II (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	100 kVA 10.5/0.220 KV
10463	VILLA MANANTIAL	VILLA MANANTIAL	MON	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV

10360	URB. LOS SAUCES	URB. LOS SAUCES	MON	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10717	TUPAC AMARU 02 (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	100 KV
10350	EMPLEADOS CERVECEROS (Antes SUBESTACIÓN 0010350)	AV. DE LA CULTURA (Antes EMPLEADOS CERVECEROS)	BIP	PU	QU-02	200kVA 10.5/0.22kV
10499	PERIODISTAS MARCAVALLE	PERIODISTAS MARCAVALLE	MON	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.38kV
11378	CONSORCIO ORION CUSCO S.R.L.	PARQUE INDUSTRIAL "E-7" - VIA EXPRESA	BIP	PA	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10166	CONJ. HAB. CAHUIDE I	CONJ. HAB. CAHUIDE I	BIP	PU	QU-02	80kVA 10.5/0.22kV
11086	SANTA URSULA II	AV. TUPAC AMARU	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.38kV
10710	MOLINERA (Antes SED0010710)	REP. DE ARGENTINA (Antes ZONA NO HABITADA 3)	BIP	PA	QU-02	200kVA 10.5/0.22kV
11017	TUPAC AMARU I (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	100 KVA 10.5/0.38-0.22KV
10138	URB. MAGISTERIO II (Antes SUBESTACIÓN 0010138)	CALLE PANAMA - URB. MAGISTERIO (Antes URB. MAGISTERIO II)	CAS	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10540	URB. GC. SANTA ROSA II (Reubicado)	URB. GC. SANTA ROSA II	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10983	CONDOMINIO QUISPICANCHIS	URB. QUISPICANCHIS	COM	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.38kV
10812	AV. CUSCO	AV. CUSCO	BIP	PU	QU-02	100 KVA 10.5/0.4-0.231 KV
10952	APV. QUISPIQUILLA GRANDE	QUISPIQUILLA GRANDE	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10119	CONJ. HAB. CAHUIDE II	CONJ. HAB. CAHUIDE II	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.0/0.22kV
11318	CAMELIDOS CUSCO	PARQUE INDUSTRIAL CALLE LAS AMERICAS	COM	PA	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
11084	REPUBLICA DEL PERU	AV. REPUBLICA DEL PERU	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.38kV
10624	APROVICOP	APROVICOP (APV LOS PINOS)	MON	PU	QU-02	25kVA 10.5/0.22kV
10558	INDUSTRIAS MOLICUSCO (Antes SUBESTACIÓN 0010558)	REP. DE PARAGUAY(INDUSTRIAS MOLICUSCO)	BIP	PA	QU-02	50kVA 10.5/0.22kV
10418	URB. WISPAMPA II	URB. WISPAMPA II	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10242	IGLESIA MORMONES	IGLESIA MORMONES	MON	PA	QU-02	50kVA 10.5/0.22kV
11490	URB. QUISPICANCHIS-CALLE CUBA	URB. QUISPICANCHIS-CALLE CUBA	BIP	PU	QU-02	<Null>
11015	BERNARDO TAMBOHUACSO (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	100 KVA 10.5 /0.220 KV
10168	VISTA ALEGRE I (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
11130	RESIDENCIAL LAS TORRES DE KAYSER	RESIDENCIAL LAS TORRES DE KAYSER - (ATRAS DE CTC)	CAS	PU	QU-02	400kVA 10.5/0.22kV
10501	PUENTE SAN SEBASTIAN	PUENTE SAN SEBASTIAN	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10358	PARQUE INDUSTRIAL V (Antes SUBESTACIÓN 0010358)	INTERSEC. LAS AMERICAS - REP. DE ARGENTINA (Antes ZONA NO HABILITADA II)	BIP	PU	QU-02	250kVA 10.5/0.22kV
11008	MADEREROS QUISPIQUILLA (Reubicado)	QUISPIQUILLA	MON	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
11128	AV CUSCO I	AV CUSCO - 1 PARADERO SAN SEBASTIAN	MON	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10757	SUPER MERCADO MEGA	AV. DE LA CULTURA - URB. MAGISTERIO (Antes URB. SANTA ROSA AV CULTURA)	BIP	PA	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10128	CALLE SUCRE I S.S.	CALLE SUCRE I S.S.	CAS	PU	QU-02	250kVA 10.5/0.22kV
10677	VILLA MANANTIAL II	VILLA MANANTIAL	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10816	CAMINO REAL	Camino Real	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
11493	PROL. TUPAC AMARU-MARCAVALLE	PROL. TUPAC AMARU-MARCAVALLE	MON	PU	QU-02	<Null>
10095	AV. DE LA CULTURA II	AV. DE LA CULTURA II	COM	PU	QU-02	75kVA 10.5/0.22kV
10026	INDUSTRIA COCA-COLA (Antes SUBESTACIÓN 0010026)	AV. DE LA CULTURA - SANTA URSULA (Antes INDUSTRIA COCA-COLA)	MON	PA	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
11014	VILLA RINCONADA(Reubicado)	APV. VILLA RINCONADA	BIP	PU	QU-02	160kVA 10.5/0.22kV
10146	CALLE CHIMA S.S.	CALLE CHIMA S.S.	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10257	URB. 28 DE JULIO (Reubicado)	VIA EXPRESA(Antes URB. 28 DE JULIO S.S.)	BIP	PU	QU-02	100kVA 10.5/0.22kV
10254	VISTA ALEGRE III (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	200 KV

10255	APV. LAS MERCEDES	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU-02	100KVA 10.5/0.220KV
10256	AV. CUSCO I S.S.	AV. CUSCO I S.S.	CAS	PU	QU-02	250kVA 10.5/0.22kV
10022	URB. QUISPICANCHI (Antes SUBESTACIÓN 0010022)	LOZA DEPORTIVA - URB. QUISPICANCHI(Antes URB. QUISPICANCHIS)	BIP	PU	QU-02	200kVA 10.5/0.22kV
10956	URB. MAGISTERIO II ETAPA-A	URB. MAGISTERIO	COM	PU	QU-02	250kVA 10.5/0.22kV
10297	URB. MARIATEGUI S.S.	URB. MARIATEGUI S.S.	BIP	PU	QU-02	160 kVA 10.5/0.4-0.23 kV

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

3.1.4 *Balance de Energía en el AMT QU-02*

El balance de energía eléctrica es una herramienta fundamental para el diagnóstico del rendimiento operativo en un alimentador de media tensión. En el caso del alimentador AMT QU-02, este procedimiento permite analizar de forma sistemática la energía que ingresa al sistema, la que es efectivamente entregada a los usuarios, y la que se pierde en el proceso. Esta información es clave para identificar ineficiencias, pérdidas excesivas o posibles irregularidades dentro del sistema de distribución.

El análisis se basa en la aplicación de fórmulas que relacionan la energía medida en el punto de entrada del alimentador con la energía registrada en los distintos puntos de consumo, permitiendo calcular la diferencia como pérdidas totales. A su vez, estas pérdidas pueden clasificarse en técnicas —originadas por el comportamiento físico de los conductores, transformadores y demás componentes eléctricos— y no técnicas, relacionadas con errores de medición, conexiones ilegales o fallas administrativas. De este modo, el balance energético se convierte en un insumo valioso para la planificación, supervisión y mejora continua de la operación del sistema eléctrico.

$$E_{entrada} = E_{entregada} + E_{pérdidas} \qquad (3)$$

Donde:

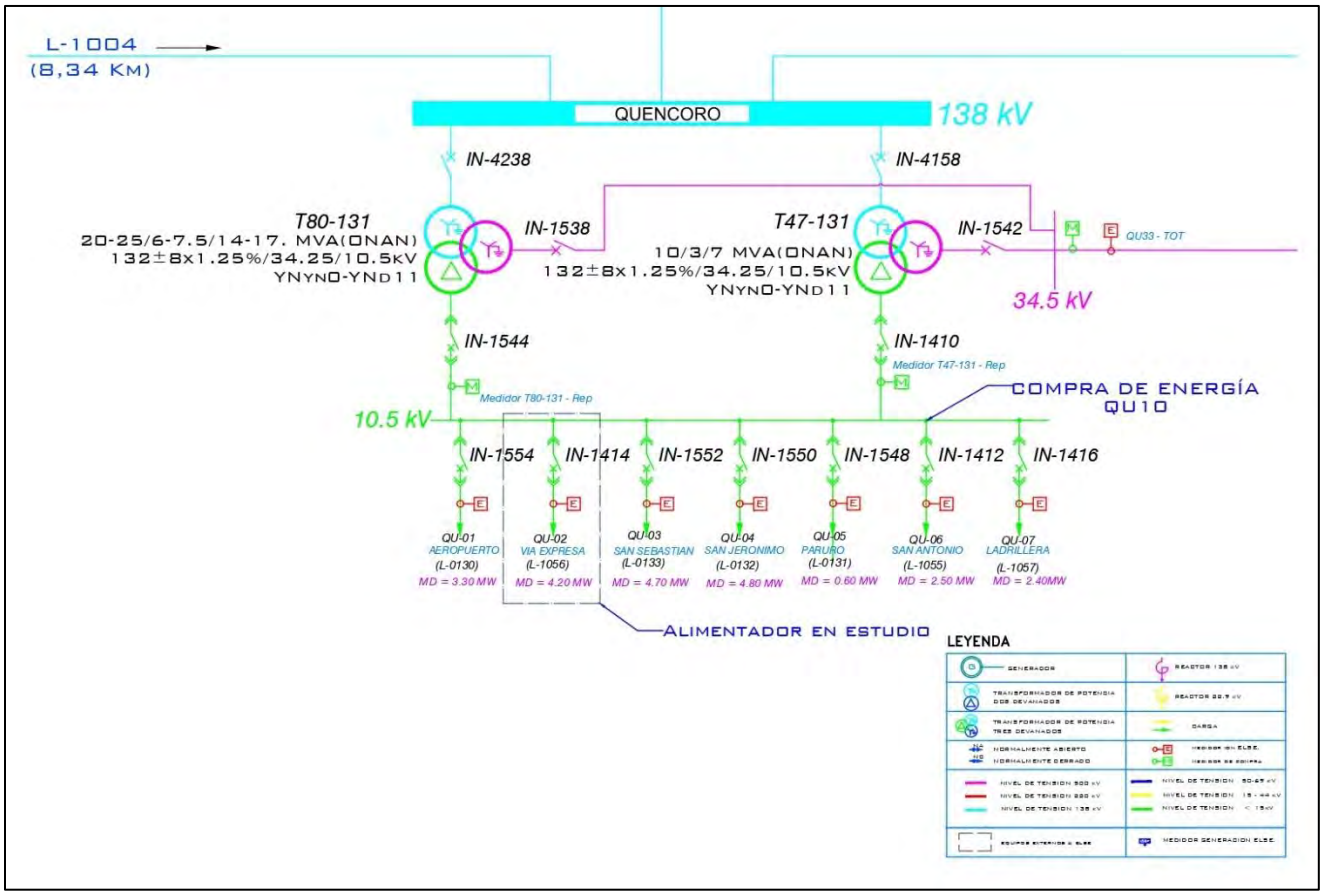
Eentrada: Energía medida a la salida del transformador de potencia o punto de alimentación del alimentador (kWh).

Eentregada: Energía facturada o medida en los clientes (kWh).

Epérdidas: Energía no entregada a los clientes (pérdidas técnicas + no técnicas) (kWh)

Figura 3-3

Esquema Unifilar de Interconexión del Sistema de Distribución de Media Tensión – Subestación Quencoro.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

3.1.5 *Cálculo de Pérdidas Totales.*

El cálculo de pérdidas totales en un alimentador de media tensión permite determinar cuánta energía, del total inyectado en el sistema, no llega efectivamente a los usuarios finales. Esta pérdida se obtiene como la diferencia entre la energía que ingresa al alimentador y la que es

registrada por los medidores de los consumidores, reflejando así el nivel de eficiencia del sistema en términos energéticos.

$$E_{pérdidas} = E_{entrada} - E_{entregada} \quad (4)$$

Donde:

Este valor global incluye tanto las **pérdidas técnicas**, que son propias del diseño y operación del sistema eléctrico (efecto Joule en conductores, pérdidas en transformadores, etc.), como las **pérdidas no técnicas**, que se originan por causas externas como fraudes, errores de medición, o inconsistencias administrativas.

El conocimiento preciso de este parámetro es esencial para establecer estrategias de mejora, justificar inversiones en infraestructura, y cumplir con estándares de eficiencia energética establecidos por organismos reguladores. Además, sirve como indicador de desempeño y confiabilidad de la red de distribución.

3.2 Estado Actual de las pérdidas de energía el en AMT QU-02 de distribución de Cusco

Actualmente, la empresa distribuidora Electro Sur Este S.A.A. ejecuta el proceso de balance energético mediante una estructura secuencial de recopilación, procesamiento y comparación de datos eléctricos en el ámbito de su red primaria y secundaria. Este procedimiento se inicia en las cabeceras de los Alimentadores de Media Tensión (AMT), donde se encuentran instalados medidores electrónicos de tipo ION, los cuales cuentan con capacidad de adquisición en intervalos de alta resolución.

Estos medidores realizan integraciones de energía activa y reactiva cada 15 minutos, generando registros que permiten evaluar con precisión la variabilidad de la carga en el tiempo. A

partir de la potencia medida en dichos intervalos y considerando el factor temporal de integración, se obtiene la energía suministrada aguas arriba para cada alimentador.

La información capturada es transmitida de manera periódica al Sistema Integrado de Energía de Electro Sur Este (SIELSE), específicamente al módulo de balance energético, donde es consolidada y almacenada para su posterior procesamiento. Esta base de datos centralizada permite tener trazabilidad histórica del comportamiento de los alimentadores y facilita la auditoría energética mensual.

Una vez transcurrido el ciclo mensual de facturación, se procede a vincular las mediciones de cabecera con los consumos asociados a cada una de las subestaciones de distribución secundaria conectadas a dicho alimentador. Cada subestación, a su vez, mantiene una relación jerárquica con los suministros individuales registrados por medidores comerciales.

Finalizado el proceso de lectura comercial —que se ejecuta a través del sistema de gestión de medición y facturación de la empresa— se lleva a cabo una comparación entre la energía registrada en la cabecera del alimentador (aguas arriba) y la sumatoria de todas las lecturas de consumo aguas abajo, incluyendo tanto usuarios regulados como no regulados.

Además de la energía medida por clientes finales, en el balance se integran otros componentes operativos relevantes, tales como:

- Consumo de alumbrado público, cuyo valor es proyectado en base a potencia instalada, tiempo de funcionamiento promedio y curvas de carga típicas por zona.
- Servicios extraordinarios, como suministros temporales, usos internos o conexiones eventuales.

- Recuperos de energía, asociados a regularizaciones, ajustes técnicos o intervenciones comerciales posteriores.

La suma de estos elementos permite generar un balance energético completo, donde se compara la energía total medida en el origen del alimentador frente al conjunto de consumos y usos identificados en la red aguas abajo. La diferencia entre ambos valores representa el total de pérdidas del sistema, las cuales se clasifican posteriormente en técnicas y no técnicas, en función de estimaciones basadas en la infraestructura, condiciones de operación y control comercial.

Este proceso, aunque sistemático, aún depende del procesamiento mensual de datos y de la completitud del ciclo de facturación, lo que puede limitar la capacidad de respuesta en tiempo real. Por esta razón, la presente investigación propone complementar este procedimiento mediante el uso de la inteligencia artificial, específicamente redes neuronales, que permitan estimar de forma dinámica y con mayor resolución las pérdidas energéticas, así como identificar patrones de comportamiento anómalos dentro del sistema.

Ilustración 3.1

a anc d n r a d M is r ad

Balance de Energía por AMT	EVOLUCION	2024 Enero	2024 Febrero	2024 Marzo	2024 Abril	2024 Mayo	2024 Junio	2024 Julio	2024 Agosto	2024 Setiembre	2024 Octubre	2024 Noviembre	2024 Diciembre	TOTAL
1. Compra de Energía/Potencia		**2,344,302**	**2,175,447**	**2,318,403**	**2,303,368**	**2,396,038**	**2,282,411**	**2,391,220**	**2,435,080**	**2,321,769**	**2,431,047**	**2,412,439**	**2,392,607**	**28,204,131**
2. Sistema Aislado y/o Propio (Neto) (2.1 - 2.2 - 2.3 - 2.4)		**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**
2.1. Generación Bruta		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
2.2. Consumo propio de generación		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
2.3. Generación exportada		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
2.4. Consumo propio de SET		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
3. Ventas a Otras Empresas		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
4. Transferencias		-1,016	-21,206	0	0	0	35,773	0	-15,977	15,297	-538	-11,434	75,462	**76,360**
5. Energía/Potencia Total Disponible (1 + 2 - 3 + 4)		**2,343,286**	**2,154,241**	**2,318,403**	**2,303,368**	**2,396,038**	**2,318,184**	**2,391,220**	**2,419,103**	**2,337,066**	**2,430,509**	**2,401,005**	**2,468,070**	**28,280,492**
6. Ventas de Energía/Potencia a Clientes en MAT y AT		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
6.1. Mercado Libre		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
6.1.1. En Muy Alta Tensión														**0**
6.1.2. En Alta Tensión		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
6.2. Mercado Regulado		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
6.2.1. En Muy Alta Tensión														**0**
6.2.2. En Alta Tensión		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
7. Pérdidas en Transmisión		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
7.1. En Muy Alta Tensión														**0**
7.2. En Alta Tensión														**0**
8. Pérdidas en Transformación MAT/AT/MT														**0**
9. Energía/Potencia entregada al Sistema de Distribución en MT y BT		**2,343,286**	**2,154,241**	**2,318,403**	**2,303,368**	**2,396,038**	**2,318,184**	**2,391,220**	**2,419,103**	**2,337,066**	**2,430,509**	**2,401,005**	**2,468,070**	**28,280,492**
10. Total Ventas en MT		**506,239**	**463,087**	**450,161**	**433,332**	**469,100**	**486,569**	**446,388**	**506,386**	**502,227**	**494,057**	**552,215**	**505,984**	**5,815,746**
10.1. MT1 (Libres)		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
10.2. MT2		3,194	2,317	4,586	7,451	11,737	6,273	8,621	7,507	6,946	8,007	9,260	6,490	**82,388**
10.3. MT3P		37,666	35,303	27,715	35,565	34,977	34,609	33,709	33,831	35,172	35,300	36,007	35,431	**415,284**
10.4. MT3FP		5,333	5,255	9,666	5,582	5,280	5,976	5,342	5,226	5,547	5,534	5,971	5,786	**70,498**
10.5. MT4P		97,338	418,452	408,194	98,252	415,490	97,979	396,801	458,027	452,834	443,545	499,312	456,164	**4,242,387**
10.6. MT4FP		362,708	1,760	0	286,483	1,616	341,733	1,916	1,796	1,729	1,672	1,664	2,113	**1,005,189**
10.7. Recuperos en MT		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
10.8. Servicios Extraordinarios en MT		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
11. Total Ventas en BT		**1,700,889**	**1,628,405**	**1,591,873**	**1,709,074**	**1,691,807**	**1,704,909**	**1,719,800**	**1,751,602**	**1,753,122**	**1,716,066**	**1,696,752**	**1,705,693**	**20,369,991**
11.1. BT1 (Libres)		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
11.2. BT2		3,446	3,711	3,259	3,508	3,374	3,602	3,371	3,519	3,437	3,467	3,295	3,665	**41,653**
11.3. BT3P		16,193	16,313	14,479	15,288	14,682	13,468	12,752	13,888	14,282	12,333	15,066	15,155	**173,899**
11.4. BT3FP		1,573	1,126	1,060	1,060	1,013	1,530	928	1,020	1,048	3,190	1,124	1,036	**15,708**
11.5. BT4P		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
11.6. BT4FP		0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	**1**
11.7. BT5A		6,693	7,005	6,267	7,000	6,553	7,003	6,632	6,764	6,975	6,303	7,030	6,082	**80,307**
11.8. BT5B Residencial		1,571,040	1,503,537	1,464,171	1,575,132	1,551,461	1,570,050	1,583,172	1,614,362	1,621,516	1,584,592	1,568,058	1,574,868	**18,781,959**
11.9. BT5B No Residencial		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
11.10. BT5C - AP		82,674	80,596	86,863	85,215	99,263	92,993	95,779	94,450	87,940	86,975	84,097	84,159	**1,061,004**
11.11. BT5D		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
11.12. BT6		14,837	14,837	14,837	14,837	14,837	14,837	14,837	15,215	15,215	15,215	15,215	14,837	**179,550**
11.13. BT7		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	**0**
11.14. Recuperos en BT		175	303	324	263	359	1,379	2,041	2,041	2,315	3,358	596	4,392	**17,546**
11.15. Servicios Extraordinarios en BT		4,258	977	613	6,771	266	48	289	345	395	634	2,271	1,498	**18,364**
12. Consumo Propio de Instalaciones ELSE		**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	**0**	
13. Total Ventas en MT + BT		**2,207,128**	**2,091,491**	**2,042,033**	**2,142,406**	**2,160,907**	**2,191,478**	**2,166,189**	**2,257,989**	**2,255,350**	**2,210,123**	**2,248,966**	**2,211,676**	
14. Consumo Total		**2,207,128**	**2,091,491**	**2,042,033**	**2,142,406**	**2,160,907**	**2,191,478**	**2,166,189**	**2,257,989**	**2,255,350**	**2,210,123**	**2,248,966**	**2,211,676**	**26,185,737**
15. Pérdidas de distribución en MT y BT (kWh)		**136,158**	**62,750**	**276,370**	**160,961**	**235,130**	**126,706**	**225,031**	**161,114**	**81,717**	**220,386**	**152,039**	**256,393**	**2,094,755**
16. Porcentaje de Pérdidas de distribución (%)		**5.81%**	**2.91%**	**11.92%**	**6.99%**	**9.81%**	**5.47%**	**9.41%**	**6.66%**	**3.50%**	**9.07%**	**6.33%**	**10.39%**	**7.41%**
17. Porcentaje de Pérdidas en transmisión y subtransmisión (%)		**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**	**0.00%**
18. Porcentaje de Pérdidas Totales (%)		**5.81%**	**2.91%**	**11.92%**	**6.99%**	**9.81%**	**5.47%**	**9.41%**	**6.66%**	**3.50%**	**9.07%**	**6.33%**	**10.39%**	**7.41%**

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración:** Propia.

3.2.1 *Detalle del medidor ION registrador en cabecera de subestación*

El medidor PowerLogic ION8650 de Schneider Electric es un dispositivo avanzado de medición eléctrica diseñado para aplicaciones de facturación en alta precisión, análisis de calidad de energía y monitoreo en tiempo real en subestaciones, plantas industriales y redes de distribución. Este equipo destaca por su conformidad con los estándares internacionales IEC 62053-22 Clase 0.2S y ANSI C12.20 Clase 0.1, lo que garantiza exactitud en la medición de energía activa y reactiva (Schneider Electric, 2020).

El ION8650 integra funciones de medición bidireccional en cuatro cuadrantes, visualización en pantalla, múltiples puertos de comunicación (Ethernet, Modbus, DNP3, IEC 61850, IRIG-B), así como registro de eventos de calidad de energía como sags, swells, transitorios, armónicos y desequilibrios, bajo la norma IEC 61000-4-30. Además, posee memoria interna escalable (hasta 128 MB), puertos digitales de entrada/salida y módulos de expansión opcionales, facilitando su integración en sistemas SCADA o plataformas de gestión energética (Power Solutions, 2019).

Su arquitectura basada en la tecnología ION permite configurar módulos lógicos internos sin necesidad de programación avanzada, lo cual lo hace altamente adaptable a distintas configuraciones de red y necesidades operativas. Asimismo, es compatible con sistemas de supervisión como Power Monitoring Expert (PME), facilitando la centralización de datos y el análisis histórico del comportamiento eléctrico en instalaciones críticas.

Aplicaciones comunes

- Medición para facturación de interconexiones eléctricas.

- Monitoreo de pérdidas técnicas y no técnicas en alimentadores.
- Detección de eventos de calidad de energía.
- Supervisión de subestaciones y control de demanda.
- Validación de transferencias de carga o intercambios energéticos entre alimentadores o áreas operativas.

3.3 Limitaciones Operativas en la Gestión del Balance de Energía.

A pesar de contar con una infraestructura digital para la captura y centralización de información energética, el proceso de balance de energía actualmente implementado por Electro Sur Este S.A.A. presenta limitaciones operativas y estructurales que afectan la precisión del análisis y la toma de decisiones en tiempo oportuno. Una de las principales debilidades radica en la forma en que se gestiona la información dentro del sistema SIELSE, donde los datos provenientes de los medidores ION se cargan en bruto, sin ningún tipo de procesamiento o depuración preliminar.

Figura 3-4

Medidor de Energía Multifunción PowerLogic ION8650 de Schneider Electric – QU-02.

Fuente: Electro Sur Este S.A.A.

Esta entrega de datos “crudos” implica que la información no pasa por filtros que permitan validar condiciones particulares de la red, como lo son las transferencias temporales de carga entre alimentadores de media tensión (AMT) o los errores de asignación de suministros por zonificación incorrecta. Dichas omisiones generan desajustes en la correspondencia real entre el flujo energético registrado aguas arriba y el consumo aguas abajo, afectando directamente la calidad del balance mensual.

El caso más crítico ocurre con las transferencias de carga entre AMTs, que son maniobras comunes ejecutadas desde el centro de control para mantener la continuidad del servicio ante mantenimientos programados, fallas u otras contingencias. Si bien estas transferencias se registran de manera manual en las bitácoras operativas del centro de control, la actualización en el sistema SIELSE no es inmediata. Por el contrario, existe una brecha de varias semanas entre la ejecución de la maniobra y su integración formal al sistema de análisis de energía.

Este desfase temporal impide contar con información fiel y sincronizada al momento de calcular el balance energético mensual, generando distorsiones importantes en los reportes de pérdidas. Además, esta demora restringe severamente la capacidad de la empresa para implementar medidas correctivas o de control, especialmente en lo referente a la gestión activa de pérdidas de energía no técnicas, donde la inmediatez de acción es un factor clave.

En este contexto, se evidencia la necesidad de contar con métodos predictivos e inteligentes que puedan adaptarse al comportamiento dinámico de la red y brindar soporte en tiempo real a las tareas de monitoreo y toma de decisiones. La aplicación de redes neuronales en este estudio se orienta justamente a resolver esta carencia, permitiendo procesar datos históricos con mayor profundidad, identificar inconsistencias no evidentes a simple vista y generar estimaciones ajustadas incluso en ausencia de información confirmada o demorada por procesos administrativos.

- Al inactivo de manera inmediata mientras la salida “falsa” cambia después del tiempo correspondiente al tiempo muerto.

- Si el intervalo de tiempo se resetea al estado inactivo en un evento underflow (solo en el modo simétrico), ambas salidas se van al estado inactivo inmediatamente y no se generan tiempos muertos.

3.4 Pérdidas Técnicas de Energía Eléctrica en el alimentador QU-02

Las pérdidas técnicas de energía eléctrica constituyen un fenómeno inherente a todo sistema de distribución, originado principalmente por el efecto Joule en los conductores, así como por las pérdidas en el núcleo y el devanado de los transformadores. Estas pérdidas, aunque inevitables, pueden ser modeladas, cuantificadas y gestionadas con el uso de herramientas computacionales especializadas. En el presente estudio, se aborda el análisis de las pérdidas técnicas en el alimentador QU-02 del sistema eléctrico de distribución de Cusco, el cual presenta una infraestructura heterogénea, con múltiples subestaciones, líneas primarias y secundarias, así como una variabilidad significativa en la demanda de sus usuarios.

Las pérdidas técnicas ascienden a 1,456.75MWh, en lo que concierne a pérdidas en transformadores y pérdidas en línea de distribución, esto se detallara en la tabla 3.4 y 3.5.

3.5 Clientes con Carga Considerable en el Alimentador QU-02.

Ilustración 3-2

Ubicación de clientes con mayor carga en el Alimentador QU-02

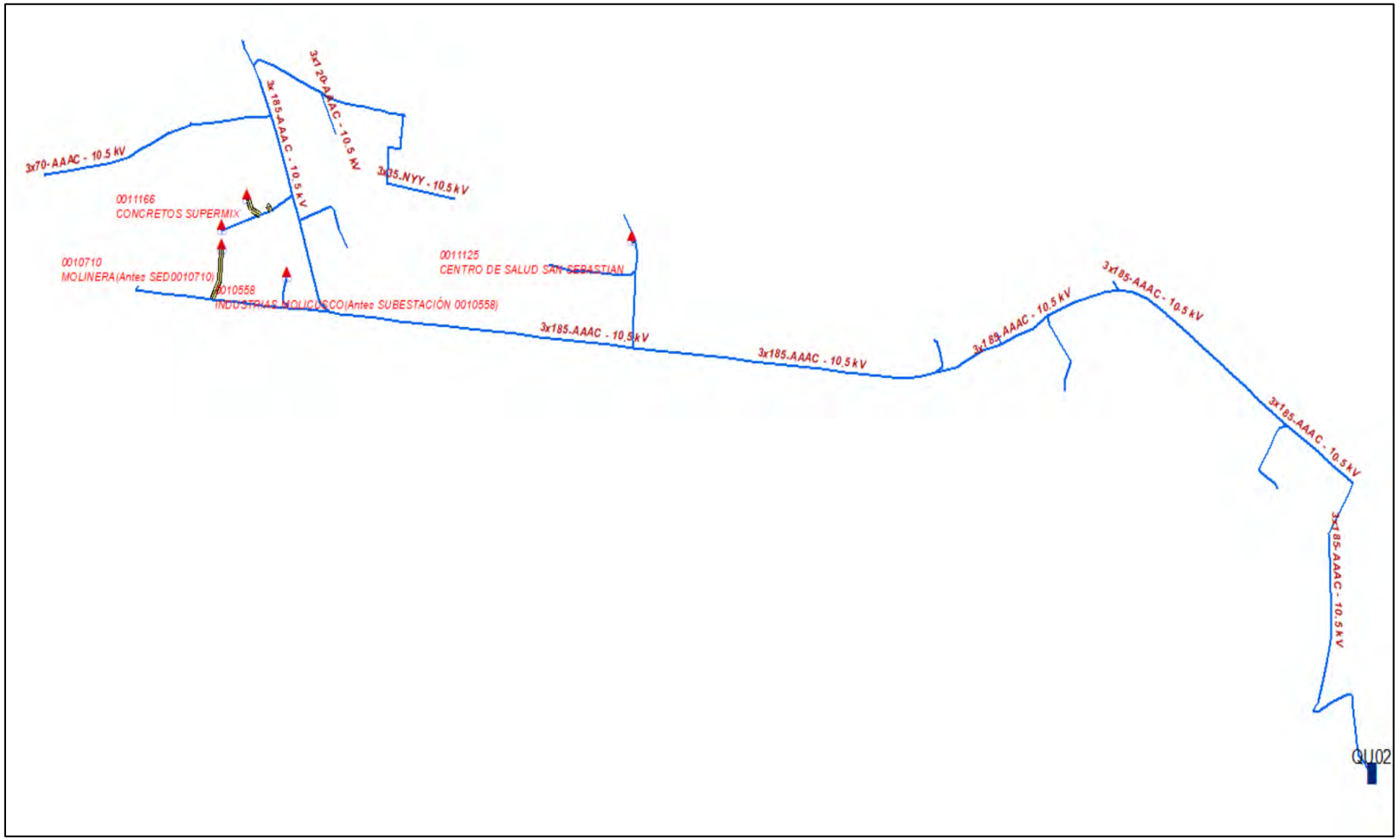


Tabla 3.3

Detalle de la Potencia Instalada y Demanda Máxima de Consumidores de Media Tensión con Mayor Carga en el Alimentador QU-02. Año 2024.

NOMBRESED	DIRECCIONSED	TIPO POSTE	CODIGO PROPIERTARIO	AMT	TENSION PRIMARIO	TENSION SECUNDARIA	POTENCIA INSTALADA	MAXIMA DEMANDA
INDUSTRIAS MOLICUSCO (Antes SUBESTACION 0010558)	REP. DE PARAGUAY(INDUSTRIAS MOLICUSCO)	BIP	PA	QU-02	10.5	220	150	**130.45**
MOLINERA (Antes SED0010710)	REP. DE ARGENTINA (Antes ZONA NO HABITADA 3)	BIP	PA	QU-02	10.5	220	100	**82.52**
PARQUE INDUSTRIAL V (Antes SUBESTACION 0010358)	INTERSEC. LAS AMERICAS - REP. DE ARGENTINA (Antes ZONA NO HABILITADA II)	BIP	PU	QU-02	10.5	220	130	**107.80**
CONCRETOS SUPERMIX	REPUBLICA DE VENEZUELA - PARQUE INDUSTRIAL	BIP	PA	QU-02	10.5	220	120	**67.58**
CENTRO DE SALUD SAN SEBASTIAN	ESQUINA MARCO ZAPATA CON GARCILASO	BIP	PA	QU-02	10.5	220	135	**98.54**

La Tabla 3.3 denominada “Detalle de la Potencia Instalada y Demanda Máxima de Consumidores de Media Tensión con Mayor Carga en el Alimentador QU-02. Año 2024” expone la información técnica más representativa de los principales centros de carga conectados a dicho alimentador, evidenciando su aporte significativo en el consumo total de energía del sistema de distribución. En ella se detallan las subestaciones de tipo BIP, las cuales operan bajo un esquema de tensión primaria de 10.5 kV y una tensión secundaria de 220 V, configuradas para suministrar energía de manera eficiente a usuarios con requerimientos eléctricos de media potencia. Los valores registrados muestran potencias instaladas que fluctúan entre 100 kVA y 150 kVA, con demandas máximas que alcanzan entre 67.58 kW y 130.45 kW, lo que denota una utilización considerable de la capacidad instalada. Entre las instalaciones más relevantes destacan Industrias Molicusco, Parque Industrial V y el Centro de Salud San Sebastián, ubicadas en zonas de alta densidad industrial y de servicios esenciales, lo que pone de manifiesto la importancia operativa de estos puntos dentro del sistema eléctrico del distrito de San Sebastián. Este análisis resulta fundamental para comprender la distribución de cargas críticas en el alimentador QU-02 y orientar estrategias de gestión y planificación energética hacia la optimización de la infraestructura eléctrica durante el año 2024.

3.5.1 *Pérdidas de energía eléctrica en Transformadores en el AMT QU-02 al 2024*

Tabla 3.4

Resumen de Energía Eléctrica pérdidas en Transformadores en el AMT QU-02

Código del Alimentador	Compra de Energía (MWh)												Total, compra de Energía (MWh)
	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SET	OCT	NOV	DIC	
QU-02	2,344.3	2,175.5	2,318.4	2,303.4	2,396.0	2,282.4	2,391.2	2,435.1	2,321.8	2,431.1	2,412.4	2,392.6	**28,204.13**

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

%Eperd	Pérdidas de Energía (MWh)												
	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SET	OCT	NOV	DIC	Pérdidas de energía (MWh)
4.01%	93.95	87.19	92.92	92.31	96.03	91.47	95.83	97.59	93.05	97.43	96.69	95.89	1,130.36

Durante el año, el alimentador QU-02 del sistema de distribución eléctrica presentó una compra total de energía de 28,204.13 MWh, con un promedio mensual cercano a los 2,350 MWh. El factor de pérdidas técnicas (%Pperd) fue de 5.40 %, mientras que el factor de potencia (Fp) alcanzó un valor medio de 0.47, indicando condiciones operativas con posibles desequilibrios o baja eficiencia en la utilización de la energía reactiva. Asimismo, el factor de carga (Fc) fue de 0.63, lo cual refleja un nivel moderado de utilización de la capacidad instalada en el alimentador. Las pérdidas de energía mensuales oscilaron entre 87.19 MWh (febrero) y 97.59 MWh (agosto), acumulando un total anual de 1,130.36 MWh, equivalente a un **4.01 %** de pérdidas energéticas respecto a la energía comprada.

Estos indicadores sugieren la necesidad de un análisis más profundo del comportamiento operativo del alimentador, considerando la aplicación de redes neuronales artificiales.

3.5.2 *Pérdidas de energía eléctrica en Líneas de distribución en el AMT QU-02, al año 2024*

Tabla 3.5

Resumen de Energía Eléctrica pérdidas en Líneas de Distribución en el AMT QU-02

Código del Alimentador	Compra de Energía (MWh)											
	ENE	**FEB**	**MAR**	**ABR**	**MAY**	**JUN**	**JUL**	**AGO**	**SET**	**OCT**	**NOV**	**DIC**
QU-02	2,344.30	2,175.45	2,318.40	2,303.37	2,396.04	2,282.41	2,391.22	2,435.08	2,321.77	2,431.05	2,412.44	2,392.61

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

%Pperd	Fp	Fc	%Eperd	Pérdidas de Energía (MWh)												Pérdidas de Energía (MWh)
				ENE	**FEB**	**MAR**	**ABR**	**MAY**	**JUN**	**JUL**	**AGO**	**SET**	**OCT**	**NOV**	**DIC**	
1.56%	0.47	0.63	**1.16%**	27.13	25.18	26.83	26.66	27.73	26.41	27.67	28.18	26.87	28.13	27.92	27.69	326.39

En este escenario, el alimentador QU-02 registró una compra total anual de energía de 28,204.13 MWh. Las pérdidas técnicas representaron un 1.56 % de dicha energía, mientras que el porcentaje total de pérdidas energéticas se estimó en 1.16 %, equivalente a 326.39 MWh anuales. El factor de potencia (Fp) se mantuvo en 0.47, y el factor de carga (Fc) en 0.63, conservando los mismos valores operativos respecto al escenario anterior. Las pérdidas mensuales fueron más reducidas, fluctuando entre 25.18 MWh (febrero) y 28.18

MWh (agosto), lo que sugiere una mejora en la eficiencia del sistema o un modelo método de estimación diferente. La comparación con registros anteriores evidencia una disminución significativa en las pérdidas absolutas y porcentuales, lo que permite suponer un escenario más controlado o refinado en términos de balance energético. Estos resultados constituyen una base cuantitativa para validar métodos predictivos de pérdidas y evaluar la consistencia operativa del alimentador a lo largo del año.

Los factores de pérdidas y Factor de Carga se muestran en el Anexo 10.

3.6 Proceso de redes neuronales

El proceso de implementación de redes neuronales artificiales (RNA) en esta investigación se orientó al modelado y estimación del balance de energía en el alimentador QU-02, utilizando datos históricos recolectados desde el año 2019 hasta 2024. Para ello, se empleó la herramienta *Neural Net Fitting* del entorno MATLAB, que permite ajustar redes tipo *feedforward* mediante algoritmos de retro propagación, específicamente el método de Levenberg–Marquardt, debido a su alta eficiencia en problemas de regresión no lineal.

Inicialmente, se realizó la normalización de los datos de entrada energía activa, factor de potencia y carga a un rango entre -1 y 1, lo cual facilita el entrenamiento de la red y mejora la convergencia. Posteriormente, se dividió la base de datos en tres subconjuntos: entrenamiento (70%), validación (15%) y prueba (15%), garantizando que el método generalice adecuadamente sin sobreajuste.

El entrenamiento de la red se realizó utilizando una semana característica libre de perturbaciones (del 21 al 28 de septiembre de 2024), lo que permitió que la RNA identificara patrones reales del consumo eléctrico. La arquitectura óptima encontrada incluyó una capa oculta con diez neuronas, logrando un error medio cuadrático (MSE) inferior al 1%, evidenciando alta precisión.

Una vez entrenada, la red fue utilizada para interpolar datos faltantes, estimar la demanda para el año 2025 y evaluar las pérdidas técnicas no observadas en registros convencionales. Este proceso validó la capacidad de las redes neuronales para representar dinámicamente el comportamiento energético del sistema, brindando una herramienta eficaz para la toma de decisiones operativas y el fortalecimiento de la gestión energética.

3.6.1 *Recolección de datos (mediciones)*

La recolección de datos constituye la base fundamental para el desarrollo del balance energético aplicado al alimentador QU-02. Esta etapa consistió en la obtención de registros históricos de medición provenientes de equipos PowerLogic ION8650, instalados en puntos estratégicos del sistema de distribución, los cuales proporcionan información de pulsos de energía activa en intervalos de 15 minutos. Los datos recopilados abarcan el periodo comprendido entre los años 2019 y 2024, lo que permite contar con una muestra representativa para el análisis estacional y anual del comportamiento de la demanda eléctrica.

Los archivos extraídos incluyen variables como energía activa, demanda máxima, voltaje, corriente y factor de potencia, que son esenciales para la caracterización del alimentador. Estos datos fueron gestionados y depurados utilizando hojas de cálculo en Microsoft Excel, eliminando valores atípicos y vacíos. Además, se realizó una codificación temporal precisa que facilita su posterior procesamiento en MATLAB. La calidad y consistencia de esta información resultan críticas, ya que sobre ella se entrena y valida las redes neuronales que se aplicará en la estimación de puntos faltantes y la proyección de demanda para el año 2025.

3.6.2 *Estimación de factor de la demanda utilizando RN para el año 2025.*

La estimación del factor de demanda proyectado para el año 2025 en el alimentador QU-02 se realizó mediante la implementación de redes neuronales artificiales (RNA), con el objetivo de identificar patrones de consumo histórico y predecir escenarios futuros bajo condiciones operativas similares. Este proceso se fundamenta en la capacidad de las RNA tipo *feedforward* con retro propagación del error para modelar relaciones no lineales complejas entre variables eléctricas como la carga, energía consumida y horas de máxima demanda.

Para el entrenamiento de las redes neuronales, se utilizaron datos horarios de energía activa registrados entre los años 2019 y 2024, los cuales fueron normalizados y organizados en estructuras temporales mediante scripts en MATLAB. La red fue entrenada con el algoritmo Levenberg–Marquardt, alcanzando una convergencia óptima con errores promedio inferiores al 1%. Posteriormente, se validó con semanas características representativas libres de perturbaciones, como mantenimientos o transferencias de carga.

Los resultados obtenidos permitieron proyectar el perfil diario y mensual del alimentador para el año 2025, y con ello, calcular el factor de demanda como la relación entre la demanda máxima proyectada y la demanda promedio del mismo periodo. Esta estimación es esencial para la planificación operativa, ya que refleja el grado de utilización del sistema frente a su capacidad instalada y permite anticipar posibles desequilibrios, reforzando el proceso de balance energético mediante inteligencia artificial.

3.6.3 *Análisis Mediante Diagrama Unifilar para Ubicar Puntos de Transferencia de Carga.*

El análisis del sistema de distribución mediante el diagrama unifilar del alimentador QU-02 constituye una herramienta clave para la identificación de puntos estratégicos de transferencia de carga. Este diagrama representa de manera esquemática y funcional la topología eléctrica del alimentador, detallando las conexiones entre subestaciones, seccionadores, equipos de protección, nodos de interconexión y derivaciones hacia otros alimentadores vecinos.

A través del estudio del diagrama unifilar, se lograron identificar los puntos donde históricamente se realizan transferencias de carga ante contingencias, mantenimientos o redistribución de la demanda. Estos puntos, comúnmente ubicados en subestaciones terminales o en intersecciones con alimentadores paralelos, son fundamentales para el balance energético, ya que impactan directamente en la continuidad del suministro y la redistribución de flujos eléctricos.

La evaluación visual y técnica del unifilar permitió mapear estos nodos de transferencia y asociarlos con eventos registrados en el SCADA, validando su operatividad y frecuencia de uso. Esta información se integró a las redes neuronales para incorporar las posibles variaciones que se generan ante cada transferencia, mejorando así la precisión del balance energético y la estimación de pérdidas. Además, permitió delimitar zonas críticas donde se requiere reforzamiento o automatización para facilitar una gestión más eficiente de la red.

3.6.4 *Detección de anomalías en la medición en el alimentador QU-02, corroboradas con la información de centro de control.*

Durante el análisis de datos históricos del alimentador QU-02, se identificaron diversas anomalías en los registros de medición provenientes de los medidores PowerLogic ION8650. Estas inconsistencias incluyeron pérdidas de datos, variaciones abruptas en la energía activa, valores nulos en franjas horarias y saltos irregulares en el comportamiento del consumo, los cuales no correspondían al patrón normal de demanda del alimentador.

Para validar y explicar estas anomalías, se recurrió a la información operativa registrada en el Centro de Control de la empresa distribuidora. A través de la revisión de bitácoras de eventos, reportes de mantenimiento y registros de maniobras, se logró establecer correspondencia entre las distorsiones en los datos y eventos tales como transferencias de carga, interrupciones por fallas, mantenimientos programados y desconexiones temporales de equipos.

Esta verificación cruzada permitió depurar adecuadamente las bases de datos utilizadas en el modelado y asegurar que las anomalías no fueran interpretadas como errores de medición ni patrones reales del sistema. Adicionalmente, se emplearon técnicas de interpolación y reconstrucción de datos únicamente en los casos donde las fallas no fueron críticas, manteniendo la integridad del análisis. Esta etapa fue fundamental para garantizar la confiabilidad del método

basado en redes neuronales, dado que entrenarlo con datos erróneos podría afectar la precisión de las predicciones del balance energético.

3.6.5 *Estimación de los pulsos (mediciones cada 15 minutos) utilizando datos hasta el año 2024, en QU-02.*

La estimación de pulsos de energía cada 15 minutos fue un componente clave en la caracterización detallada del comportamiento del alimentador QU-02. Esta granularidad en las mediciones permite una mayor precisión en el análisis del perfil de carga, la identificación de anomalías y la aplicación eficiente de métodos predictivos. Para ello, se emplearon los registros históricos obtenidos del medidor PowerLogic ION8650, el cual almacena datos en intervalos cuarto horarios, proporcionando información crítica sobre el consumo real.

El periodo de análisis comprendió desde enero de 2019 hasta diciembre de 2024. Se identificaron tramos con datos incompletos, los cuales fueron procesados utilizando técnicas de interpolación lineal y media móvil, garantizando la continuidad de la serie temporal sin alterar sus tendencias naturales. Estos datos fueron normalizados para su posterior uso en el entrenamiento de redes neuronales, manteniendo la coherencia en los valores de energía activa, reactiva y potencia.

La reconstrucción de los pulsos faltantes se validó con la información del sistema SCADA y las bitácoras del centro de control, especialmente en eventos de transferencias de carga o interrupciones. El resultado fue una base de datos robusta, que permitió representar con alta resolución el comportamiento energético del alimentador QU-02 y alimentar método de predicción con una periodicidad realista y operativamente significativa.

3.6.6 *Multiplicación de factor de demanda estimado a los pulsos, para encontrar los pulsos al año 2025.*

Una vez obtenida la serie continua de pulsos de energía cada 15 minutos correspondiente al alimentador QU-02 hasta el año 2024, se procedió a estimar los pulsos para el año 2025 mediante la aplicación del factor de demanda proyectado. Este factor fue previamente estimado utilizando redes neuronales artificiales entrenadas con los registros históricos de consumo, comportamiento estacional y patrones operativos detectados en el periodo 2019–2024.

La proyección se realizó multiplicando los pulsos base de cada intervalo por el valor correspondiente del factor de demanda estimado para 2025, ajustado mensualmente para reflejar la evolución esperada de la carga. Este procedimiento permitió generar un conjunto de pulsos representativos del comportamiento futuro del alimentador, considerando la tendencia de crecimiento, eventos recurrentes y transferencias históricas.

La metodología permitió simular el escenario energético del alimentador QU-02 con alta resolución temporal, proporcionando una base sólida para análisis de pérdidas, planificación de mantenimiento, y evaluaciones técnicas y económicas bajo condiciones operativas futuras. Esta proyección constituye un insumo esencial para el cálculo del balance energético proyectado al 2025 y la validación de estrategias de gestión inteligente de la red.

3.6.7 *Reemplazo de los puntos estimados en el análisis de balance de energía*

Una vez proyectados los pulsos de energía para el año 2025 mediante el uso de redes neuronales artificiales, el siguiente paso consistió en incorporar dichos valores en el análisis de balance energético del alimentador QU-02. Este procedimiento implicó sustituir los datos faltantes, distorsionados o ausentes debido a eventos como transferencias de carga, mantenimientos o fallos de comunicación, por los valores estimados con la red neuronal.

La sustitución se realizó de manera controlada, identificando previamente los intervalos afectados en la base de datos original y marcándolos como segmentos críticos. Posteriormente, los valores generados por la red neuronal fueron integrados únicamente en esos puntos, asegurando la integridad del resto de los datos. Esta estrategia permitió reconstruir el perfil energético sin alterar los patrones reales de operación, manteniendo la coherencia del análisis.

El uso de datos estimados permitió realizar un balance de energía más preciso y continuo, eliminando las discontinuidades que comprometen la confiabilidad de los indicadores como pérdidas técnicas, factor de carga y eficiencia operativa. Asimismo, la incorporación de estas proyecciones fortalece la toma de decisiones, al brindar una visión más realista del comportamiento futuro del sistema bajo condiciones operativas normales.

3.7 Comparación de niveles de pérdidas obtenidos por la concesionaria y por el análisis con redes neuronales

En esta fase, se comparan los porcentajes de pérdidas energéticas mensuales obtenidos por la concesionaria eléctrica mediante su sistema convencional, con los resultados calculados a partir de las redes neuronales desarrollado en esta investigación. La finalidad de este contraste es identificar discrepancias y validar la capacidad predictiva, especialmente en contextos donde existen vacíos o distorsiones de datos.

Las redes neuronales, al ser entrenadas con perfiles históricos confiables y corregidos, logran estimar valores coherentes incluso en ausencia de datos completos, lo cual genera diferencias frente a los cálculos de la concesionaria, que muchas veces no consideran eventos como transferencias de carga o fallas en la medición. Esta comparación evidencia que el análisis basado en inteligencia artificial ofrece una estimación más estable y continua, útil como herramienta de auditoría energética y mejora del proceso de balance de energía.

CAPÍTULO. IV

4. Análisis de resultados obtenidos de la red neuronal

4.1 Introducción.

El presente capítulo se orienta a la exposición, interpretación y validación de los resultados obtenidos a partir de la implementación basado en inteligencia artificial, específicamente utilizando redes neuronales artificiales (RNA), como herramienta de apoyo en la gestión de pérdidas energéticas dentro del alimentador QU-02, perteneciente a la red de distribución eléctrica de la ciudad del Cusco. La aplicación ha sido desarrollada bajo un enfoque predictivo y reconstructivo, que permite abordar de manera eficiente las deficiencias existentes en los métodos convencionales de balance de energía empleados por la empresa concesionaria.

A lo largo del proceso de análisis, se ha hecho uso de un conjunto de datos históricos que abarca desde el año 2019 hasta octubre de 2024, extraídos directamente de equipos de medición de alta precisión como los medidores PowerLogic ION8650. Estos datos fueron cuidadosamente tratados, seleccionando períodos representativos mediante la identificación de una semana característica libre de anomalías, la cual sirvió como base para el entrenamiento de la red neuronal. Este procedimiento permitió simular y reconstruir perfiles de consumo energético con un alto nivel de fidelidad temporal, logrando interpolar valores faltantes o distorsionados debido a interrupciones, transferencias de carga, maniobras operativas o fallas en el sistema de monitoreo.

Mediante el uso de MATLAB y su entorno especializado en aprendizaje supervisado, se entrenó una red neuronal de tipo feedforward con retro propagación, empleando el algoritmo de Levenberg-Marquardt, que permitió alcanzar un error relativo por debajo del 1%. Este nivel de precisión evidencia la robustez para estimar datos en zonas de incertidumbre, optimizando así la

calidad del perfil de carga, indispensable para la elaboración de un balance energético más exacto y coherente con la realidad operativa.

Este capítulo detalla, en primer lugar, el comportamiento histórico del consumo energético en el alimentador QU-02, evidenciando tendencias, estacionalidades y eventos disruptivos. Posteriormente, se presenta el proceso de reconstrucción de la curva de carga para el año 2024, así como la proyección de la demanda para el año 2025, estableciendo comparaciones entre los resultados obtenidos mediante la red neuronal y los registros convencionales utilizados por la concesionaria. Esta comparación permite identificar brechas de información que, de no ser corregidas, generan subestimaciones en el cálculo de pérdidas, las cuales pueden representar montos económicos significativos.

4.2 Explicación del cuadro correspondiente al procedimiento de la red neuronal.

4.2.1 *Recolección de datos (mediciones)*

Todo inicia con la obtención de datos reales de medición eléctrica —por ejemplo, energía activa, potencia, corriente o pulsos de medidores— correspondientes a años anteriores (hasta 2024). Estos datos son la base para entrenar la red neuronal y realizar los análisis posteriores.

4.2.2 *Análisis mediante diagrama unifilar*

Se emplea el diagrama unifilar del sistema eléctrico (representación esquemática de los alimentadores, transformadores y cargas) para ubicar los puntos donde puede ocurrir transferencia de carga. Este paso es importante para entender cómo fluye la energía y dónde podrían producirse anomalías o pérdidas.

4.2.3 *Detección de anomalías en la medición del alimentador QU-02*

Aquí se analizan los datos medidos en el alimentador QU-02, verificando comportamientos anómalos (por ejemplo, caídas de tensión, errores de medición o desequilibrios de carga).

Estas anomalías se corroboran con la información del centro de control, que tiene registros operativos del sistema (como interrupciones o transferencias reales de carga).

4.2.4 *Estimación del factor de demanda utilizando redes neuronales (RN)*

En este bloque se aplica la de red neuronal previamente entrenado para predecir el factor de demanda del año 2025.

El factor de demanda es la relación entre la demanda máxima y la demanda promedio, y sirve para proyectar el consumo futuro con base en los datos históricos y patrones aprendidos por la RN.

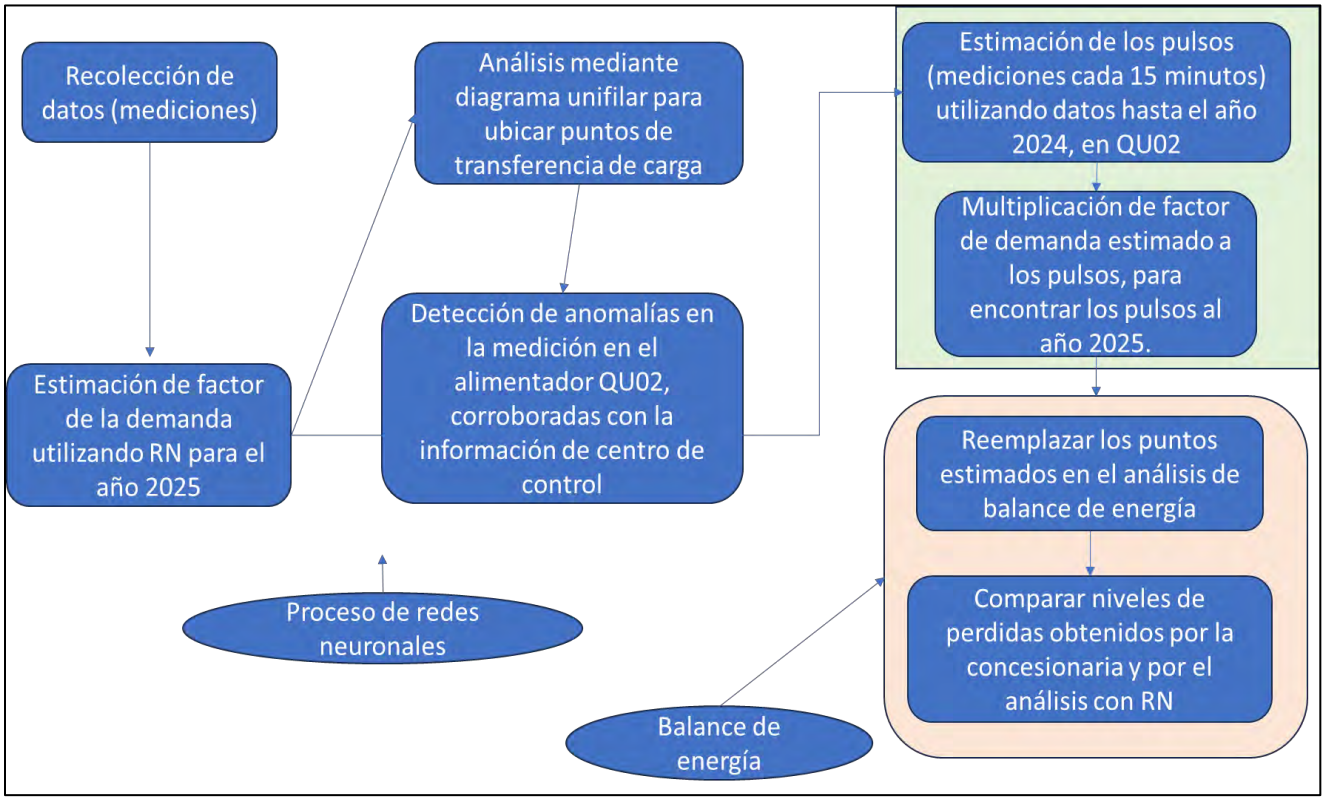
4.2.5 *Estimación de los pulsos y proyección para 2025*

Con los datos medidos cada 15 minutos hasta el año 2024, se estiman los pulsos (es decir, la energía medida por los equipos del alimentador QU-02).

Luego se multiplican esos pulsos por el factor de demanda estimado mediante las RN, para proyectar los pulsos esperados para el año 2025.

Figura 4-1

Flujograma del proceso de estimación y análisis del balance energético mediante redes neuronales en el alimentador QU-02.



Fuente y Elaboración: Propia.

4.3 Procedimiento para realizar la red neuronal

4.3.1 *Proyección inicial mediante red neuronal*

El primer paso consiste en la obtención de una proyección del consumo de energía para un horizonte determinado, en este caso el año 2025.

Para ello, se hace uso de una red neuronal previamente entrenada con datos históricos de consumo, los cuales incluyen series temporales que reflejan el comportamiento energético de los alimentadores durante varios años.

La red neuronal se encarga de identificar patrones de crecimiento, variaciones estacionales, y posibles tendencias de incremento o reducción de la demanda. Esta red neuronal predictiva se alimenta con los datos ya preprocesados, y su salida corresponde a la proyección del consumo esperado.

El objetivo principal de esta etapa es anticipar el comportamiento futuro de la demanda eléctrica, de modo que sirva como punto de partida para el análisis posterior.

4.3.2 *Análisis y consolidación del consumo de los alimentadores*

Una vez obtenidas las proyecciones iniciales, el siguiente paso es la consolidación de la información proveniente de los distintos alimentadores del sistema.
En esta fase se agrupan y suman los valores de consumo de los alimentadores seleccionados, con el propósito de obtener un panorama general del comportamiento del conjunto o de una zona específica del sistema eléctrico.

Además del cálculo de la suma total, en esta etapa se realiza un análisis gráfico y estadístico, que permite identificar posibles anomalías o valores atípicos. Dichas irregularidades

pueden deberse a errores de medición, cortes de suministro, o comportamientos no representativos del patrón habitual de consumo.

Este procedimiento resulta esencial, ya que garantiza que los datos que se utilicen posteriormente sean consistentes, limpios y representativos del comportamiento real del sistema.

4.3.3 *Obtención de la semana característica*

Una vez consolidados y depurados los datos, se procede a la identificación de la semana característica del sistema. Este concepto se refiere a aquella semana que resume de forma representativa el comportamiento promedio del consumo eléctrico, eliminando fluctuaciones atípicas y resaltando los patrones típicos de demanda entre los días de la semana y las horas del día.

El proceso consiste en analizar la información histórica del centro de control y seleccionar, a partir de un criterio estadístico, aquella semana que mejor refleje la dinámica energética promedio.

En algunos casos, se emplea el promedio ponderado de varias semanas similares para suavizar variaciones o compensar días anómalos. Él resultado de esta etapa es un perfil semanal limpio y estable, que servirá como base para alimentar la red neuronal en la siguiente fase.

4.3.4 *Aplicación de la semana característica a la red neuronal*

Con la semana característica definida, esta se utiliza como entrada principal de la red neuronal.

La idea es que la red neuronal aprenda y reproduzca el comportamiento de un patrón típico de consumo, extrapolándolo a distintos escenarios o condiciones de operación. En este punto, la red

neuronal no solo proyecta valores futuros, sino que también ajusta sus parámetros para reproducir perfiles de consumo coherentes con la realidad operativa del sistema.

Esta etapa es clave porque permite combinar la capacidad predictiva de la red neuronal con información representativa y depurada del sistema, mejorando significativamente la precisión y estabilidad de las predicciones. En otras palabras, la red neuronal deja de trabajar únicamente con datos crudos, y pasa a interpretar un patrón de referencia confiable, optimizando así su desempeño.

4.3.5 *Generación del perfil final mediante reemplazo de valores*

Finalmente, se realiza el reemplazo y ajuste de valores dentro del perfil de consumo generado, de acuerdo con las necesidades específicas del análisis. En esta fase se pueden modificar o sustituir determinados valores —ya sea por corrección de datos, simulación de escenarios o ajuste de límites operativos—, con el fin de obtener un perfil energético completo, libre de inconsistencias y adecuado para estudios posteriores.

El resultado final es un perfil de consumo limpio, representativo y proyectado, que puede ser utilizado para múltiples fines: planificación energética, dimensionamiento de sistemas eléctricos, evaluación del impacto de nuevas cargas, o incluso integración de fuentes renovables en el sistema.

4.4 Tendencia del consumo mensual de los años 2019–2024

Ya que la tesis compromete a un análisis para el año 2025, es importante tener en cuenta los siguientes puntos.

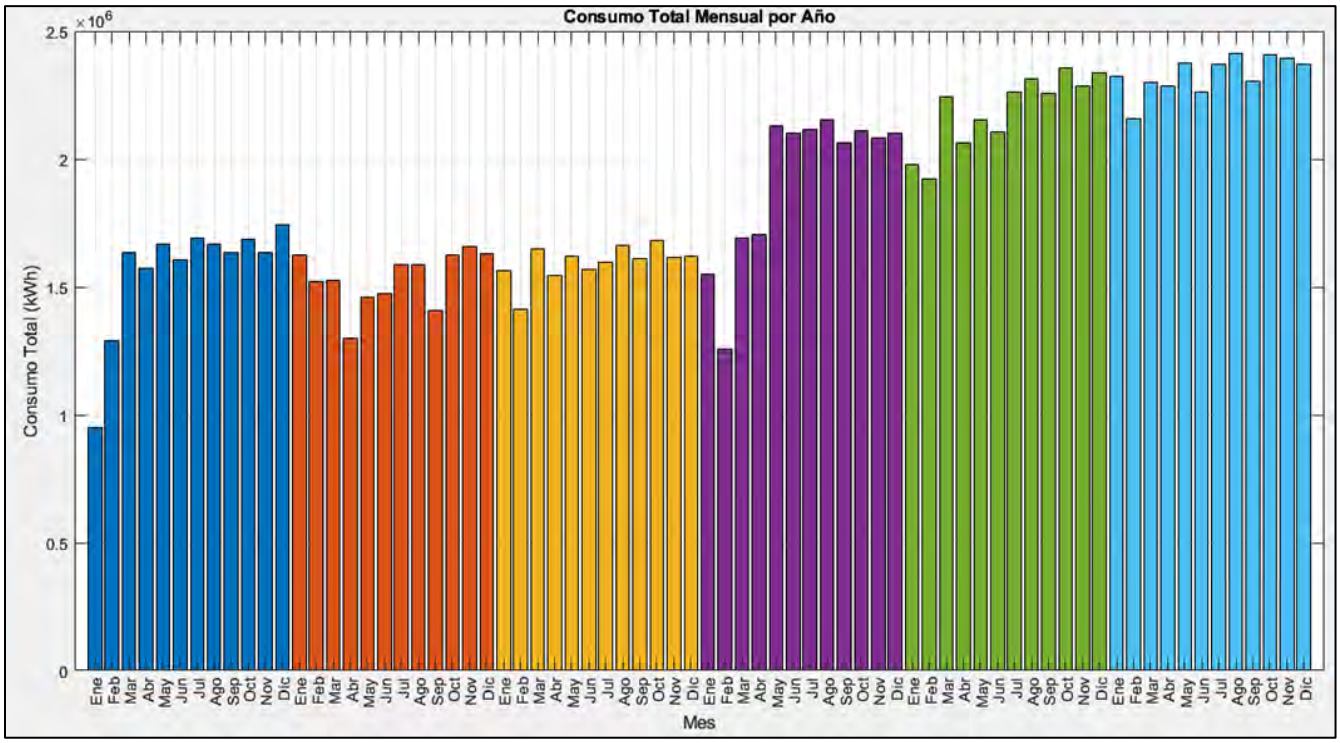
- Los datos utilizados para el análisis fueron desde enero del 2019 hasta octubre del 2024.

- Está siendo utilizado una aplicación del MATLAB (neural net fitting), para simular la red neuronal.
- Todos los datos son extraídos a partir de las mediciones de los medidores ION, que existen en la concesionaria.
- El análisis solo se centra en el alimentador QU-02.

Para este análisis son considerados los consumos mensuales totales por año, considerando los datos desde el año 2019, como se muestra en la siguiente Ilustración.

Ilustración 4-1

Análisis de la Tendencia y Estacionalidad del Consumo Total de Energía Eléctrica mensual por año AMT QU-02.



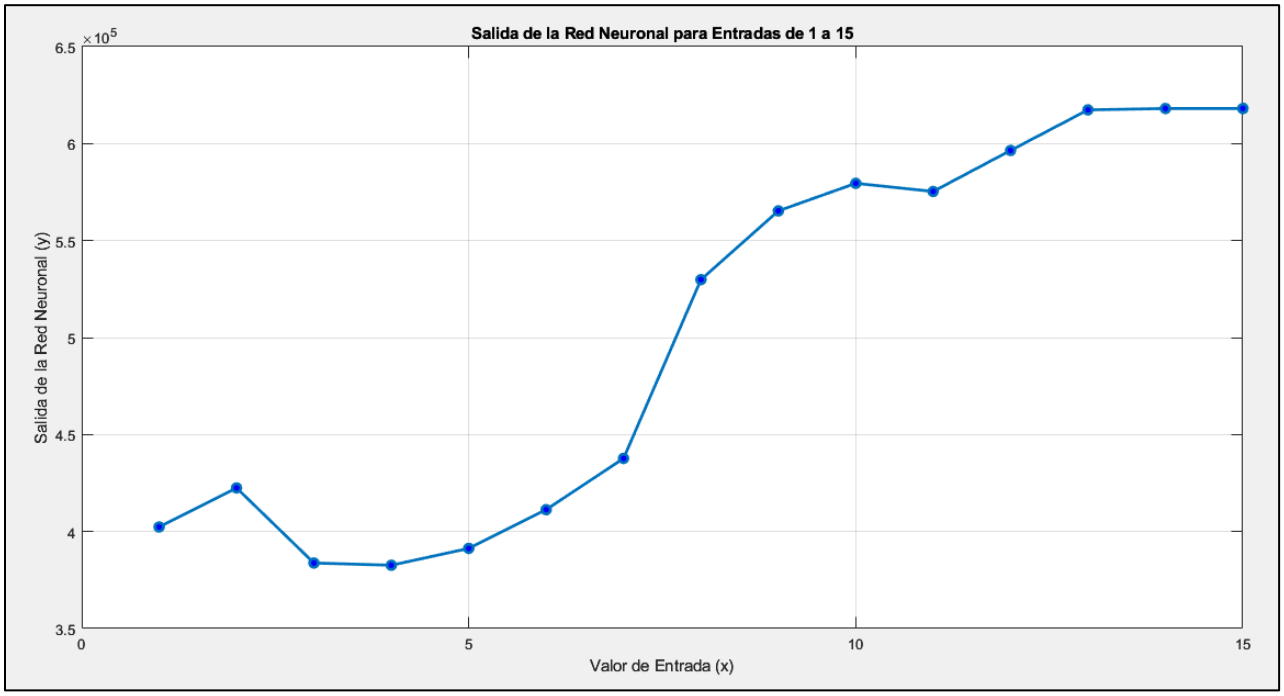
Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Teniendo en cuenta estos datos es posible realizar una estimación de demanda para el año 2025, como es posible observar en la gráfica se tiene un comportamiento exponencial a partir del año 2021 (color anaranjado), por otro lado, el comportamiento de la demanda para el año 2019 y 2020 tienen un comportamiento atípico debido a las circunstancias (pandemia) que se suscitaron en dichos años.

Considerando los datos mostrados en la Ilustración 4.1 simulamos una red neuronal para estimar una posible demanda para el año 2025. La Ilustración 4.2 muestra el resultado de la red neuronal, por supuesto esperando el comportamiento atípico de los años 2020 y 2021 teniendo como resultado una demanda de 617.392 kW.h para el año 2025 mediante este valor es posible determinar diferentes factores que nos ayuden a determinar nuestro balance de energía para el año que corresponda, es importante mencionar que la red neuronal simulada nos permite tener una estimación de demanda eléctrica, por solo un año, es decir la red neuronal aplicada en este trabajo de investigación no tiene la capacidad de estimar la demanda para el año 2026.

Ilustración 4-2

Curva Estimada de Consumo de Energía para el año 2025, generada por la Red Neuronal.



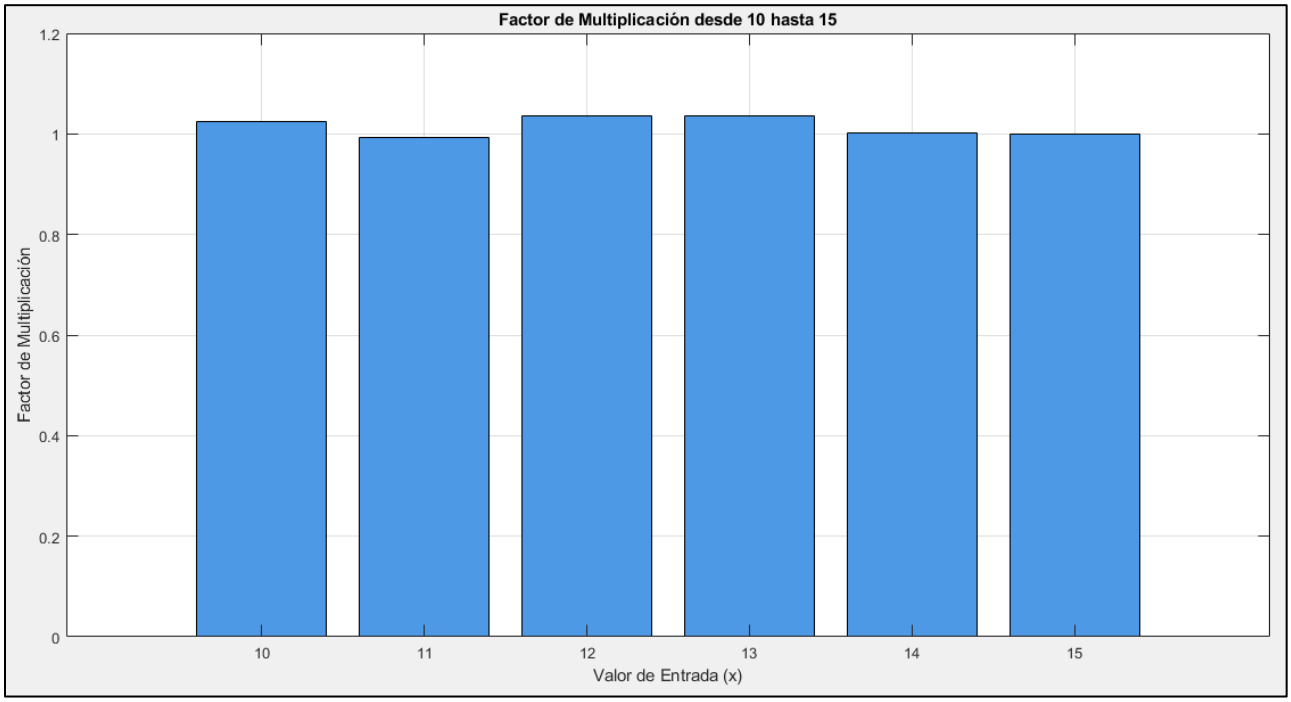
Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La ilustración 4-2 muestra la proyección de demanda al año 2025 del alimentador QU02, donde el eje y representa la energía en kW.h y el eje x representa el tiempo en que fue evaluado el consumo, se consideró el tiempo desde el año 2019 hasta el 2024.

En la Ilustración 4.3 se muestra el diagrama de barras del factor de multiplicación, esto para poder observar cómo es que varía la demanda de los datos analizados en comparación con los datos estimados, por otro lado, la Ilustración 4.4 muestra los valores numéricos obtenidos del Matlab, así como la variación porcentual que considera el análisis año tras año. El representa el tiempo evaluado para estimar dicha ilustración, donde el valor 15 representa el año 2025, el valor 14 representa el año 2024, el valor 13 representa el año 2023, el valor 12 representa el año 2022 y así consecutivamente hasta el valor 10 que representa el año 2020.

Ilustración 4-3

Factor de Multiplicación para la Estimación de Consumo al año 2024.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Ilustración 4-4

Resultados extraídos del Matlab para la estimativa de consumo para el año 2025

Factores de multiplicación y variación en porcentaje para los valores predecidos

x	Factor_Multiplicacion	Variacion_Porcentaje
10	1.0251	2.5144
11	0.99275	-0.72536
12	1.0368	3.6755
13	1.0351	3.5078
14	1.0011	0.11302
15	1	0.0019483

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

4.5 Análisis de resultado del perfil de consumo

Con el objetivo de llevar a cabo un análisis exhaustivo del comportamiento energético del alimentador QU-02, se procedió a la gráfica del perfil de consumo anual correspondiente al año 2023, a partir de las mediciones registradas por los medidores inteligentes PowerLogic ION8650. Estos dispositivos, reconocidos por su alta precisión y capacidad de registro de calidad de energía, permitieron recopilar datos detallados del comportamiento horario y diario del flujo de carga eléctrica en dicho alimentador.

La Ilustración 4.3 presenta de manera visual el perfil de consumo mencionado, en el cual se pueden observar con claridad fluctuaciones energéticas y caídas puntuales de potencia durante diversos periodos del año. Dichas caídas no obedecen necesariamente a interrupciones del suministro eléctrico, sino que están asociadas a factores diversos previamente identificados, tales como transferencias de carga entre alimentadores, mantenimientos programados, maniobras operativas, errores de comunicación o ausencia temporal de datos en el sistema de supervisión SCADA. Estas discontinuidades representan un desafío considerable para la evaluación fiel del comportamiento del alimentador, ya que generan vacíos de información que afectan directamente el cálculo del balance energético y, por consiguiente, la estimación de pérdidas técnicas y no técnicas.

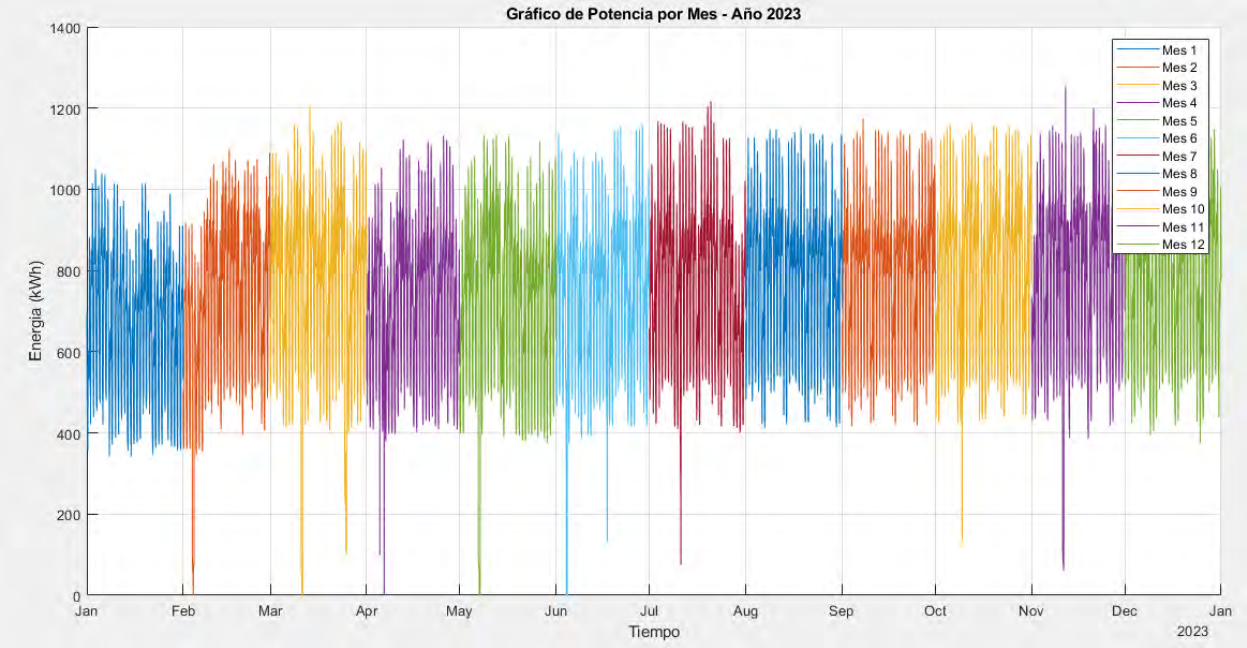
A pesar de estas variaciones, se puede identificar un patrón operativo sostenido a lo largo del año, caracterizado por una demanda base estable, con picos representativos en horarios de mayor consumo, que reflejan tanto la actividad residencial como la industrial presente en la zona de influencia del alimentador. Este patrón es de suma importancia, ya que proporciona una base de comportamiento predecible, útil para la construcción de método proyectivos y para la toma de decisiones estratégicas por parte del operador del sistema de distribución.

Con el fin de superar las limitaciones inherentes a la pérdida o corrupción de datos, se recurre a la implementación de la inteligencia artificial, en particular las redes neuronales artificiales, que permiten interpolar, estimar y reconstruir de manera coherente los valores ausentes o atípicos. Estas herramientas computacionales son especialmente útiles en entornos donde la información incompleta puede distorsionar el análisis técnico. A través del entrenamiento de la red neuronal utilizando una semana característica libre de perturbaciones, se busca generar una estimación robusta del perfil de consumo, la cual servirá como base para proyectar el comportamiento del alimentador en años futuros con un margen de error controlado y validado empíricamente.

En este contexto, la utilización de técnicas de aprendizaje automático no solo responde a una necesidad de precisión operativa, sino que se convierte en un instrumento clave para la modernización del análisis energético, contribuyendo con ello a una mejor planificación, evaluación de pérdidas y mejora de la eficiencia en el sistema de distribución eléctrica.

Ilustración 4-5

Perfil de Consumo de Energía Eléctrica del Alimentador QU-02, año 2024.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Una vez recopilados y procesados los gráficos de perfil de consumo correspondientes a los distintos años disponibles, se procedió a la identificación de una semana característica del alimentador QU-02, la cual constituye un insumo esencial para el entrenamiento y validación de la red neuronal desarrollado. Esta semana representa un período continuo y representativo del comportamiento energético del sistema, libre de interferencias, distorsiones o eventos anómalos que pudieran afectar la confiabilidad del análisis.

La selección de esta semana característica no es trivial, dado que debe cumplir con una serie de criterios rigurosos relacionados con la estabilidad operativa del alimentador, entre los que se incluyen: la ausencia de mantenimientos programados, cortes de energía, transferencias de carga, errores en la transmisión de datos, así como factores externos como condiciones climáticas extremas que pudieran alterar el comportamiento de la demanda. Por tanto, se aplicó un proceso

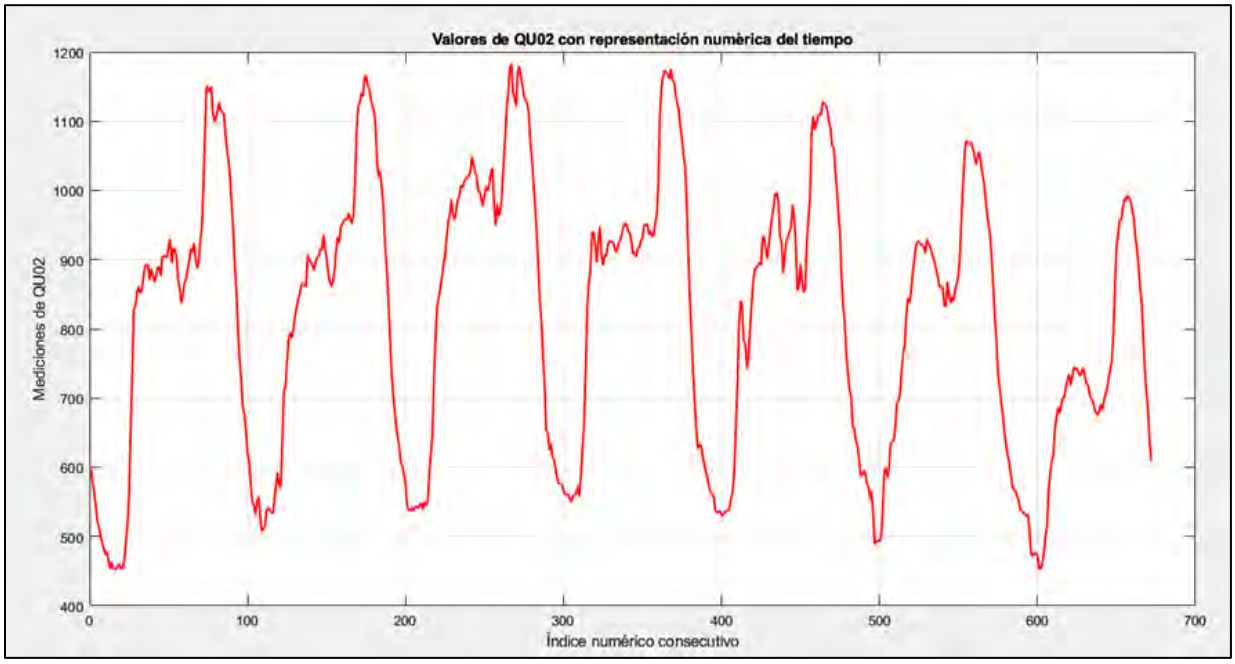
iterativo de validación técnica basado en el análisis de múltiples semanas del año, apoyado por reportes oficiales emitidos por el Centro de Control de la empresa concesionaria, los cuales documentan todos los eventos registrados en el sistema de distribución.

Como resultado de este proceso, se seleccionó el intervalo comprendido entre el 21 y el 28 de septiembre de 2024, periodo durante el cual no se evidenciaron anomalías de ningún tipo. Esta semana fue elegida por presentar una curva de carga continua, estable y con una dinámica de consumo coherente con el comportamiento promedio anual del alimentador. La Ilustración 4.6. es el perfil, que será utilizado como entrada principal para la red neuronal. El objetivo es que este conjunto de datos represente fielmente la estructura de demanda del alimentador en condiciones normales de operación, permitiendo así entrenar una red neuronal predictiva robusto que sea capaz de estimar datos ausentes, reconstruir pulsos perdidos y proyectar escenarios energéticos con alto grado de confiabilidad.

Cabe señalar que el procedimiento seguido para identificar esta semana no responde únicamente a criterios visuales o cuantitativos simples, sino que ha sido respaldado por la revisión cruzada entre los datos registrados por los medidores inteligentes ION8650, los informes operativos de la concesionaria y el análisis de continuidad de los registros horarios. De esta manera, se garantiza la integridad y representatividad del conjunto de entrenamiento de la red neuronal artificial, lo cual es fundamental para la calidad de los resultados que se expondrán en las secciones posteriores.

Ilustración 4-6

Semana característica registrada por medidor ION QU-02



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

4.6 Análisis del perfil de semana característica utilizando redes neuronales con Matlab

Una vez identificada la semana característica y validada su idoneidad operativa, se procedió a su implementación como conjunto de datos de entrenamiento para la red neuronal artificial. Esta red neuronal fue desarrollada con el propósito específico de reconstruir los valores faltantes o erróneos en el perfil de demanda total del alimentador QU-02, tal como se muestra en la Ilustración 4.6, correspondiente al comportamiento energético anual registrado. El eje x representa el tiempo evaluado en toda la semana característica, como la red neuronal utilizada no reconoce valores de fecha como tal (dd/mm/ñn), entonces se optó por colocar a cada día un valor numérico.

El entrenamiento de la red neuronal se llevó a cabo utilizando los datos horarios de consumo correspondientes a dicha semana característica, permitiendo que la red neuronal aprenda

el patrón de carga típico del alimentador bajo condiciones normales de operación. Una vez entrenada, la red fue aplicada sobre el perfil completo del año 2024 para identificar y corregir los eventos de caída de potencia o vacíos de medición, muchos de los cuales están asociados a interrupciones en la lectura, errores de comunicación o a maniobras de operación programadas por la concesionaria.

Como se muestra en la Ilustración 4.7, algunos segmentos del perfil presentan discontinuidades o caídas abruptas a 0 kWh, situación que no necesariamente implica la interrupción del suministro eléctrico, sino que corresponde a eventos donde el sistema de medición no registró correctamente la energía entregada. Este fenómeno es común en situaciones de transferencia de carga entre alimentadores, donde por cuestiones operativas, el alimentador QU-02 cede temporalmente parte de su carga a un alimentador adyacente, sin que esta transferencia sea sincronizada o reflejada de inmediato en los sistemas de supervisión.

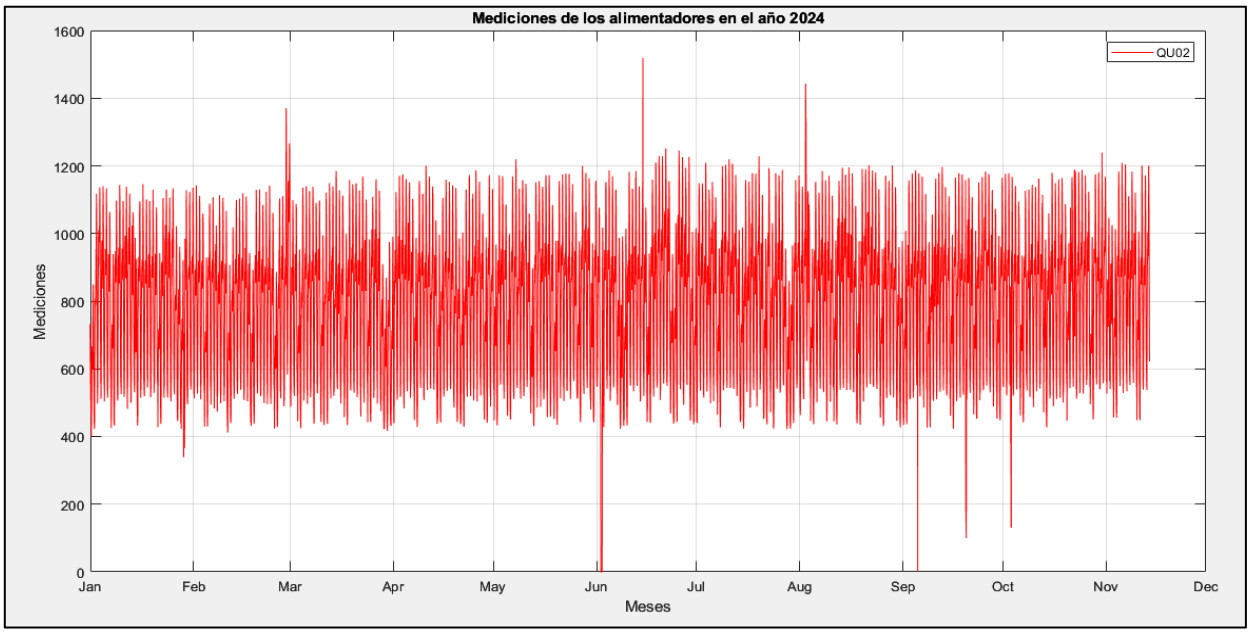
La Ilustración 4.8 permite observar un ejemplo puntual de este comportamiento, donde el registro cae bruscamente a cero, generando un error de interpretación si se analiza sin considerar el contexto operativo. Ante esta problemática, la red neuronal entrenada con datos válidos de la semana característica actúa como un método de estimación inteligente, permitiendo inferir el valor de consumo más probable que debió haberse registrado en ese momento, considerando la continuidad del patrón de carga.

Esta metodología garantiza una mayor fidelidad en la reconstrucción del perfil de consumo anual, eliminando los errores asociados a datos perdidos o distorsionados, y proporcionando una base mucho más sólida para el cálculo del balance de energía y la estimación de pérdidas técnicas y no técnicas. Además, se consolida como una solución eficiente frente a las limitaciones de los

sistemas de medición actuales, complementando el análisis tradicional con herramientas de inteligencia artificial orientadas a la optimización operativa del sistema eléctrico.

Ilustración 4-7

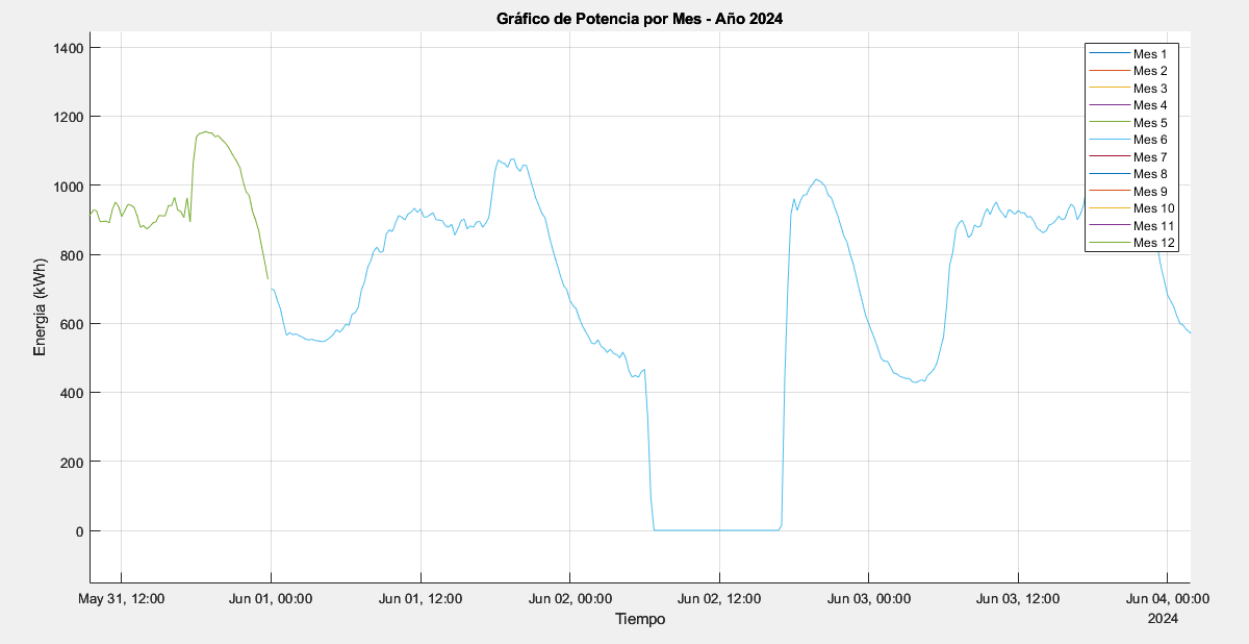
Curva de Carga Proyectada Patrón de Demanda para el Periodo 2024



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Ilustración 4-8

Análisis de la Caída de Potencia Asociadas en el Alimentador QU-02



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

4.7 Procedimiento para implementación de la red neuronal utilizando MATLAB

La red neuronal artificial implementado en esta investigación se construyó a partir de un conjunto de datos de entrada correspondiente a la semana característica de consumo, previamente seleccionada y validada conforme a criterios de estabilidad y representatividad operativa del alimentador QU-02. Esta semana fue utilizada como base de aprendizaje del modelo, debido a que refleja un patrón típico de comportamiento de la carga bajo condiciones normales, sin interrupciones ni eventos anómalos que distorsionen los registros.

En términos estructurales, la red neuronal tiene como datos de entrada el conjunto de mediciones horarias de potencia activa (kW) correspondientes a la semana seleccionada. A su vez, la salida esperada de la red se define como una función continua que representa la interpolación

precisa del comportamiento de carga en todos los instantes temporales de dicha semana, es decir, una curva suave y completa que modela el consumo energético con alta resolución temporal.

El objetivo principal de esta red es reconstruir los datos faltantes o inconsistentes en el perfil anual del consumo total. Para ello, se entrena la red con la secuencia característica, y luego se utiliza para estimar los valores en los puntos donde el sistema de medición ha presentado errores, caídas abruptas o registros nulos. De este modo, se genera un perfil de consumo corregido, el cual sustituye los pulsos distorsionados del conjunto original por valores estimados con base en el comportamiento aprendido.

Esta interpolación permite restituir la integridad de los datos energéticos, lo cual es fundamental para lograr un balance de energía confiable. Al evitar que los vacíos de información afecten el cálculo de pérdidas, se mejora la exactitud del análisis técnico y se facilita la toma de decisiones por parte de la empresa distribuidora. En consecuencia, el uso de la red neuronal no solo aporta una solución efectiva ante las limitaciones operativas del sistema de medición, sino que además optimiza la representación del perfil de carga real, alineándose con los objetivos de esta tesis centrados en la gestión eficiente de pérdidas mediante inteligencia artificial.

Entonces para implementar la red neuronal para evaluar el consumo tenemos los siguientes pasos:

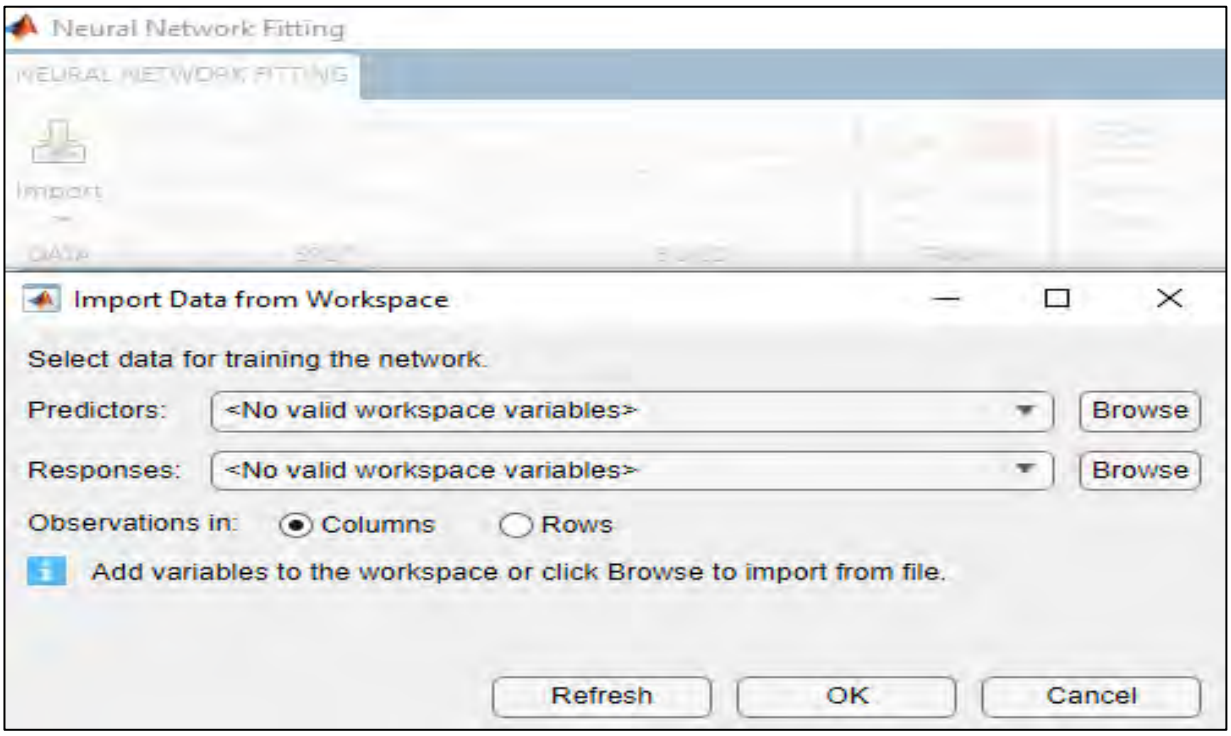
a) Extraer la curva característica de nuestro perfil de consumo total.

b) Preparar los datos de tiempo para que la red neuronal reconozca de manera numérica, es decir cada medición tiene una hora y una determinada fecha, por lo tanto, para que la red neuronal pueda reconocer el tiempo de manera numérica se le asigna para cada fecha un valor numérico.

c) Colocar los datos preparados anteriormente en la red neuronal de Matlab, como muestra la Ilustración 4.9.

Ilustración 4-9

Importación de datos en el toolbox de MATLAB para redes neuronales.



Fuente y Elaboración: Propia

Una vez estructurados adecuadamente los datos extraídos de la semana característica, estos fueron organizados e ingresados en el entorno de entrenamiento del toolbox de redes neuronales de MATLAB, específicamente mediante la herramienta Neural Net Fitting Tool (nftool). Para la implementación de la red neuronal, se definieron dos conjuntos bien diferenciados: los datos de entrada y los datos de salida esperados.

Los datos de entrada fueron ubicados en el espacio denominado “Predictors”, el cual contiene las mediciones de energía activa (kWh) registradas durante la semana seleccionada. Este

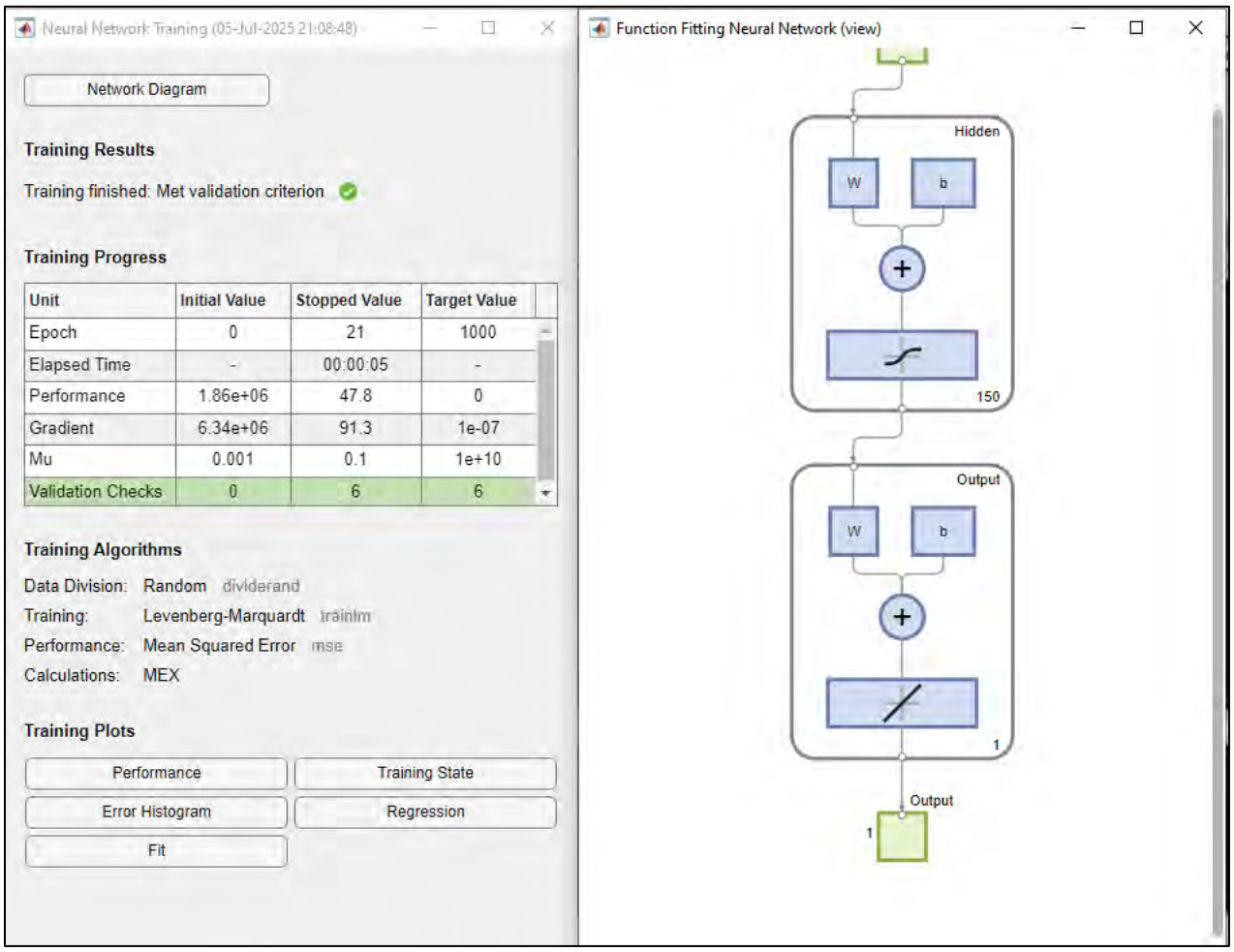
conjunto refleja el comportamiento real del consumo bajo condiciones normales de operación del alimentador QU-02.

Por su parte, los “Responses” corresponden a los valores de tiempo transformados numéricamente, es decir, a cada instante de medición (por ejemplo, cada minuto u hora) se le asignó un valor numérico secuencial que permite a la red neuronal establecer la relación temporal entre los puntos de entrada. Esta conversión temporal es necesaria, ya que las redes neuronales operan sobre datos cuantificables y requieren una correlación entre las variables para optimizar el proceso de aprendizaje.

Una vez cargados ambos conjuntos de datos en la interfaz gráfica del toolbox, se procedió a la configuración y entrenamiento de la red neuronal. La Ilustración 4.10 muestra la disposición final de los datos dentro del entorno de MATLAB, listos para ser procesados por el algoritmo de entrenamiento. Esta etapa marca el punto de partida para la generación de la red neuronal capaz de interpolar, predecir y corregir pulsos energéticos faltantes, lo cual será descrito con mayor detalle en las secciones siguientes del presente capítulo.

Ilustración 4-10

Síntesis del Proceso de Entrenamiento y Parámetros de la Red Neuronal con Algoritmo Levenberg-Marquardt.



Fuente y Elaboración: Propia

La Ilustración 4.10 muestra el proceso de entrenamiento de la red neuronal artificial, una vez que los datos de entrada (Predictors) y de salida (Responses) han sido correctamente colocados en el entorno gráfico del toolbox de MATLAB. Este entrenamiento se realiza utilizando el algoritmo de retro propagación optimizado Levenberg–Marquardt, ampliamente reconocido en el campo de la inteligencia artificial por su eficiencia en la convergencia de redes de tipo feedforward aplicadas a problemas de regresión no lineal.

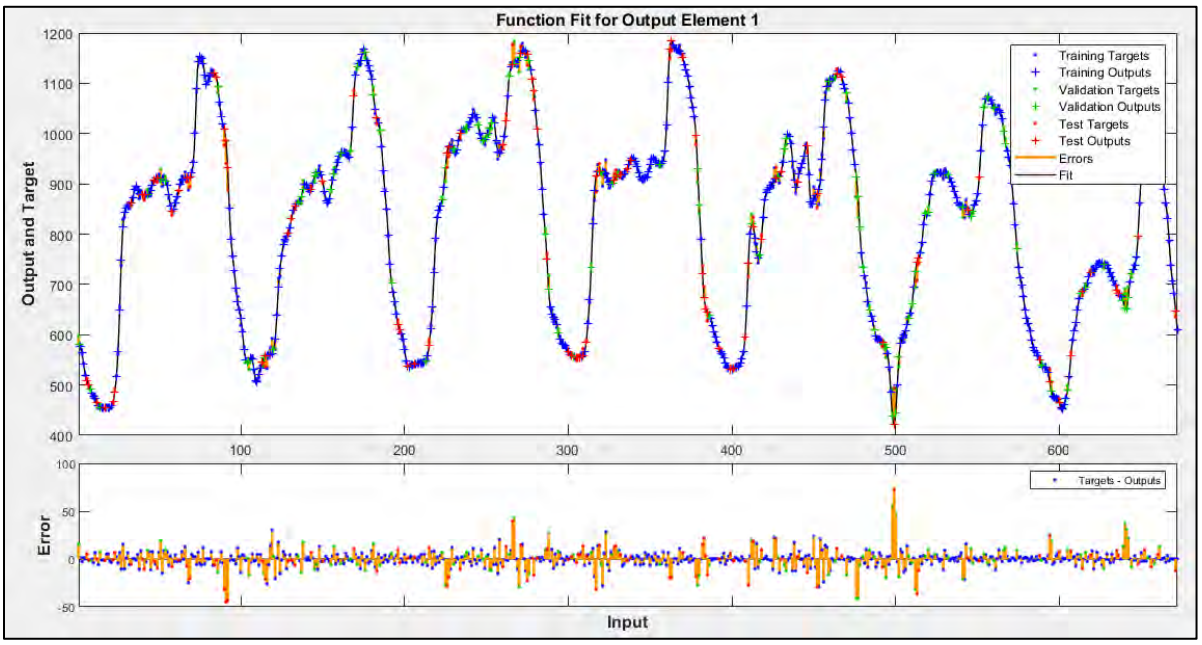
Este método híbrido combina las ventajas del descenso por el gradiente y la aproximación de Gauss-Newton, lo cual permite alcanzar una alta precisión en tiempos computacionalmente razonables. Su elección en esta investigación responde a su eficacia para ajustar modelos a datos con ruido y alta variabilidad, como es el caso del perfil de carga eléctrica del alimentador QU-02.

Durante el entrenamiento, se ejecuta una serie de iteraciones en las que la red ajusta sus pesos sinápticos para minimizar el error entre la salida estimada y la real, calculando continuamente el mean squared error (MSE) como métrica de rendimiento. La red es alimentada con la secuencia de datos temporales representativos del consumo de la semana característica, permitiéndole aprender su comportamiento e interpolar de forma continua los valores intermedios.

Una vez finalizado este proceso, se utiliza la función fit integrada en el toolbox para visualizar gráficamente el ajuste logrado por la red neuronal, resultado que se representa en la Ilustración 4.11. Esta ilustración muestra la comparación entre los valores reales y los estimados por la red neuronal, así como la tendencia la red neuronal para replicar de forma precisa el perfil de consumo objetivo. La capacidad de la red neuronal para seguir la curva de referencia evidencia el correcto aprendizaje del patrón energético, y por ende, su idoneidad para ser aplicado en la reconstrucción de valores ausentes o erróneos dentro del perfil de demanda anual.

Ilustración 4-11

Evaluación del Rendimiento de la Red Neuronal en los Conjuntos de Entrenamiento, Validación y Prueba.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La Ilustración 4.11 presenta el resultado del proceso de interpolación realizado por la red neuronal artificial, luego de haber sido entrenada con los datos correspondientes a la semana característica. En este gráfico se puede observar la curva estimada de consumo, generada por la red neuronal, la cual se ajusta de manera continua al patrón aprendido, replicando fielmente la dinámica de carga eléctrica del alimentador QU-02.

Este perfil estimado refleja la capacidad la red neuronal para interpolar valores de consumo en intervalos de tiempo arbitrarios, lo que resulta esencial para reconstruir registros energéticos faltantes o distorsionados en el perfil anual. La red neuronal fue programada para operar con una discretización temporal de un minuto, lo que significa que es capaz de generar una estimación de consumo para cada minuto del día, con una resolución mucho mayor que la de las mediciones

originales, las cuales eran registradas cada 15 minutos, conforme a las limitaciones de configuración del medidor inteligente PowerLogic ION8650.

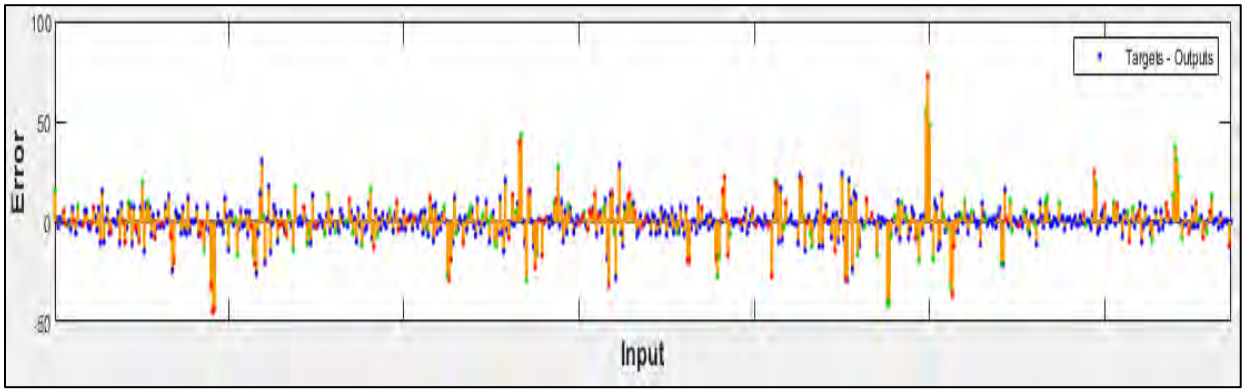
La ventaja de esta mayor resolución radica en la posibilidad de capturar con mayor detalle las fluctuaciones de la demanda, especialmente en situaciones donde ocurren cambios bruscos en la carga debido a arranques de equipos, cambios de turno, o condiciones externas. Asimismo, al introducir como entrada un valor numérico correspondiente a un instante temporal específico —como una fecha y hora determinada previamente codificada—, la red neuronal devuelve como salida estimada el valor de consumo más probable que debió registrarse en ese momento, en función del comportamiento aprendido durante el entrenamiento.

Esta interpolación no solo permite llenar vacíos en los registros históricos, sino que también mejora significativamente la calidad de los datos utilizados en el cálculo del balance de energía, ya que evita que se subestimen o sobrestimen pérdidas debido a la ausencia de información confiable. En suma, la aplicación de la red neuronal representa una mejora sustancial respecto al método convencional, tanto en términos de resolución temporal como de precisión operativa.

La Ilustración 4.11 muestra también el error que se obtuvo de nuestra red neuronal, realizando un acercamiento tenemos la Ilustración 4.12

Ilustración 4-12

Distribución del Error Residual de la Red Neuronal.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La Ilustración 4.12 muestra el análisis gráfico del error por dato asociado a la red neuronal entrenado. En el gráfico, las barras de color anaranjado representan la magnitud del error porcentual entre el valor real y el valor estimado para cada punto del conjunto de validación. Este análisis permite evaluar de forma detallada la capacidad predictiva la red neuronal, así como identificar posibles desviaciones locales que puedan surgir durante el proceso de estimación.

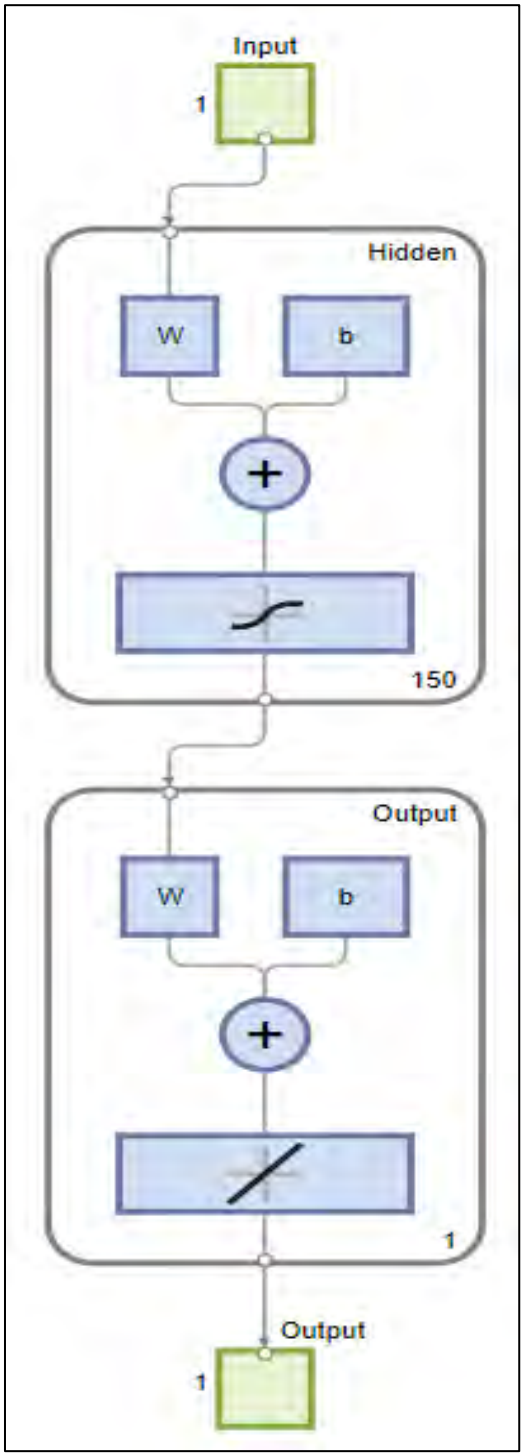
Es importante destacar que el valor máximo de error registrado por la red neuronal es de 0.85 %, lo cual se encuentra por debajo del umbral del 1 %, considerado aceptable para aplicaciones de predicción en sistemas eléctricos de distribución. Este bajo margen de error evidencia que la red ha sido entrenada de manera eficiente, mostrando un alto grado de correlación entre los datos de entrada y las salidas estimadas. En consecuencia, se puede afirmar que la red neuronal desarrollada es robusta, confiable y adecuado para su propósito principal: la reconstrucción de perfiles de carga y la sustitución de valores faltantes en el análisis del balance de energía.

Finalmente, la Ilustración 4.13 ilustra la topología de la red neuronal utilizada. El método implementado corresponde a una arquitectura del tipo feedforward con una sola capa oculta, compuesta por 150 neuronas, que resultaron óptimas tras múltiples iteraciones de prueba y ajuste. Esta cantidad fue determinada mediante un proceso empírico que buscó el equilibrio entre la capacidad de aprendizaje y la evitación del sobreajuste (overfitting). La estructura adoptada permitió al método capturar de forma precisa las no linealidades del patrón de consumo característico del alimentador QU-02, facilitando así una interpolación suave y coherente con la naturaleza dinámica de la carga eléctrica.

En conjunto, tanto los indicadores de error como la configuración estructural validan el rendimiento del método desarrollado, posicionando a la red neuronal como una herramienta efectiva para mejorar la calidad de los datos y optimizar la gestión energética en sistemas de distribución.

Ilustración 4-13

Topología y Arquitectura de la Red Neuronal Artificial Empleada



Fuente y **Elaboración**: Propia

4.8 Aplicación de la red neuronal en el perfil de consumo

Tal como se ha detallado en secciones anteriores, uno de los problemas estructurales más significativos en la estimación del balance de energía es la presencia de un perfil de consumo incompleto o distorsionado, producto de diversos eventos operativos ocurridos en el alimentador QU-02. Estos eventos —tales como transferencias de carga, interrupciones programadas, fallos de comunicación con los medidores o condiciones técnicas imprevistas— generan inconsistencias en los registros energéticos, reflejadas muchas veces en valores nulos o atípicos que no representan el comportamiento real de la demanda.

Para abordar esta problemática de manera rigurosa y coherente, se procedió a la recopilación y análisis de los reportes operativos proporcionados por el Centro de Control de la empresa concesionaria, los cuales detallan con exactitud los intervalos temporales específicos en los que ocurrieron dichos eventos. Esta información es crítica, ya que permite identificar de forma precisa los segmentos del perfil de carga que deben ser sustituidos o estimados.

Con base en estos reportes, se delimitan los periodos afectados por inconsistencias, los cuales serán posteriormente tratados utilizando la red neuronal entrenada. De este modo, se garantiza que la interpolación y estimación de los valores faltantes se realice únicamente en los puntos donde se ha verificado la pérdida o alteración del dato, evitando así alteraciones innecesarias en las porciones del perfil que se mantienen válidas.

Este procedimiento garantiza que el proceso de sustitución de datos se lleve a cabo de forma técnicamente coherente, temporalmente precisa y energéticamente consistente, asegurando la integridad del análisis posterior del balance de energía. En definitiva, esta integración entre el conocimiento operativo del sistema (a través de los reportes del centro de control) y el modelado

mediante redes neuronales constituye una estrategia robusta para restaurar la fidelidad del perfil de carga y, con ello, mejorar la exactitud del cálculo de pérdidas en el sistema de distribución.

Tabla 4.1

Detalle de las Transferencias de Carga entre Alimentadores (QU-02 - DO06 - DO07) por Fallas y Mantenimiento.

FECHA	AMT O Equipo Origen	AMT O Equipo Destino	Fecha y Hora inicio	Fecha y hora final	Causa Transferencia	Maniobras de transferencia
8/02/2024	QU-02	DO06	8/02/2024 09:19	8/02/2024 17:16	Mantenimiento	SBC-1016 Cerrado / SBC-1009 Aperturado
5/02/2024	QU-02	DO06	5/02/2024 10:03	5/02/2024 10:38	FALLA	SE APERTURA SBC-1009 Y SE CIERRA SBC-1016 / SE TRANSFIERE DE QU-02 A DO06
19/07/2024	QU-02	DO06	19/07/2024 20:55	20/07/2024 00:51	FALLA	Apertura de la celda de llegada de la QU-02 en la SED1303 y cierre del SBC-1016
3/07/2024	QU-02	DO06	3/07/2024 07:53	3/07/2024 13:17	MANTENIMIENTO	•Cierre del seccionador SBC-1016 (Manuel Prado) /interconexión de los AMT's DO-06 y QU-02. •Apertura de la celda de maniobra en la SED1303 (Puente San Sebastián) llegada del RC-1084 (Cementerio San Sebastián), AMT QU-02.
20/08/2024	QU-02	DO07	20/08/2024 22:41	21/08/2024 07:37	MANTENIMIENTO	Cierre de la celda (Interconexión DO07 – QU-02) en la SED0241 (Parque Industrial I) / se anilla AMT DO07 y QU-02. Apertura del reconectador RE-1002 (Av. Qosqo) / se transfiere carga del AMT DO07 a QU-02
16/09/2024	QU-02	DO06	16/09/2024 19:23	17/09/2024 09:37	FALLA	CIERRE DEL SBC-1016 APERTURA DEL SBC-1009
1/10/2024	QU-02	DO-07	1/10/2024 13:58	1/10/2024 18:43	MANTENIMIENTO	• Cierre de la celda de llegada del AMT QU-02 en SED0241 (Parque Industrial I) / se anilla los AMT's QU-02 y DO-07. • Apertura y bloqueo mecánico del SBC-1024 (Vía Expresa Vista Alegre) / se transfiere carga del AMT QU-02 al AMT DO-07.

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La Tabla 4.1 presenta el reporte operativo emitido por el Centro de Control, en el cual se detallan los incidentes y maniobras ocurridas en el alimentador QU-02 durante el periodo de análisis. En dicho reporte se identifican claramente eventos de interconexión entre alimentadores,

evidenciándose la presencia de un segundo alimentador involucrado, lo que indica que, durante ciertos momentos, el QU-02 ha estado proveyendo energía a otros alimentadores a través de puntos de seccionamiento comunes, como celdas de transferencia o barras de acople (según se aprecia en el diagrama unifilar operativo).

Esta situación es técnicamente relevante, ya que implica la existencia de flujos energéticos cruzados que no están reflejados explícitamente en los registros de medición del QU-02. Si bien se conoce la ocurrencia de dichas transferencias por los reportes operativos, no se dispone de información cuantitativa sobre la magnitud exacta de energía transferida, lo cual constituye una limitación importante para el cálculo preciso del balance de energía. De utilizar directamente estos datos sin corrección, se introduciría un error significativo en la estimación de pérdidas, tanto técnicas como no técnicas.

Ante este escenario, el uso de herramientas avanzadas como las redes neuronales artificiales resulta fundamental. Estos métodos, al estar entrenados con patrones reales de comportamiento del alimentador en condiciones normales, permiten inferir los valores de energía que habrían sido registrados en ausencia de dichos eventos, es decir, reconstruir de forma inteligente los pulsos energéticos omitidos durante las transferencias de carga. Gracias a esta capacidad predictiva, es posible estimar de manera coherente y con bajo margen de error la energía que se dejó de medir, corrigiendo así las deficiencias de los sistemas de supervisión actuales y fortaleciendo la exactitud del análisis del balance energético.

En este sentido, la red neuronal desarrollada en este trabajo no solo actúa como un estimador de datos faltantes, sino también como una herramienta de diagnóstico energético, capaz de identificar y compensar las omisiones estructurales del sistema de medición, permitiendo una gestión de pérdidas más eficiente, confiable y moderna.

En consecuencia, y como parte del proceso de reconstrucción del perfil de carga, se procedió a representar gráficamente la sustitución de los valores medidos —también conocidos en el ámbito técnico como pulsos de energía, debido a la forma discreta que adoptan en la curva de consumo— por los valores estimados generados por la red neuronal. Estas gráficas permiten visualizar de manera clara y precisa cómo el método reemplaza aquellos segmentos de la señal que presentan inconsistencias, caídas abruptas o datos faltantes, identificados previamente a través del análisis operativo y los reportes del centro de control.

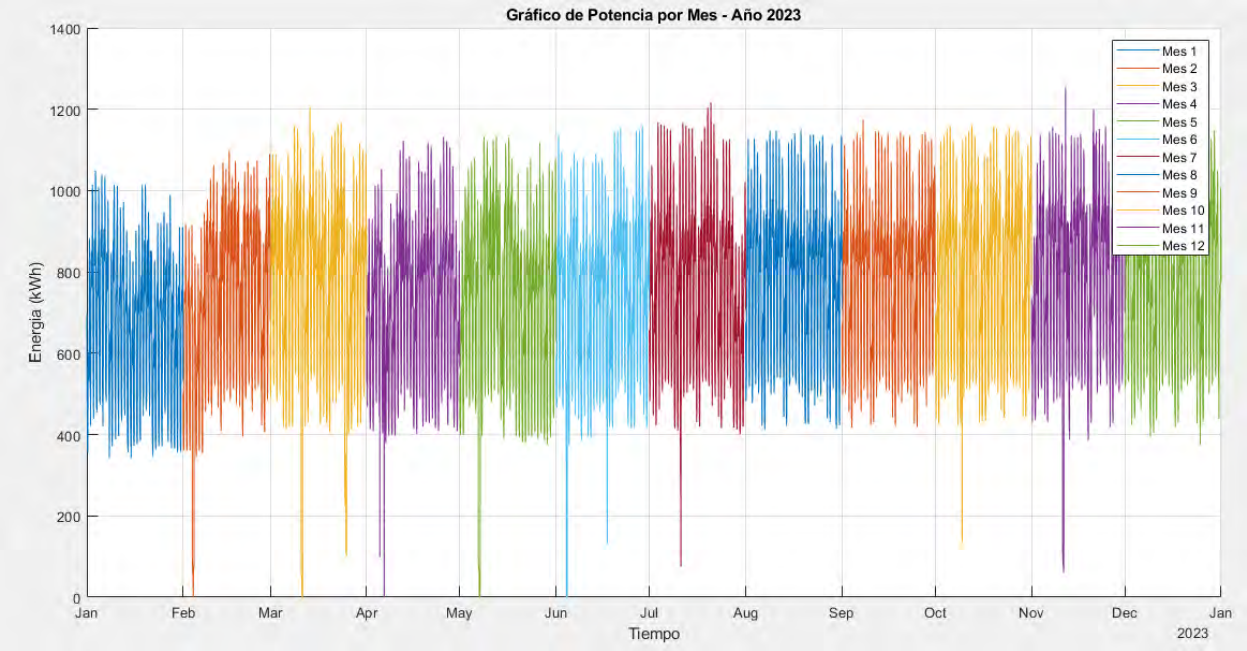
Cada uno de estos "pulsos" representa una lectura puntual del consumo energético dentro de un intervalo de tiempo específico. Cuando alguno de estos pulsos presenta una lectura nula, distorsionada o incongruente con el comportamiento típico del alimentador QU-02, se considera un dato no confiable y, por tanto, candidato a ser reemplazado mediante la interpolación realizada por la red neuronal artificial entrenada.

La visualización de este proceso, mostrada en las Figuras siguientes, evidencia cómo la herramienta de inteligencia artificial logra reconstruir la forma original del perfil, manteniendo la continuidad energética y respetando el patrón de consumo esperado para ese periodo. Este enfoque no solo mejora la calidad de los datos disponibles, sino que también asegura una mayor fidelidad en el cálculo del balance de energía, al eliminar distorsiones que podrían inducir errores en la estimación de pérdidas técnicas y no técnicas.

En definitiva, la interpolación de pulsos mediante el modelo neuronal representa una solución eficiente, automatizada y coherente para la restauración de registros energéticos incompletos, lo cual marca un avance significativo respecto a las metodologías tradicionales de validación y corrección de datos en sistemas eléctricos de distribución.

Ilustración 4-14

Curva de Carga Diaria Proyectada para el Año 2023.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La Ilustración 4.14 representa el perfil de consumo anual del alimentador QU-02 correspondiente al año 2024, elaborado a partir de los registros recopilados por los medidores inteligentes instalados en el sistema. En esta figura puede observarse el comportamiento global de la demanda energética a lo largo del año, donde se manifiestan variaciones típicas en los niveles de carga, así como ciertos eventos anómalos que interrumpen la continuidad del perfil.

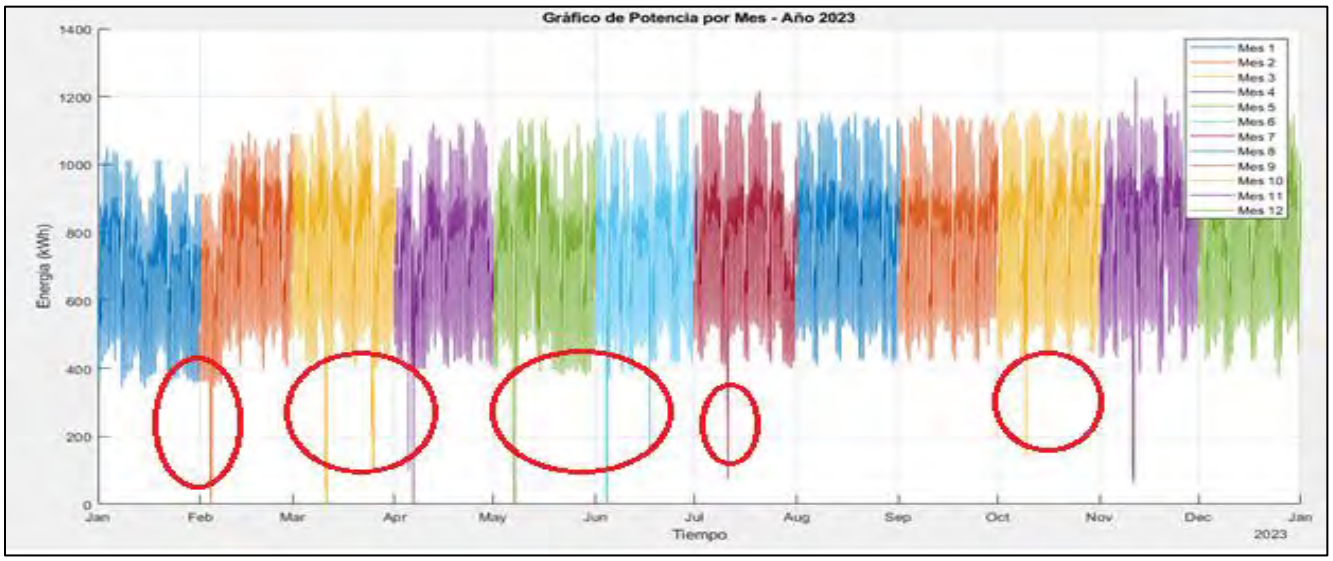
Estos eventos, caracterizados por caídas abruptas en la curva de consumo o registros planos, corresponden a situaciones operativas ya mencionadas en apartados previos, como transferencias de carga, cortes programados o fallas momentáneas en la adquisición de datos. La detección de estas interrupciones es fundamental para comprender la calidad del registro energético y tomar decisiones informadas sobre la confiabilidad de los datos disponibles.

Para facilitar una interpretación más precisa, se presenta la Ilustración 4.15, en la cual se han marcado con círculos rojos los puntos específicos donde se identificaron dichas anomalías. Cabe señalar que estos eventos coinciden plenamente con los registros documentados en los reportes operativos del Centro de Control, lo que valida la consistencia entre el análisis visual del perfil y los informes técnicos. Esta concordancia fortalece la argumentación sobre la necesidad de corregir estos tramos del perfil mediante herramientas avanzadas, como la red neuronal desarrollada en este trabajo.

La identificación visual de estas interrupciones no solo permite señalar los tramos críticos del año, sino que delimita con precisión los intervalos de tiempo donde debe ser aplicada la estimación neuronal, garantizando así que el reemplazo de datos se realice de forma técnica, controlada y justificada operativamente.

Ilustración 4-15

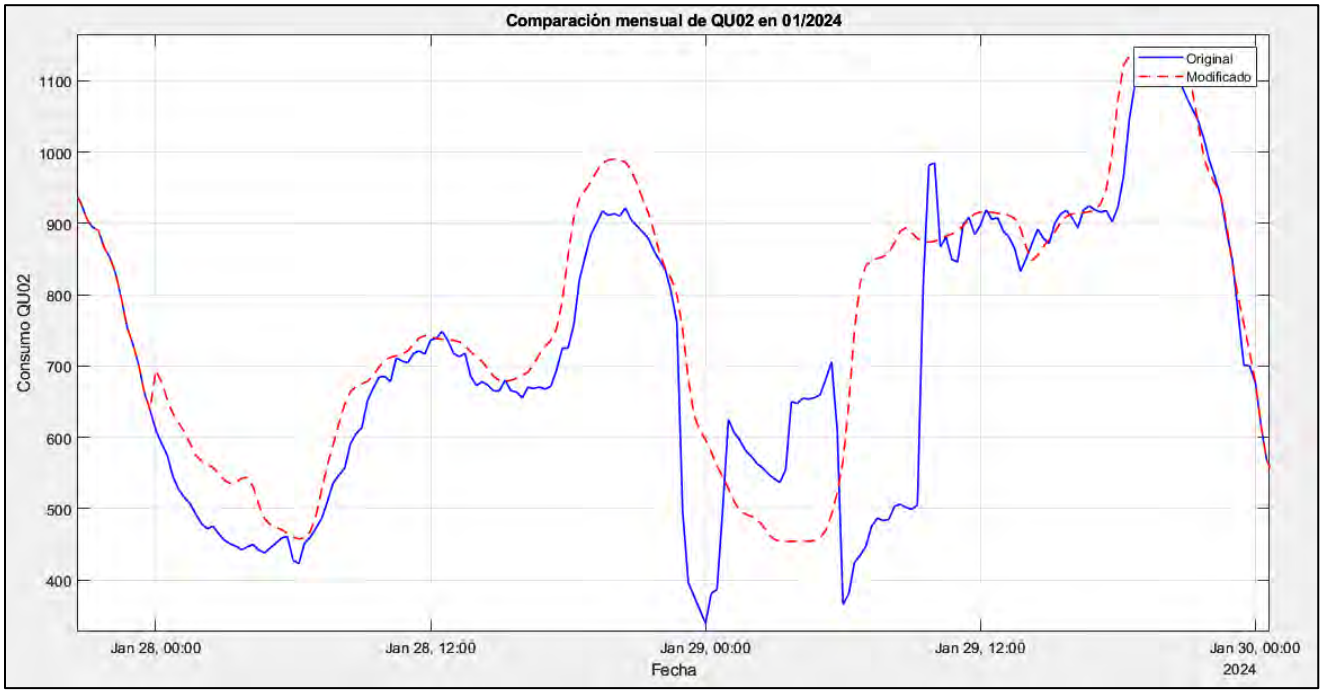
Detección Gráfica de Anomalías y Perturbaciones en el Perfil de Demanda del Alimentador QU-02.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Ilustración 4-16

Comparación del Perfil de Consumo Original y el Perfil Corregido del Alimentador QU-02



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Seguidamente, se procedió a reemplazar los valores afectados por eventos anómalos en el perfil de consumo del alimentador QU-02, utilizando las estimaciones generadas por la red neuronal artificial entrenada. Esta etapa del proceso tiene como finalidad restituir la continuidad del perfil energético, corrigiendo las inconsistencias previamente identificadas y asegurando un comportamiento lógico y coherente con la dinámica de carga observada en el sistema.

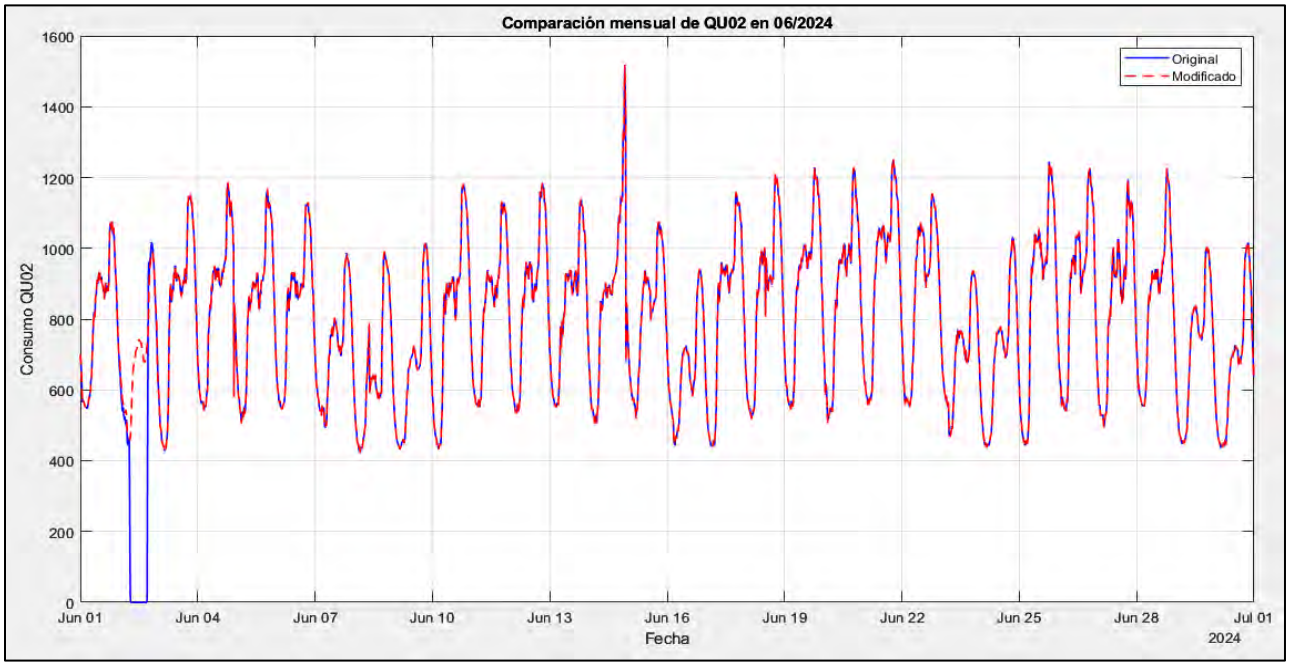
La Ilustración 4.16 muestra gráficamente el resultado de este procedimiento, en el cual los datos originales con errores o interrupciones han sido reemplazados por los valores interpolados por la red neuronal, generando una curva de consumo corregida y sin vacíos de información. Esta acción permite mantener la integridad del conjunto de datos y representa una mejora sustancial respecto a la información cruda inicialmente registrada.

Además del conjunto de eventos generales ocurridos a lo largo del año, se ha considerado particularmente el evento registrado el 01 de junio de 2024, el cual también fue objeto de reemplazo. Dicho evento, documentado en los reportes del Centro de Control, presentó una caída abrupta del registro a cero, sin que se haya evidenciado una interrupción real del servicio eléctrico. La corrección de este punto específico asegura que el cálculo del consumo mensual y, por consiguiente, del balance de energía, no se vea afectado por lecturas erróneas o faltantes.

La aplicación precisa y segmentada de los valores generados por la red neuronal garantiza que solo los tramos necesarios del perfil sean modificados, preservando los datos originales válidos y confiables. Esta metodología controlada representa un avance significativo en el tratamiento de series temporales energéticas, al permitir una reconstrucción inteligente y técnicamente fundamentada del historial de consumo eléctrico.

Ilustración 4-17

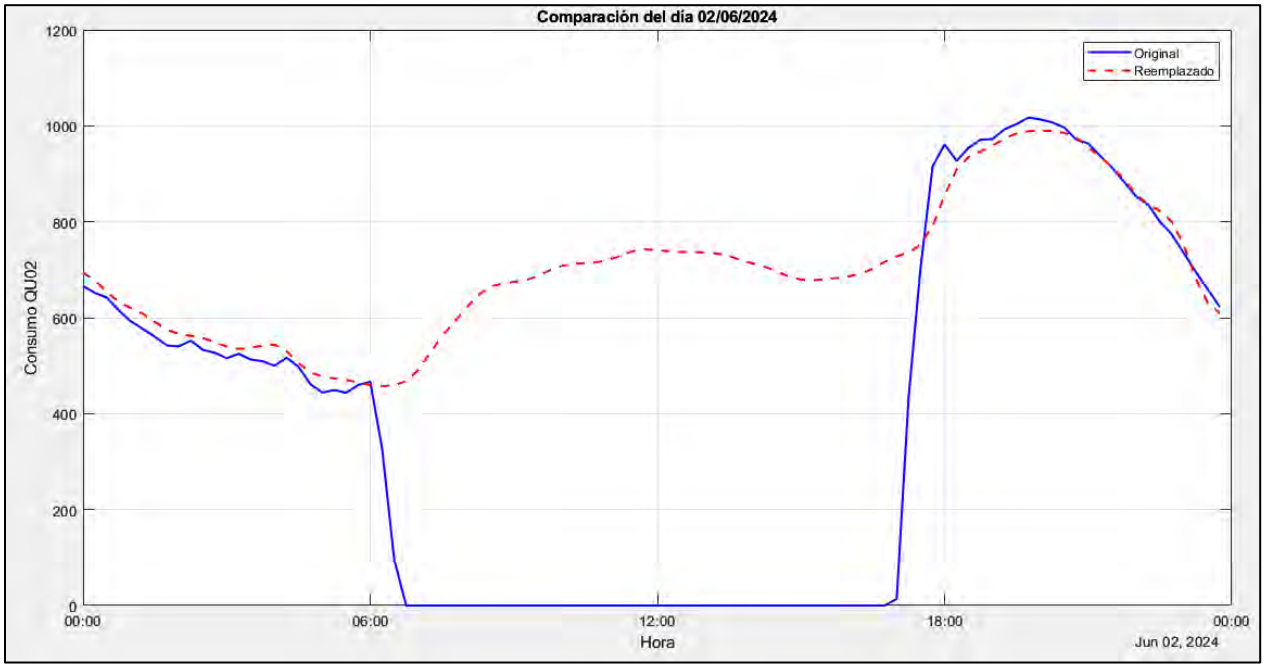
Perfil de Demanda Diaria Corregida del Alimentador QU-02 durante junio del año 2024.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Ilustración 4-18

Comparación del Perfil de Consumo Original y el Perfil Corregido.



Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

De esta manera se reemplazó para todos los eventos ocurridos en el alimentador QU-02 para el año 2024, por lo tanto, es posible utilizar estos nuevos datos obtenidos para colocar al balance de energía, como muestra la tabla 4.18 los datos entregados por la concesionaria están en formato Excel, el cual se modificó agregando una fila para colocar los valores extraídos de la red neuronal.

Tabla 4.2

Tabla de Mediciones de Consumo Utilizando red Neuronal y lo que Utiliza la Empresa Concesionaria.

Balance de Energía por AMT	**2024/02**	**2024/03**	**2024/04**	**2024/05**	**2024/06**	**2024/07**	**2024/08**	**2024/09**	**2024/10**	**2024/11**	**2024/12**	TOTAL
RED NEURONAL **(kW.h)**	2166899.23				2310317.58		2427628.83	2338115.76	2424910.89			
Energía entregada al Sistema de Distribución en MT y BT **(kW.h)**	2154241.01	2318403.34	2303367.51	2396037.72	2318183.92	2391220.00	2419102.71	2337066.25	2430508.92	2401004.99	2468069.51	25936189.62

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

Con los datos corregidos mediante la aplicación de la red neuronal artificial, se procedió al cálculo del porcentaje de pérdidas de energía correspondiente al alimentador QU-02, comparando los resultados obtenidos mediante este enfoque inteligente con los valores obtenidos utilizando los métodos convencionales basados únicamente en los registros crudos proporcionados por los sistemas de medición.

Esta comparación se llevó a cabo de manera mensual, tomando en cuenta tanto los datos históricos sin intervención como los datos corregidos, en los cuales los eventos anómalos han sido suplantados por estimaciones generadas por la red neuronal. Es importante precisar que los meses que no presentan estimaciones provenientes de la red neuronal, es decir, aquellos en los que no se detectaron eventos críticos ni vacíos de información corresponden a periodos en los cuales el sistema de distribución operó con normalidad y las mediciones fueron completas y confiables. Por tanto, en estos meses se ha utilizado directamente el registro original como base para el

cálculo del balance energético. El objetivo de este procedimiento es doble: por un lado, mejorar la exactitud del cálculo de pérdidas técnicas y no técnicas, y por otro, evaluar el impacto real que tienen las correcciones realizadas por la red neuronal sobre el resultado final del balance energético. De esta forma, se puede cuantificar de manera objetiva cuánto margen de error estaba presente en los cálculos tradicionales y cómo el método propuesto contribuye a su reducción.

Los resultados obtenidos revelan diferencias en el porcentaje de pérdidas mensuales, las cuales, aunque en algunos casos puedan parecer menores representan cantidades significativas de energía y dinero al ser proyectadas en el tiempo, especialmente si se considera el volumen de energía distribuida por el alimentador a lo largo del año.

Tabla 4.3

Comparativa De Porcentaje De Pérdidas

Balance de Energía por AMT	202402	202403	202404	202405	202406	202407	202408	202409	202410	202411	202412
RED NEURONAL (kWh)	75407.8				118839.7		169640.0	82766.0	214787.9		
Pérdidas de distribución en MT y BT (kWh)	94,124.43	276369.93	160961.39	235130.35	126,707.52	225031.35	241,670.82	122,574.76	330,578.85	152038.74	256393.33
Porcentaje de Pérdidas Totales (%)	28.12%	11.92%	6.99%	9.81%	29.84%	9.41%	25.54%	22.74%	20.96%	6.33%	10.39%
DIFERENCIA ENTRE RED Y CONSECIONARIA (kW.h)	18,716.63				7,867.82		72,030.82	39,808.76	115,790.95		
NIVEL DE PÉRDIDAS CON REDES NEURONALES (kW.h)	2.90%				5.48%		6.64%	3.49%	9.09%		
TARIFA PROMEDIO (S/.)	0.65				0.65		0.65	0.65	0.65		
SOLES (S/.)	12025.31				7473.02		8099.81	997.03	5318.12		33913.30
PROYECCION POR 10 AÑOS (kW.h)	120253.14				74730.18		80998.14	9970.35	53181.24		339133.04

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La tabla 4.3 “Balance de Energía por AMT” presenta el análisis mensual del comportamiento energético durante el año 2024, donde se evalúan las pérdidas de distribución en media y baja tensión, los valores estimados por las redes neuronales y su impacto económico. Se observa que las pérdidas reales fluctúan entre 6.33% y 29.84%, con picos en marzo y octubre, mientras que la red neuronal estima niveles de pérdidas más bajos, entre 2.90% y 9.09%, mostrando un comportamiento más eficiente. La tarifa promedio utilizada para el cálculo económico es de 0.65 soles por kWh, lo que representa un costo total asociado de S/ 33,913.30. Finalmente, la proyección a diez años evidencia un crecimiento progresivo de las pérdidas acumuladas, alcanzando hasta 339,133.04 kWh, lo que permite estimar el impacto futuro y la eficiencia del método predictivo aplicado.

Tabla 4.4

Diferencia numérica entre el porcentaje de pérdidas estimada por la red neuronal y el porcentaje de pérdidas estimada por la empresa concesionaria.

Mes	Pérdidas Concesionaria (%)	Pérdidas red neuronal (%)	Diferencia (%)
Febrero	28.12%	2.90%	25.22%
Junio	29.84%	5.48%	24.36%
Agosto	25.54%	6.64%	18.90%
Septiembre	22.74%	3.49%	19.25%
Octubre	20.96%	9.09%	11.87%

Fuente y **Elaboración**: Propia

Como se puede observar en la tabla 4.4, presenta una comparación mensual entre las pérdidas estimadas por la concesionaria y las calculadas mediante una red neuronal, junto con la diferencia porcentual entre ambas. Se observa que las pérdidas reportadas por la concesionaria son significativamente mayores en todos los meses analizados, alcanzando su valor más alto en junio con 29.84%, mientras que la red neuronal estima pérdidas mucho menores, siendo la más baja en

febrero con 2.90%. La diferencia entre ambos métodos muestra una tendencia decreciente a lo largo del periodo, pasando de 25.22% en febrero a 11.87% en octubre, lo que sugiere una mejora progresiva en la eficiencia o una mayor precisión de la red neuronal en los meses más recientes.

Tabla 4.5

Estimación Económica del Impacto Asociado a la Diferencia De Energía no Considerada en el Balance Energético Tradicional del Alimentador QU-02

DESCRIPCION / MES	202402	202406	202408	202409	202410
DIFERENCIA ENTRE RED Y CONSECIONARIA (kW.h)	12658.22	7866.33	8526.12	1049.51	5598.03
NIVEL DE PÉRDIDAS CON REDES NEURONALES (kW.h)	2.90%	5.48%	6.64%	3.49%	9.09%
TARIFA PROMEDIO (S/.)	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
SOLES (S/.)	12025.31	7473.02	8099.81	997.03	5318.12
PROYECCION POR 10 AÑOS (kW.h)	120253.14	74730.18	80998.14	9970.35	53181.24

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración**: Propia

La Tabla 4.5 presenta una estimación económica del impacto asociado a la diferencia de energía no considerada en el balance energético tradicional del alimentador QU-02, como resultado de las correcciones realizadas mediante la red neuronal artificial. Para esta conversión, se ha utilizado un factor tarifario promedio de 0.65 soles/kWh, teniendo en cuenta que una fracción de los usuarios del alimentador opera bajo tarifas de media tensión (MT), lo cual justifica el uso de un valor ponderado en lugar de una tarifa única convencional.

Bajo este enfoque, y considerando el volumen de energía que no ha sido debidamente contabilizado según el análisis con red neuronal, se estima una pérdida económica de S/ 33,913.3 solo para el periodo analizado. Si se proyecta esta diferencia en el tiempo, asumiendo condiciones operativas similares, se obtiene un impacto económico acumulado de aproximadamente S/ 339,133.30 en un horizonte de 10 años, lo cual representa un valor significativo para la planificación financiera y la gestión de pérdidas de la empresa concesionaria.

Adicionalmente, se realizó una proyección energética para el año 2025, considerando el factor de crecimiento anual previamente determinado en la Ilustración 4.3, el cual asciende a 1.035. Este factor refleja el incremento esperado en la demanda del alimentador en función de las tendencias históricas y el crecimiento urbano proyectado en su zona de influencia. Aplicando este factor al volumen de energía no considerada durante el año 2024, se obtiene una proyección de 35,698.21 kWh de energía no registrada para el año 2025.

Al aplicar nuevamente el factor tarifario de 0.65 soles/kWh, esta diferencia representa una pérdida económica estimada de aproximadamente S/ 35,100.27 correspondiente exclusivamente al año 2025. Esta cantidad refleja el valor monetario de la energía que, al no ser debidamente contabilizada, no es facturada ni gestionada adecuadamente, lo cual puede impactar negativamente en los indicadores de desempeño del sistema y en la sostenibilidad económica de la operación.

Tabla 4.6

Proyección de energía no registrada al año 2025.

Descripción	Soles
Total, de pérdidas del año 2024 que no fueron considerados kW.h	35,698.21
Aplicando el factor de proyección al año 2025	36,947.65
Considerando una tarifa promedio (s/.0.65 soles)	S/ 35,100.27

Fuente y Elaboración: Propia

Como se puede apreciar en la tabla 4.6 se tiene una proyección de energía no registrada para el año 2025, esto quiere decir que 35698.21 kW.h no han sido registradas en el cálculo de balance de energía este valor también se puede corroborar con la tabla 4.4 donde sumada la energía que no ha sido considerada resultan dicho valor, por lo tanto aplicando en factor de 1.035 para el año 2025 obtenemos 36947.65 kW.h que serían la estimación de pérdidas para el año 2025, y finalmente aplicando una tarifa promedio tenemos 35100.27 Soles que deben ser considerados en el balance de energía aplicando el método de redes neuronales.

Estos resultados demuestran que incluso diferencias relativamente pequeñas en el porcentaje de pérdidas pueden tener repercusiones económicas acumuladas significativas, lo cual justifica plenamente la incorporación de herramientas de inteligencia artificial como apoyo en los procesos de cálculo y monitoreo del balance energético. En consecuencia, el uso de método como el desarrollado en este estudio constituye una solución técnica viable y económicamente justificada para mejorar la eficiencia y transparencia del sistema eléctrico de distribución

CAPÍTULO. V

5. Discusión de Resultados

La implementación de las redes neuronales artificiales (RNA) en el alimentador QU-02 de la ciudad del Cusco permitió evidenciar mejoras significativas en la estimación del balance energético, contrastando con los métodos tradicionales empleados por la empresa concesionaria Electro Sur Este S.A.A.

5.1 Escenario 1

Electro Sur Este S.A.A. elabora informes de balance de energía a nivel empresarial, de subestaciones y de alimentadores. Estos documentos representan el estado inicial del balance de anergia, construido a partir de la comparación entre la energía adquirida y la energía facturada. Sin embargo, este cálculo preliminar no incorpora procesos de depuración ni ajustes de información, por lo que constituye únicamente una aproximación referencial o de primera impresión del comportamiento del sistema, sin reflejar necesariamente las condiciones reales de operación.

Tabla 5.1

Porcentaje de pérdidas en los meses analizados.

AMT	Sucursal	202402	202406	202408	202409	202410
QU-02	Cusco	28.12%	29.84%	31.20%	30.41%	30.89%

Fuente y Elaboración: Electro Sur Este S.A.A.

En la tabla 5.1 podemos ver en la fila 2 se ve los porcentajes de pérdidas de energía, los cuales están cercanos al 30%.

Cabe precisar que los meses de agosto a diciembre se completaron con valores extraídos del módulo de balance de energía SIELSE que se encuentran en el anexo 9.

5.2 Escenario 2

En el escenario 2, mediante la aplicación de redes neuronales, se obtienen resultados más coherentes con los datos reales, lo que indica que la red neuronal implementada tiene la capacidad de representar de manera adecuada el comportamiento del sistema y contribuir al análisis del balance de energía.

En esta tabla hacemos la comparativa de los escenarios

Tabla 5.2

Comparativa de las pérdidas porcentuales de Escenarios Tradicionales vs Redes Neuronales.

	Febrero	Junio	Agosto	Setiembre	Octubre
Escenario 1	28.12%	29.84%	31.20%	30.41%	30.89%
Escenario 2	2.90%	5.48%	6.64%	3.49%	9.09%

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración: Propia**

La tabla muestra la evolución comparativa de las pérdidas porcentuales registradas en dos escenarios distintos durante los meses de febrero, junio, agosto, setiembre y octubre. En el Escenario 1, las pérdidas se mantienen elevadas y con una variación mínima, oscilando entre 28.12% y 31.20%, lo que evidencia un comportamiento estable, pero con altos niveles de ineficiencia en el sistema eléctrico. Por otro lado, el Escenario 2 presenta valores considerablemente inferiores, con pérdidas que fluctúan entre 2.90% y 9.09%, indicando una reducción sustancial respecto al escenario anterior. Esta diferencia sugiere que el Escenario 2, posiblemente asociado a un método de estimación basado en inteligencia artificial o en un control más optimizado, ofrece una representación más precisa y eficiente de las condiciones reales de operación. Además, la progresión de los valores muestra que, aunque las pérdidas del Escenario 2 aumentan ligeramente hacia octubre, estas se mantienen muy por debajo de las del Escenario 1, reflejando un avance significativo en la capacidad de gestión y predicción de pérdidas del sistema de distribución eléctrica.

Tabla 5.*3*

Diferencia porcentual entre escenarios: Método tradicional y Método red neuronal año 2025

Escenario	Pérdidas promedio (%)
Escenario 1 – Método Tradicional	30.09 %
Escenario 2 – Método Red Neuronal	5.52 %
Diferencia porcentual	**24.57 %**

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración: Propia**

La tabla 5.3 muestra el Escenario 1 presenta un nivel promedio de pérdidas de energía de 30.09 %, mientras que el Escenario 2, basado en redes neuronales, alcanza un promedio de 5.52 %. La comparación evidencia una reducción promedio de 24.57 puntos porcentuales en los niveles de pérdidas al aplicar el método neuronal, demostrando su superioridad frente al método tradicional bajo las mismas condiciones de análisis.

Tabla 5.*4*

Pérdidas de energía eléctrica en Transformadores en el AMT QU-02 al 2024

Mes	Compra de Energía (MWh)	Pérdidas de Energía (MWh)	% de Pérdida Mensual
ENE	2,344.30	93.95	4.01%
FEB	2,175.50	87.19	4.01%
MAR	2,318.40	92.92	4.01%
ABR	2,303.40	92.31	4.01%
MAY	2,396.00	96.03	4.01%
JUN	2,282.40	91.47	4.01%
JUL	2,391.20	95.83	4.01%
AGO	2,435.10	97.59	4.01%
SET	2,321.80	93.05	4.01%
OCT	2,431.10	97.43	4.01%
NOV	2,412.40	96.69	4.01%
DIC	2,392.60	95.89	4.01%
TOTAL	28,204.13	1,130.36	4.01%

Fuente y Elaboración: Electro Sur Este S.A.A.

Tabla 5.*5*

Pérdidas de energía eléctrica en Líneas de distribución en el AMT QU-02, al año 2024

Mes	Compra de Energía (MWh)	Pérdidas (MWh)	% Pérdida
Enero	2344.3	27.13	1.16%
Febrero	2175.45	25.18	1.16%
Marzo	2318.4	26.83	1.16%
Abril	2303.37	26.66	1.16%
Mayo	2396.04	27.73	1.16%
Junio	2282.41	26.41	1.16%
Julio	2391.22	27.67	1.16%
Agosto	2435.08	28.18	1.16%
Septiembre	2321.77	26.87	1.16%
Octubre	2431.05	28.13	1.16%
Noviembre	2412.44	27.92	1.16%
Diciembre	2392.61	27.69	1.16%
PROMEDIO	2350.34	27.2	1.16%

Fuente y Elaboración: Electro Sur Este S.A.A.

Tabla 5.*6*

Resultados de Pérdidas Totales: perdidas técnicas y perdidas no técnicas en el escenario 1

Mes	Escenario 1 (pérdidas totales)	Escenario 1 (perdidas técnicas en el transformador)	Escenario 1 (perdidas técnicas en la línea)	Escenario 1 (perdidas no técnicas)
Febrero	28.12%	4.01%	1.16%	22.95%
Junio	29.84%	4.01%	1.16%	24.67%
Agosto	31.20%	4.01%	1.16%	26.03%
Setiembre	30.41%	4.01%	1.16%	25.24%
Octubre	30.89%	4.01%	1.16%	25.72%

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración: Propia**

En la Tabla 5.6 se detalla los resultados del balance de energía para el Escenario 1. Se observa que las pérdidas totales mantienen un comportamiento crítico, superando el 28.12% en todos los periodos y alcanzando un máximo del 31.20% en el mes de agosto.

Al desagregar estos valores de pérdidas totales, destaca que las pérdidas técnicas (correspondientes al transformador y la línea de distribución) presentan un valor constante e invariable del 4.01% y 1.16%. Este dato indica que el componente de infraestructura física no presenta fluctuaciones bajo las condiciones evaluadas.

Por el contrario, el factor determinante en el balance son las pérdidas no técnicas, las cuales representan la mayor carga porcentual del sistema. Estas oscilan entre el 22.95% y el 26.03%, lo que sugiere que la problemática principal del Escenario 1 no radica en la eficiencia de los equipos, sino en factores externos o de gestión que requieren la implementación de modelos predictivos más robustos.

Tabla 5.*7*

Resultados de Pérdidas Totales: perdidas técnicas y perdidas no técnicas en el escenario 2

Mes	Escenario 2 (pérdidas totales)	Escenario 2 (perdidas técnicas en el transformador)	Escenario 2 (perdidas técnicas en la línea)	Escenario 2 (perdidas no técnicas)
Febrero	2.90%	4.01%	1.16%	2.27%
Junio	5.48%	4.01%	1.16%	0.31%
Agosto	6.64%	4.01%	1.16%	1.47%
Setiembre	3.49%	4.01%	1.16%	1.68%
Octubre	9.09%	4.01%	1.16%	3.92%

Fuente: Electro Sur Este S.A.A. **Elaboración: Propia**

La Tabla 5.7 muestra los resultados del balance de energía tras la implementación del Escenario 2. El hallazgo más significativo es la reducción drástica de las pérdidas totales, las cuales

se mantienen por debajo del 9.09% en todo el periodo analizado, contrastando positivamente con el escenario 1 de la concesionaria.

Un punto clave en este análisis es la estabilidad de las pérdidas técnicas (transformador y línea), que permanecen constantes en 4.01% y 1.16% respectivamente. Esto confirma que la mejora del sistema no proviene de cambios en la infraestructura física, sino de la optimización del proceso de balance de energía con la aplicación de redes neuronales.

El éxito de la aplicación de redes neuronales en el balance de energía se evidencia en la columna de pérdidas no técnicas, donde se logran valores bajos, destacando el mes de junio con apenas un 0.31%. Incluso en el mes de octubre, las pérdidas no técnicas apenas alcanzan el 3.92%. Estos resultados sugieren que el Escenario 2 es altamente efectivo para identificar, mitigar o corregir las anomalías en el balance de energía que el método tradicional no lograba gestionar.

CONCLUSIONES

1. 1. La aplicación de redes neuronales optimiza el balance de energía en el alimentador QU-02 al sustituir un modelo tradicional en su etapa preliminar con pérdidas del 20.96% al 28.12% por un sistema inteligente. Esta tecnología permite que el monitoreo responda a las variaciones reales de la demanda en el alimentador QU-02, sincerando las pérdidas registradas a un rango de 2.90% a 9.09%. al año 2025, esta herramienta garantiza la eficiencia operativa al sincerar la estimación del porcentaje de perdida de energía, transformando un registro de porcentaje de pérdidas ineficiente en su etapa preliminar a una gestión técnica precisa y confiable.
2. El diagnóstico del alimentador QU-02 permite identificar y recuperar 35,698.21 kWh de energía que anteriormente no era contabilizada en su etapa preliminar en el balance de energía para el año 2025, esta precisión en el diagnóstico se traduce en una mejora directa de la eficiencia operativa, al reducir la incertidumbre y permitir un control sobre la energía del alimentador QU-02.
3. La diferencia porcentual de 24.57% obtenida entre ambos métodos de estimación demuestra la superioridad técnica de las redes neuronales en el proceso de balance de energía del alimentador QU-02. Este resultado surge al contrastar la estimación promedio del método tradicional de la concesionaria en su etapa inicial (30.09%) frente al promedio logrado mediante el modelo neuronal propuesto (5.52%) para el año 2025. Dicha reducción permite sincerar los niveles de energía no contabilizada, garantizando una estimación del cálculo mucho más precisa y alineada con las condiciones reales de operación del sistema.
4. El uso de redes neuronales tuvo un impacto tangible en la precisión del proceso de balance de energía, al permitir una estimación más exacta de las pérdidas y consumos reales en el alimentador QU-02. Esta precisión técnica se tradujo en un beneficio económico proyectado

de S/ 35,100.27 soles recuperados a 10 años, evidenciando la viabilidad del enfoque propuesto no solo desde el punto de vista técnico, sino también económico y estratégico.

RECOMENDACIONES

1. Recomienda realizar campañas periódicas de verificación en campo en los puntos de medición del alimentador QU-02 para corroborar la exactitud de los datos obtenidos por los medidores ION. Esto permitirá validar la información utilizada en la red neuronal y mejorar la calidad del balance de energía.
2. Desarrollar una red neuronal con capacidad de proyección multianual, permitiendo estimar la demanda para varios años más allá del 2025, utilizando arquitecturas más robustas como LSTM (Long Short-Term Memory) o redes neuronales recurrentes
3. Se Incorporar variables exógenas como temperatura, humedad, actividad económica local o calendario de mantenimientos, para enriquecer el método predictivo y hacerlo más representativo del entorno real.
4. comparar el desempeño de la red neuronal utilizada con otros métodos como el método ARIMA, regresión lineal, o árboles de decisión, a fin de evaluar su precisión relativa y justificar su uso.

BIBLIOGRAFIA

- Aguila, A., Aguila, A. T., & W N Lo A, D. O. (n.d.). *Medidas para minimizar las pérdidas de energía en circuitos de distribución or download with email Medidas para minimizar las pérdidas de energía en circuitos de dist…*. https://www.academia.edu/6779978/Medidas_para_minimizar_las_p
- Alberto Tama Franco MAE, I. (n.d.). *Energía LAS PÉRDIDAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA INTRODUCCIÓN*.
- Alberto Tama Franco MAE, I. (2021). *Energía LAS PÉRDIDAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA INTRODUCCIÓN*.
- Balouji, E., Bäckström, K., Olsson, V., Eneryield, E.-S., Eneryield -Sweden, S., & Hovila, P. (2023). *DISTRIBUTION NETWORK FAULT PREDICTION UTILISING PROTECTION RELAY DISTURBANCE RECORDINGS AND MACHINE LEARNING*.
- Becerra Benavides, L. A. (2023). *ESTRATEGIA DE DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE FALLAS ELÉCTRICAS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA BASADO EN REDES NEURONALES ARTIFICIALES.*
- *CÓDIGO NACIONAL DE ELECTRICIDAD (SUMINISTRO 2011)*. (n.d.). www.minem.gob.pe
- Fernandez, F., De la Fe, S., & Miraglia, D. (2004). *Pronostico de las pérdidas en redes de distribucion mediante redes reuronales*.
- Francisco, G., Lavayen, H., Leonel, G., & Castro, P. (2009). *ALIMENTADORES MEDIANTE COMPENSACIÓN REACTIVA CONSIDERANDO CLIENTES*

FINALES INDUSTRIALES PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO ELÉCTRICO.

- Garcia Lagos, F. (2003). *REDES NEURONALES ARTIFICIALES PARA LA GESTIÓN DE SISTEMAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA*.
- Gerencia de Asesoría Jurídica OSINERGMIN. (1999). *Ley de Concesiones Eléctricas Decreto-Ley-25844*.
- Laurencio-Pérez, Á., Pérez-Maliuk, I., & Pérez-Maliuk, O. (2022). Evaluation of losses in electrical subtransmission networks by neural network modeling. *DYNA (Colombia)*, *89*(221), 78–83. https://doi.org/10.15446/dyna.v89n221.97552
- Perez Londoño, S. M., & Lopez Quintero, J. G. (2018). *Transformadores eléctricos*.
- SEIN. (2022). *PROCEDIMIENTO TÉCNICO DEL COMITÉ DE OPERACIÓN ECONÓMICA DEL SEIN.*
- Zhao, X., & Zhang, X. (2016). *Artificial Intelligence Applications in Power System*.
- OSINERGMIN (Organismo Supervisor de la Inversión en Energía y Minería)
- (Haykin, 2009; Short et al., 2012)

ANEXOS

ANEXO 1 : Códigos para simular MATLAB

```
clc;
clear;

% Definir la cantidad de valores a predecir
num_samples = 672; % 1344 valores para extrapolación

% Crear una matriz de entrada con índices consecutivos
X_input = (1:num_samples)'; % Índices consecutivos como en el entrenamiento

% Convertir los valores en el formato adecuado para la red neuronal (formato de celda)
X_cell = cell(1, num_samples);
for i = 1:num_samples
    X_cell{1, i} = X_input(i);
end

% Llamar a la red neuronal
Y_output = myNeuralNetworkFunction3(X_cell);

% Convertir la salida de celda a matriz
Y_predicted = cell2mat(Y_output);

% Graficar los resultados
figure;
plot(1:num_samples, Y_predicted, 'b', 'LineWidth', 1.5);
xlabel('Índice numérico consecutivo');
ylabel('Valores extrapolados de QU-02');
```

```
title('Extrapolación de 1344 valores usando la Red Neuronal');
grid on;

% Código en MATLAB para leer y graficar los datos por año con desplazamiento de DO06 y DO07
clc;
clear;

% Leer el archivo Excel
data = readtable('todosaliment.xlsx');

% Convertir la columna de tiempo a formato datetime
data.LocalTime = datetime(data.LocalTime, 'InputFormat', 'dd/MM/yyyy HH:mm');

% Obtener los años únicos disponibles
years = unique(year(data.LocalTime));

% Preguntar al usuario qué año desea graficar
year_selected = input(['Seleccione un año para graficar: ', num2str(years') '\n']);

% Filtrar los datos para el año seleccionado
filtered_data = data(year(data.LocalTime) == year_selected, :);

% Solicitar el número de puntos para desplazar DO06 y DO07 con respecto a QU-02
shift_DO06 = input('Ingrese el número de puntos para desplazar DO06 (positivo para atrasar, negativo para adelantar): ');
shift_DO07 = input('Ingrese el número de puntos para desplazar DO07 (positivo para atrasar, negativo para adelantar): ');
```

```
% Función para desplazar datos sin rotar, llenando con NaN
apply_shift = @(data_column, shift) ...
    [nan(max(0, shift), 1); data_column(1:end-max(0, shift))] .* (shift > 0) + ...  % Desfase positivo
    [data_column(1+max(0, -shift):end); nan(max(0, -shift), 1)] .* (shift < 0) + ... % Desfase negativo
    data_column .* (shift == 0); % Sin cambio si shift es 0

% Aplicar el desplazamiento
DO06_shifted = apply_shift(filtered_data.DO06, shift_DO06);
DO07_shifted = apply_shift(filtered_data.DO07, shift_DO07);

% Ajustar el tamaño mínimo de los datos para evitar errores de longitud
min_length = min([length(filtered_data.LocalTime), length(filtered_data.QU-02), length(DO06_shifted), length(DO07_shifted)]);
time_vector = filtered_data.LocalTime(1:min_length);
QU-02_data = filtered_data.QU-02(1:min_length);
DO06_shifted = DO06_shifted(1:min_length);
DO07_shifted = DO07_shifted(1:min_length);

% Graficar los alimentadores con los desplazamientos
figure;
plot(time_vector, QU-02_data, 'r', 'DisplayName', 'QU-02'); hold on;
%plot(time_vector, DO07_shifted, 'g', 'DisplayName', ['DO07 (Desfase ' num2str(shift_DO07) ' puntos)']);
%plot(time_vector, DO06_shifted, 'b', 'DisplayName', ['DO06 (Desfase ' num2str(shift_DO06) ' puntos)']);
hold off;

% Formatear el eje X para mostrar meses
```

```
datetick('x', 'mmm', 'keeplimits');
xlabel('Meses');
ylabel('Mediciones');
legend;
title(['Mediciones de los alimentadores en el año ', num2str(year_selected)]);
grid on;

clc;
clear;

% Leer el archivo Excel
data = readtable('todosaliment.xlsx');

% Convertir la columna de tiempo a formato datetime
data.LocalTime = datetime(data.LocalTime, 'InputFormat', 'dd/MM/yyyy HH:mm');

% Definir el rango de fechas
start_date = datetime(2024, 9, 23, 0, 0, 0); % 21 de septiembre de 2024
end_date = datetime(2024, 9, 29, 23, 59, 59); % 28 de septiembre de 2024

% Filtrar los datos en el rango de fechas
mask = (data.LocalTime >= start_date) & (data.LocalTime <= end_date);
filtered_dates = data.LocalTime(mask);
QU-02_selected = data.QU-02(mask); % Valores de QU-02

% Crear la matriz de números consecutivos
num_consecutivos = (1:length(filtered_dates))'; % Vector 1, 2, 3, ..., N
```

```
% Crear la matriz final con los valores de tiempo y QU-02
final_matrix = [num_consecutivos, QU-02_selected];

% Mostrar la matriz en la consola
disp('Matriz de valores de QU-02 con índices consecutivos:');
disp(final_matrix);

% Graficar los valores extraídos usando números consecutivos
figure;
plot(num_consecutivos, QU-02_selected, 'r', 'LineWidth', 1.5);
xlabel('Índice numérico consecutivo');
ylabel('Mediciones de QU-02');
title('Valores de QU-02 con representación numérica del tiempo');
grid on;

clc;
clear;

% Definir el rango de entrada (1 hasta 15)
x_values = (1:15)';

% Inicializar vector para almacenar los valores de salida de la red neuronal
y_values = zeros(length(x_values), 1);

% Llamar a la red neuronal y almacenar los resultados
for i = 1:length(x_values)
    y_values(i) = myNeuralNetworkFunction2(x_values(i));
end
```

```
% **Calcular la variación relativa entre valores consecutivos**
variacion = zeros(length(x_values)-1, 1);
for i = 1:length(x_values)-1
    variacion(i) = abs((y_values(i+1) - y_values(i)) / y_values(i)); % Variación relativa
end

% **Cálculo del factor de multiplicación desde 10 hasta 15**
factor_multiplicacion = zeros(6,1); % Solo para los valores 10-15
for i = 10:15
    factor_multiplicacion(i-9) = y_values(i) / y_values(i-1);
end

% **Convertir factor de multiplicación a porcentaje**
variacion_porcentaje = (factor_multiplicacion - 1) * 100;

% **Gráfico 1: Salida de la Red Neuronal**
figure;
plot(x_values, y_values, '-o', 'LineWidth', 2, 'MarkerSize', 6, 'MarkerFaceColor', 'b');
xlabel('Valor de Entrada (x)');
ylabel('Salida de la Red Neuronal (y)');
title('Salida de la Red Neuronal para Entradas de 1 a 15');
grid on;

% **Gráfico 2: Variación Relativa**
figure;
bar(2:15, variacion, 'FaceColor', [0.85 0.33 0.1]); % Rojo
xlabel('Valor de Entrada (x)');
```

```
ylabel('Variación Relativa');
title('Variación Relativa de la Salida de la Red Neuronal');
grid on;

% **Gráfico 3: Factor de Multiplicación (Desde 10 hasta 15)**
figure;
bar(10:15, factor_multiplicacion, 'FaceColor', [0.3 0.6 0.9]); % Azul
xlabel('Valor de Entrada (x)');
ylabel('Factor de Multiplicación');
title('Factor de Multiplicación desde 10 hasta 15');
grid on;

% **Gráfico 4: Variación en Porcentaje (Desde 10 hasta 15)**
figure;
bar(10:15, variacion_porcentaje, 'FaceColor', [0.85 0.33 0.1]); % Rojo
xlabel('Valor de Entrada (x)');
ylabel('Variación en Porcentaje (%)');
title('Variación en Porcentaje desde 10 hasta 15');
grid on;

% **Mostrar factores de multiplicación y variación en porcentaje**
disp('Factores de multiplicación y variación en porcentaje para los valores predecidos desde 10 hasta 15:');
disp(table((10:15)', factor_multiplicacion, variacion_porcentaje, 'VariableNames', {'x', 'Factor_Multiplicacion', 'Variacion_Porcentaje'}));

clc
clear
```

```
% Leer el archivo Excel
data = readtable('todosaliment.xlsx');

% Convertir la columna de tiempo a formato datetime
data.LocalTime = datetime(data.LocalTime, 'InputFormat', 'dd/MM/yyyy HH:mm');

% Obtener los años únicos disponibles
years = unique(year(data.LocalTime));

% Preguntar al usuario qué año desea graficar
fprintf('Años disponibles:\n');
disp(years')
year_selected = input('Seleccione un año para graficar: ');

% Obtener los meses únicos dentro del año seleccionado
months_in_year = unique(month(data.LocalTime(year(data.LocalTime) == year_selected)));

% Preguntar al usuario qué mes desea
fprintf('Meses disponibles en ese año:\n');
disp(months_in_year')
month_selected = input('Seleccione un mes (número del 1 al 12): ');

% Filtrar los datos para el año y mes seleccionados
filtered_data = data(year(data.LocalTime) == year_selected & ...
                     month(data.LocalTime) == month_selected, :);

% Calcular la suma del alimentador QU-02
suma_QU-02 = sum(filtered_data.QU-02, 'omitnan');
```

```
fprintf('La suma del alimentador QU-02 en %d/%d es: %.2f\n', ...
    month_selected, year_selected, suma_QU-02);

% Graficar QU-02 y DO06 para ese mes
figure;
plot(filtered_data.LocalTime, filtered_data.QU-02, 'r', 'DisplayName', 'QU-02');
hold on;
% plot(filtered_data.LocalTime, filtered_data.DO06, 'g', 'DisplayName', 'DO06');
% hold off;

datetick('x', 'dd', 'keeplimits'); % Mostrar días del mes en eje X
xlabel('Días');
ylabel('Mediciones');
legend;
title(sprintf('Mediciones en %d/%d', month_selected, year_selected));
grid on;

clc;
clear;

% Definir la cantidad de valores a predecir
num_samples = 672; % 7 días * 24 horas * 4 intervalos de 15 minutos

% Crear una matriz de entrada con índices consecutivos
X_input = (1:num_samples)';

% Convertir los valores en el formato adecuado para la red neuronal
X_cell = cell(1, num_samples);
```

```
for i = 1:num_samples
    X_cell{1, i} = X_input(i);
end

% Llamar a la red neuronal
Y_output = myNeuralNetworkFunction3(X_cell);

% Convertir la salida de celda a matriz
Y_predicted = cell2mat(Y_output(:)); % Aseguramos columna

% Asegurar que Y_predicted sea vector columna
if size(Y_predicted, 2) > 1
    Y_predicted = Y_predicted';
end

% Crear vector de tiempo desde lunes a las 00:00
start_time = datetime(2023, 1, 1 + 1, 0, 0, 0); % Lunes arbitrario
time_vector = start_time + minutes(15) * (0:num_samples - 1)';

% Asegurar que todo tenga el mismo tamaño
assert(length(time_vector) == num_samples, 'Vector de tiempo incorrecto');
assert(length(Y_predicted) == num_samples, 'Salida de red incorrecta');

% Extraer día y hora
days_of_week = cellstr(datestr(time_vector, 'dddd'));
hour_minute = cellstr(datestr(time_vector, 'HH:MM'));

% Crear tabla final
```

```
T = table((1:num_samples)', days_of_week, hour_minute, Y_predicted, ...
    'VariableNames', {'Indice', 'Dia', 'Hora', 'Valor_Pronosticado'});

% Mostrar primeras filas
disp(T(1:500,:));

% Graficar
figure;
plot(time_vector, Y_predicted, 'b', 'LineWidth', 1.5);
xlabel('Tiempo');
ylabel('Valor pronosticado');
title('Predicción semanal - Red Neuronal');
grid on;

clc;
clear;

%% === Parte 1: Lectura del archivo ===
% Leer el archivo Excel con todos los datos
data = readtable('todosaliment.xlsx');
data.LocalTime = datetime(data.LocalTime, 'InputFormat', 'dd/MM/yyyy HH:mm');

% Preguntar el año y mes a analizar
years = unique(year(data.LocalTime));
fprintf('Años disponibles:\n');
disp(years')
year_selected = input('Seleccione un año: ');
```

```
months = unique(month(data.LocalTime(year(data.LocalTime) == year_selected)));
fprintf('Meses disponibles en ese año:\n');
disp(months')
month_selected = input('Seleccione un mes (1-12): ');

% Preguntar los días del mes a reemplazar (puede ser vector)
dias_disponibles = unique(day(data.LocalTime(year(data.LocalTime) == year_selected & month(data.LocalTime) == month_selected)));
fprintf('Días disponibles en ese mes:\n');
disp(dias_disponibles')
dias_a_reemplazar = input('Ingrese los días que desea reemplazar entre corchetes, por ejemplo [3 7 12]: ');

%% === Parte 2: Simulación de red neuronal semanal ===
num_samples = 672;
X_input = (1:num_samples)';

% Formato para red
X_cell = cell(1, num_samples);
for i = 1:num_samples
    X_cell{1, i} = X_input(i);
end

% Llamar red neuronal
Y_output = myNeuralNetworkFunction3(X_cell);
Y_predicted = cell2mat(Y_output(:));

% Crear vector de tiempo simulado (lunes 00:00 a domingo 23:45)
start_time_sim = datetime(2023,1,2,0,0,0); % lunes arbitrario
```

```
time_sim = start_time_sim + minutes(15)*(0:num_samples - 1)';
dayname_sim = cellstr(datestr(time_sim, 'dddd')); % nombre del día

% Guardar valores simulados por día de la semana
dias_semana = {'Monday', 'Tuesday', 'Wednesday', 'Thursday', 'Friday', 'Saturday', 'Sunday'};
valores_por_dia = containers.Map();
for i = 1:length(dias_semana)
    idx = strcmp(dayname_sim, dias_semana{i});
    valores_dia = Y_predicted(idx);
    if length(valores_dia) ~= 96
        error('Error: día %s no tiene 96 valores simulados.', dias_semana{i});
    end
    valores_por_dia(dias_semana{i}) = valores_dia;
end

%% === Parte 3: Reemplazo de varios días en los datos reales ===
for k = 1:length(dias_a_reemplazar)
    dia_actual = dias_a_reemplazar(k);
    fecha_dia = datetime(year_selected, month_selected, dia_actual);
    nombre_dia = char(day(fecha_dia, 'name')); % Ej. 'Wednesday'

    % Obtener valores simulados para ese día de la semana
    if ~isKey(valores_por_dia, nombre_dia)
        warning('No se encontró día de la semana "%s" en simulación.', nombre_dia);
        continue;
    end
    valores_simulados = valores_por_dia(nombre_dia);
```

```
    % Reemplazar en los datos reales
    mask_replace = (year(data.LocalTime) == year_selected) & ...
                   (month(data.LocalTime) == month_selected) & ...
                   (day(data.LocalTime) == dia_actual);

    if sum(mask_replace) ~= 96
        warning('No se encontraron 96 valores reales para el día %02d/%02d/%d. Se omite.', ...
            dia_actual, month_selected, year_selected);
        continue;
    end

    data.QU-02(mask_replace) = valores_simulados;
    fprintf('✓ Día %02d/%02d/%d (%s) reemplazado exitosamente.\n', ...
        dia_actual, month_selected, year_selected, nombre_dia);
end

%% === Parte 4: Calcular suma del alimentador QU-02 para el mes ===
final_filtered_data = data(year(data.LocalTime) == year_selected & month(data.LocalTime) == month_selected, :);
suma_QU-02 = sum(final_filtered_data.QU-02, 'omitnan');

fprintf('\n--- Resultado final ---\n');
fprintf('Se reemplazaron %d días.\n', length(dias_a_reemplazar));
fprintf('Suma total de QU-02 en %02d/%d (con días modificados): %.2f\n', ...
    month_selected, year_selected, suma_QU-02);

%% === Parte 5: Visualización opcional ===
figure;
```

```
plot(final_filtered_data.LocalTime, final_filtered_data.QU-02, 'r');
xlabel('Fecha');
ylabel('Consumo QU-02');
title(sprintf('Consumo QU-02 en %02d/%d (con %d días reemplazados)', ...
   month_selected, year_selected, length(dias_a_reemplazar)));
grid on;

function [Y,Xf,Af] = myNeuralNetworkFunction2(X,~,~)
%MYNEURALNETWORKFUNCTION neural network simulation function.
%
% Auto-generated by MATLAB, 03-Mar-2025 15:43:08.
%
% [Y] = myNeuralNetworkFunction(X,~,~) takes these arguments:
%
%   X = 1xTS cell, 1 inputs over TS timesteps
%   Each X{1,ts} = Qx1 matrix, input #1 at timestep ts.
%
% and returns:
%   Y = 1xTS cell of 1 outputs over TS timesteps.
%   Each Y{1,ts} = Qx1 matrix, output #1 at timestep ts.
%
% where Q is number of samples (or series) and TS is the number of timesteps.

%#ok<*RPMT0>

% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====

% Input 1
```

```
x1_step1.xoffset = 1;

x1_step1.gain = 0.181818181818182;

x1_step1.ymin = -1;


% Layer 1

b1 = [11.18989764178295054;7.9570175385828605386;-
4.80016230738937108;1.7954102402881870759;-1.6443013983147554136;-
4.9771793970874016466;-8.0015663354994099876;-11.18704458831300208];

IW1_1 = [-11.208187021281405649;-11.228852135950047497;11.196593586040796353;-
11.179271041230862238;-11.198965483164620593;-11.109986572954763773;-
11.198728621824898255;-11.210636959993395934];


% Layer 2

b2 = 0.13052131780331277522;

LW2_1 = [-0.1892763547625802012 0.030417224053021107988 0.18626382370841509939 -
0.51907121324631833037 -0.11468406976606082548 -0.061052047095628170226
0.22395883732035873348 -0.21458631317071774625];


% Output 1

y1_step1.ymin = -1;

y1_step1.gain = 8.58541230890421e-06;

y1_step1.xoffset = 366386.804977497;


% ===== SIMULATION ========


% Format Input Arguments

isCellX = iscell(X);

if ~isCellX

    X = {X};

end
```

```
% Dimensions
TS = size(X,2); % timesteps
if ~isempty(X)
  Q = size(X{1},1); % samples/series
else
  Q = 0;
end

% Allocate Outputs
Y = cell(1,TS);

% Time loop
for ts=1:TS

  % Input 1
  X{1,ts} = X{1,ts}';
  Xp1 = mapminmax_apply(X{1,ts},x1_step1);

  % Layer 1
  a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*Xp1);

  % Layer 2
  a2 = repmat(b2,1,Q) + LW2_1*a1;

  % Output 1
  Y{1,ts} = mapminmax_reverse(a2,y1_step1);
  Y{1,ts} = Y{1,ts}';
```

```
end

% Final Delay States
Xf = cell(1,0);
Af = cell(2,0);

% Format Output Arguments
if ~isCellX
    Y = cell2mat(Y);
end
end

% ===== MODULE FUNCTIONS ========

% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x,settings)
y = bsxfun(@minus,x,settings.xoffset);
y = bsxfun(@times,y,settings.gain);
y = bsxfun(@plus,y,settings.ymin);
end

% Sigmoid Symmetric Transfer Function
function a = tansig_apply(n,~)
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;
end

% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function
function x = mapminmax_reverse(y,settings)
```

```
x = bsxfun(@minus,y,settings.ymin);
x = bsxfun(@rdivide,x,settings.gain);
x = bsxfun(@plus,x,settings.xoffset);
end

clc;
clear;

%% === Parte 1: Lectura del archivo ===
% Leer el archivo Excel con todos los datos
data = readtable('todosaliment.xlsx');
data.LocalTime = datetime(data.LocalTime, 'InputFormat', 'dd/MM/yyyy HH:mm');

% Guardar copia original
data_original = data;

% Preguntar el año y mes a analizar
years = unique(year(data.LocalTime));
fprintf('Años disponibles:\n');
disp(years')
year_selected = input('Seleccione un año: ');

months = unique(month(data.LocalTime(year(data.LocalTime) == year_selected)));
fprintf('Meses disponibles en ese año:\n');
disp(months')
month_selected = input('Seleccione un mes (1-12): ');

% Preguntar los días del mes a reemplazar (puede ser vector)
```

```
dias_disponibles = unique(day(data.LocalTime(year(data.LocalTime) == year_selected & month(data.LocalTime) == month_selected)));

fprintf('Días disponibles en ese mes:\n');

disp(dias_disponibles')

dias_a_reemplazar = input('Ingrese los días que desea reemplazar entre corchetes, por ejemplo [3 7 12]: ');


%% === Parte 2: Simulación de red neuronal semanal ===

num_samples = 672;

X_input = (1:num_samples)';


% Formato para red

X_cell = cell(1, num_samples);

for i = 1:num_samples

   X_cell{1, i} = X_input(i);

end


% Llamar red neuronal

Y_output = myNeuralNetworkFunction3(X_cell);

Y_predicted = cell2mat(Y_output(:));


% Crear vector de tiempo simulado (lunes 00:00 a domingo 23:45)

start_time_sim = datetime(2023,1,2,0,0,0); % lunes arbitrario

time_sim = start_time_sim + minutes(15)*(0:num_samples - 1)';

dayname_sim = cellstr(datestr(time_sim, 'dddd')); % nombre del día


% Guardar valores simulados por día de la semana

dias_semana = {'Monday', 'Tuesday', 'Wednesday', 'Thursday', 'Friday', 'Saturday', 'Sunday'};

valores_por_dia = containers.Map();
```

```
for i = 1:length(dias_semana)
    idx = strcmp(dayname_sim, dias_semana{i});
    valores_dia = Y_predicted(idx);
    if length(valores_dia) ~= 96
        error('Error: día %s no tiene 96 valores simulados.', dias_semana{i});
    end
    valores_por_dia(dias_semana{i}) = valores_dia;
end

%% === Parte 3: Reemplazo de varios días en los datos reales ===
valores_originales_por_dia = containers.Map();

for k = 1:length(dias_a_reemplazar)
    dia_actual = dias_a_reemplazar(k);
    fecha_dia = datetime(year_selected, month_selected, dia_actual);
    nombre_dia = char(day(fecha_dia, 'name')); % Ej. 'Wednesday'

    % Obtener valores simulados para ese día de la semana
    if ~isKey(valores_por_dia, nombre_dia)
        warning('No se encontró día de la semana "%s" en simulación.', nombre_dia);
        continue;
    end
    valores_simulados = valores_por_dia(nombre_dia);

    % Reemplazar en los datos reales
    mask_replace = (year(data.LocalTime) == year_selected) & ...
                   (month(data.LocalTime) == month_selected) & ...
                   (day(data.LocalTime) == dia_actual);
```

```
    if sum(mask_replace) ~= 96
        warning('No se encontraron 96 valores reales para el día %02d/%02d/%d. Se omite.', ...
            dia_actual, month_selected, year_selected);
        continue;
    end

    % Guardar valores originales antes de reemplazar
    fecha_dia_str = sprintf('%04d-%02d-%02d', year_selected, month_selected, dia_actual);
    valores_originales_por_dia(fecha_dia_str) = data.QU-02(mask_replace);

    % Reemplazo
    data.QU-02(mask_replace) = valores_simulados;
    fprintf('✓ Día %02d/%02d/%d (%s) reemplazado exitosamente.\n', ...
        dia_actual, month_selected, year_selected, nombre_dia);
end

%% === Parte 4: Calcular suma del alimentador QU-02 para el mes ===
final_filtered_data = data(year(data.LocalTime) == year_selected & month(data.LocalTime) == month_selected, :);
final_filtered_data_original = data_original(year(data_original.LocalTime) == year_selected & month(data_original.LocalTime) == month_selected, :);

suma_QU-02 = sum(final_filtered_data.QU-02, 'omitnan');
suma_QU-02_original = sum(final_filtered_data_original.QU-02, 'omitnan');

fprintf('\n--- Resultado final ---\n');
fprintf('Se reemplazaron %d días.\n', length(dias_a_reemplazar));
```

```
fprintf('Suma total de QU-02 en %02d/%d ANTES:  %.2f\n', month_selected, year_selected, suma_QU-02_original);

fprintf('Suma total de QU-02 en %02d/%d DESPUÉS: %.2f\n', month_selected, year_selected, suma_QU-02);


%% === Parte 5: Visualización global antes y después ===

figure;

plot(final_filtered_data_original.LocalTime, final_filtered_data_original.QU-02, 'b-', 'LineWidth', 1.2); hold on;

plot(final_filtered_data.LocalTime, final_filtered_data.QU-02, 'r--', 'LineWidth', 1.2);

xlabel('Fecha');

ylabel('Consumo QU-02');

title(sprintf('Comparación mensual de QU-02 en %02d/%d', month_selected, year_selected));

legend('Original', 'Modificado');

grid on;


%% === Parte 6: Gráfica comparativa de días reemplazados ===

for k = 1:length(dias_a_reemplazar)

    dia_actual = dias_a_reemplazar(k);

    fecha_dia = datetime(year_selected, month_selected, dia_actual);

    fecha_dia_str = sprintf('%04d-%02d-%02d', year_selected, month_selected, dia_actual);

    nombre_dia = char(day(fecha_dia, 'name'));


    if isKey(valores_originales_por_dia, fecha_dia_str)

        figure;

        t_15min = fecha_dia + minutes(0:15:1425); % 96 valores


        plot(t_15min, valores_originales_por_dia(fecha_dia_str), 'b-', 'LineWidth', 1.5);

        hold on;
```

```
        plot(t_15min, valores_por_dia(nombre_dia), 'r--', 'LineWidth', 1.5);
        hold off;


        legend('Original', 'Reemplazado');
        title(sprintf('Comparación del día %02d/%02d/%d', dia_actual, month_selected,
year_selected));
        xlabel('Hora');
        ylabel('Consumo QU-02');
        grid on;
    end
end
```

ANEXO 2: CARACTERISTICAS Y ESPECIFICACIONES DEL MEDIDOR

Ficha técnica del producto

Especificaciones

Medidor ION8650 128 MB, 9S/29S/ 36S, 120 VCA/160 VCC 60 Hz, comunicación completa 3I+4S, contraseña

M8650A0C0H6C7B1A

Principal

Gama	PowerLogic
Nombre Corto del Dispositivo	ION8650A
Tipo de Producto o Componente	Analizador de facturación y calidad de la energía

Complementario

análisis de calidad de energía	acorde a IEC 61000-4-15 flicker ((*)) magnitude harmonic up to the 50th ((*)) transient capture ((*)) acorde a EN 50160, estado 1 ed. 4 Informe de cumplimiento índice de armónico detección huecos y picos captura de onda de corriente programabilidad (funciones lógica y matemática) Hasta armónico 63 acorde a IEC 61000-4-30, estado 1 Clase A medición de la calidad de la potencia
Aplicación del Dispositivo	Medición de la tarifa Corrección del transformador del instrumento Control y supervisión del equipo Demanda y control del factor de potencia Totalización y impulso de energía Cogeneración y supervisión de PIE (Productor Independiente de Energía) Reducción de la carga
tipo de medición	Corriente Tensión Frecuencia Potencia aparente total Factor de potencia total Potencia aparente por fase Factor de potencia por fase Potencia activa total Potencia activa por fase Potencia reactiva total Potencia reactiva por fase
tensión de alimentación	120...277 V CA 47...63 Hz 65...120 V CA 47...63 Hz 80...160 V DC
Frecuencia de Red	60 Hz
estándar de salida	Americano
[In] Corriente Nominal	5 A 1 A 2 A
tipo de red	1P + N 3P 3P + N
consumo de potencia en VA	24 VA
consumo de potencia en VA	33 VA

Este es un precio de lista. Para conocer el precio de venta consulta con tu distribuidor

Tipo de pantalla	FSTN transflective LCD ((*))
formulario de designación	9S de 3 elementos 4 36S de 2 elementos y 1/2 4 29S de 2 elementos y 1/2 4
velocidad de muestreo	1024 muestras/ciclo
corriente de medición	0.001…24 A
tipo de entrada	Corriente 0.01…20 A (impedance 0.05 Ohm)
tensión de medida	57…277 V CA fase a neutro 100…480 V CA fase a fase
número de entradas	3 digital 0.001…100 mA 30 V DC
precisión de medida	Corriente 0.1 % Tensión 0.1 % Potencia 0.1 % Factor de potencia 0.1 % Frecuencia 0.001 Hz Energía 0.1 %
clase de precisión	Clase 0,2S energía acorde a IEC 62053-23 Clase 0,2 energía acorde a ANSI C12.20 Clase 0,2S energía acorde a IEC 62053-22
número de salidas	2 pulso 4 salida relé forma C
protocolo de puerto de comunicaciones	DNP3 en 300…115200 baudios ION en 300…115200 baudios Ansi C12.18 en <= 19200 baudios IEC 61850 ed. 2 en 10/100 Mbit/s TCP/IP en 10/100 Mbit/s DLMS en 300…115200 baudios Modbus en 57600 baudios TCP/IP en 300…57600 baudios DNP3 en 10/100 Mbit/s ION en 10/100 Mbit/s Modbus RTU, maestro/esclavo en 300…115200 baudios Modbus TCP, maestro/esclavo en 10/100 Mbit/s ModemGate EtherGate
soporte del puerto de comunicación	RJ45, estado 1 Ethernet SUB-D 9, estado 1 RS485/RS232 Bloco terminal, estado 1 RS485 Infrarrojos RJ11, estado 1 módem
protocolo de sincronización de tiempo	IRIG-B ((*)) GPS: Truetime / Datum
registro de dados	Alarmes Registros transitorios Revenue logs ((*)) Registros de eventos Registros de dados Registros armónicos Registro de picos y huecos de tensión Sincronización GPS Sellado de tiempo Historical logs ((*))
velocidad de transmisión	300…115200 baudios 300…57600 baudios 57600 baudios 10/100 Mbit/s <= 19200 baudios
capacidad de memoria	128 MB
servicios web	Port addressing user designed ((*)) Notificación de alarma por correo electrónico Servidor web Robust security logs ((*))

servicio Ethernet	Habilitar / deshabilitar los puertos serie SNMP-Traps e SYSLOG Enable/disable Ethernet protocols ((*))
inviolabilidad de los ajustes	Protegido por código de acceso Hardware lock by jumper
Código de compatibilidad	ION8650A

Entorno

Compatibilidad electromagnética	Prueba de inmunidad ante descarga electroestática conforming to IEC 61000-4-2 Perturbaciones RF conducidas conforming to IEC 61000-4-6 Inmunidad ante ondas de impulso conforming to IEC 61000-4-12 Prueba de inmunidad oscilatoria/ráfagas eléctrica conforming to IEC 61000-4-4 Susceptibilidad frente a campos electromagnéticos conforming to IEC 61000-4-3 Pruebade inmunidad de ondas de choque 1,2/50 µs conforming to IEC 61000-4-5 Emisiones conducidas y radiadas B conforming to CISPR22
tipo de montaje	Con montaje en el conector
soporte de montaje	Puerta envolv.
tipo de instalación	Instalación interior
Categoría de sobretensión	III
grado de protección IP	IP65 frontal: IP51 negro:
humedad relativa	5...95 %
Grado de contaminación	2
temperatura ambiente de funcionamiento	-40...85 °C
Temperatura ambiente de almacenamiento	-40...85 °C
altitud máxima de funcionamiento	0...3000 m
Normas	ANSI C12.1 IEC 62052-11
Ancho	178 mm
Profundidad	237 mm
Altura	178 mm
Peso del producto	7 kg

Unidades de embalaje

Tipo de unidad de paquete 1	PCE
Número de unidades en empaque	1
Paquete 1 Altura	26.0 cm
Paquete 1 Ancho	28.0 cm
Paquete 1 Longitud	44.0 cm
Peso del empaque (Lbs)	4.5 kg

Garantía contractual

Periodo de garantía	18 months

Environmental Data

Schneider Electric se propone lograr el estatus de cero neto para el año 2050 mediante asociaciones de la cadena de suministro, materiales de menor impacto y circularidad a través de nuestra campaña en curso "Use Better, Use Longer, Use Again" para extender la vida útil del producto y la capacidad de reciclaje.

Explicación de los Environmental Data >

Como evaluamos la sostenibilidad de los productos >

Huella ambiental

Ciclo de vida total Huella de carbono	349
Perfil Ambiental del Producto (PEP)	Perfil ambiental del producto

Use Better

Materiales y embalaje

Paquete con tarjeta de reciclaje	No
Embalaje sin plástico	No
Directiva RoHS de la UE	No cumple con las normas
Regulación REACh	Declaración de REACh

Use Again

Nueva empaque y refabricación

Perfil de circularidad	Información de fin de vida útil
Recuperación	NA
WEEE Label	El producto deberá desecharse en los mercados de la Unión Europea después de la recolección de residuos específicos y nunca terminar en recipientes de basura.

ANEXO 3: PLIEGOS TARIFARIOS CUSCO 4 DE DICIEMBRE 2024

Pliego Tarifario Máximo del Servicio Público de Electricidad

Empresa: Electro Sur Este

Pliego Interconexion: CUSCO | Vigencia: 4/Dic/2024 | Sector: 2

SEIN

	MEDIAs TENSIÓN	UNIDAD	TARIFA Sin IGV
TARIFA MT2	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA ACTIVA Y CONTRATACIÓN O MEDICIÓN DE DOS POTENCIAS 2E2P**		
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	15.17
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	35.00
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	29.41
	Cargo por Potencia Activa de Generación en HP	S//kW-mes	67.67
	Cargo por Potencia Activa de Distribución en HP	S//kW-mes	24.13
	Cargo por Exceso de Potencia Activa de Distribución en HFP	S//kW-mes	25.82
	Cargo por Energía Reactiva que exceda el 30% del total de la Energía Activa	ctm. S//kVar.h	4.88
TARIFA MT3	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA ACTIVA Y CONTRATACIÓN O MEDICIÓN DE UNA POTENCIA 2E1P**		
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	35.00
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	29.41
	Cargo por Potencia Activa de generación para Usuarios:		
	Presentes en Punta	S//kW-mes	62.26
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	39.80
	Cargo por Potencia Activa de redes de distribución para Usuarios:		
	Presentes en Punta	S//kW-mes	26.19
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	26.05
	Cargo por Energía Reactiva que exceda el 30% del total de la Energía Activa	ctm. S//kVar.h	4.88
TARIFA MT4	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA ACTIVA Y CONTRATACIÓN O MEDICIÓN DE UNA POTENCIA 1E1P**		
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	30.77
	Cargo por Potencia Activa de generación para Usuarios:		
	Presentes en Punta	S//kW-mes	62.26
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	39.80
	Cargo por Potencia Activa de redes de distribución para Usuarios:		
	Presentes en Punta	S//kW-mes	26.19
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	26.05
	Cargo por Energía Reactiva que exceda el 30% del total de la Energía Activa	ctm. S//kVar.h	4.88
	BAJA TENSIÓN	**UNIDAD**	**TARIFA Sin IGV**
TARIFA BT2	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA ACTIVA Y CONTRATACIÓN O MEDICIÓN DE DOS POTENCIAS 2E2P**		
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	15.17
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	38.05
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	31.98
	Cargo por Potencia Activa de Generación en HP	S//kW-mes	68.98
	Cargo por Potencia Activa de Distribución en HP	S//kW-mes	113.48
	Cargo por Exceso de Potencia Activa de Distribución en HFP	S//kW-mes	83.49
	Cargo por Energía Reactiva que exceda el 30% del total de la Energía Activa	ctm. S//kVar.h	4.88
TARIFA BT3	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA ACTIVA Y CONTRATACIÓN O MEDICIÓN DE UNA POTENCIA 2E1P**		
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	38.05
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	31.98
	Cargo por Potencia Activa de generación para Usuarios:		
	Presentes en Punta	S//kW-mes	48.29
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	46.75
	Cargo por Potencia Activa de redes de distribución para Usuarios:		
	Presentes en Punta	S//kW-mes	110.00
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	107.11
	Cargo por Energía Reactiva que exceda el 30% del total de la Energía Activa	ctm. S//kVar.h	4.88
TARIFA BT4	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA ACTIVA**		

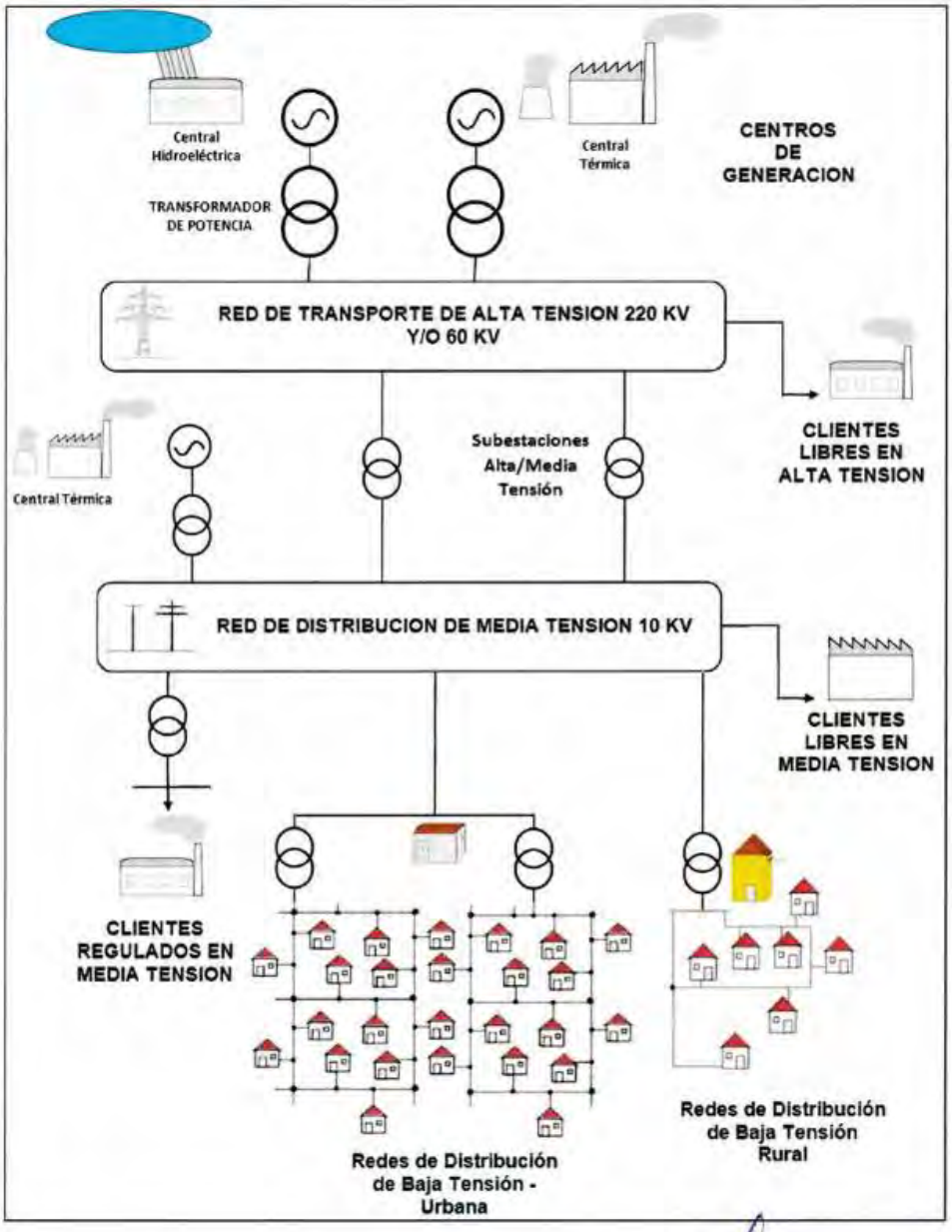
	Y CONTRATACIÓN O MEDICIÓN DE UNA POTENCIA 1E1P			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	33.46	
	Cargo por Potencia Activa de generación para Usuarios:			
	Presentes en Punta	S//kW-mes	48.29	
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	46.75	
	Cargo por Potencia Activa de redes de distribución para Usuarios:			
	Presentes en Punta	S//kW-mes	110.00	
	Presentes Fuera de Punta	S//kW-mes	107.11	
	Cargo por Energía Reactiva que exceda el 30% del total de la Energía Activa	ctm. S//kVar.h	4.88	
TARIFA BT5A	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 2E**			
	a) Usuarios con demanda máxima mensual de hasta 20kW en HP y HFP			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	241.10	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	31.98	
	Cargo por Exceso de Potencia en Horas Fuera de Punta	S//kW-mes	103.86	
	b) Usuarios con demanda máxima mensual de hasta 20kW en HP y 50kW en HFP			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	285.96	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	31.98	
	Cargo por Exceso de Potencia en Horas Fuera de Punta	S//kW-mes	103.86	
TARIFA BT5B	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E**			
No Residencial	Cargo Fijo Mensual	S//mes	5.10	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	87.99	
TARIFA BT5B	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E**			**MCTER-Sin IGV**
Residencial	**a) Para usuarios con consumos menores o iguales a 140 kW.h por mes**			
	0 - 30 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	4.94	3.89
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	59.68	56.66
	31 - 140 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	4.94	3.89
	Cargo por Energía Activa - Primeros 30 kW.h	S//mes	17.90	17.00
	Cargo por Energía Activa - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	85.26	80.94
	b) Para usuarios con consumos mayores a 140 kW.h por mes – No afecto a descuento por FOSE			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	5.10	4.01
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	87.99	83.53
TARIFA BT5D	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E**			
No Residencial	Cargo Fijo Mensual	S//mes	5.10	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	61.96	
TARIFA BT5D	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E**			
Residencial	**a) Para usuarios con consumos menores o iguales a 140 kW.h por mes**			
	0 - 30 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	4.94	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	42.03	
	31 - 140 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	4.94	
	Cargo por Energía Activa - Primeros 30 kW.h	S//mes	12.61	
	Cargo por Energía Activa - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	60.04	
	b) Para usuarios con consumos mayores a 140 kW.h por mes – No afecto a descuento por FOSE			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	5.10	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	61.96	
TARIFA BT5E	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E**			
No Residencial	Cargo Fijo Mensual	S//mes	2.79	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	87.97	
TARIFA BT5E	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E**			**MCTER-Sin IGV**
Residencial	**a) Para usuarios con consumos menores o iguales a 140 kW.h por mes**			
	0 - 30 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	2.70	2.70
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	59.67	56.66
	31 - 140 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	2.70	2.70
	Cargo por Energía Activa - Primeros 30 kW.h	S//mes	17.90	17.00
	Cargo por Energía Activa - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	85.24	80.94
	b) Para usuarios con consumos mayores a 140 kW.h por mes – No afecto a descuento por FOSE			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	2.79	2.79
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	87.97	83.53
TARIFA BT5F	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 2E**			
No Residencial	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	133.02	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	65.89	

TARIFA BT5F	**TARIFA CON DOBLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 2E**			**MCTER-Sin IGV**
Residencial	**a) Para usuarios con consumos menores o iguales a 140 kW.h por mes**			
	0 - 30 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.56	3.89
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	90.23	56.66
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	44.70	44.70
	31 - 140 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.56	3.89
	Cargo por Energía Activa en Punta - Primeros 30 kW.h	ctm. S//kW.h	90.23	56.66
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta - Primeros 30 kW.h	ctm. S//kW.h	44.70	44.70
	Cargo por Energía Activa en Punta - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	128.90	80.94
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	63.85	63.85
	b) Para usuarios con consumos mayores a 140 kW.h por mes – No afecto a descuento por FOSE			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	4.01
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	133.02	83.53
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta	ctm. S//kW.h	65.89	65.89
TARIFA BT5I	**TARIFA CON TRIPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 3E**			
No Residencial	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	87.03	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Media	ctm. S//kW.h	66.09	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Base	ctm. S//kW.h	66.05	
TARIFA BT5I	**TARIFA CON TRIPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 3E**			
Residencial	**a) Para usuarios con consumos menores o iguales a 140 kW.h por mes**			
	0 - 30 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.56	
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	59.03	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Media	ctm. S//kW.h	44.83	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Base	ctm. S//kW.h	44.80	
	31 - 140 kW.h			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.56	
	Cargo por Energía Activa en Punta - Primeros 30 kW.h	ctm. S//kW.h	59.03	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Media - Primeros 30 kW.h	ctm. S//kW.h	44.83	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Base - Primeros 30 kW.h	ctm. S//kW.h	44.80	
	Cargo por Energía Activa en Punta - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	84.33	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Media - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	64.04	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Base - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	64.00	
	b) Para usuarios con consumos mayores a 140 kW.h por mes – No afecto a descuento por FOSE			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	13.99	
	Cargo por Energía Activa en Punta	ctm. S//kW.h	87.03	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Media	ctm. S//kW.h	66.09	
	Cargo por Energía Activa Fuera de Punta en Base	ctm. S//kW.h	66.05	
TARIFA BT5C	**TARIFA CON SIMPLE MEDICIÓN DE ENERGÍA 1E - Alumbrado Público**			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	5.41	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	89.81	
TARIFA BT6	**TARIFA A PENSIÓN FIJA DE POTENCIA 1P**			
	Cargo Fijo Mensual	S//mes	5.10	
	Cargo por Potencia	ctm. S//W	34.41	
TARIFA BT7	**TARIFA CON SIMPLE MEDICION DE ENERGIA 1E**			
No residencial	Cargo Comercial del Servicio Prepago - Sistema recarga Códigos/Tarjetas	S//mes	3.56	
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	86.68	
TARIFA BT7	**TARIFA CON SIMPLE MEDICION DE ENERGIA 1E**			**MCTER-Sin IGV**
Residencial	**a) Para usuarios con consumos menores o iguales a 140 kW.h por mes**			
	0 - 30 kW.h			
	Cargo Comercial del Servicio Prepago - Sistema de recarga Códigos/Tarjetas	S//mes	3.45	3.45
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	58.79	56.66
	31 - 140 kW.h			
	Cargo Comercial del Servicio Prepago - Sistema de recarga Códigos/Tarjetas	S//mes	3.45	3.45
	Cargo por Energía Activa - Primeros 30 kW.h	S//mes	17.64	17.00
	Cargo por Energía Activa - Exceso de 30 kW.h	ctm. S//kW.h	83.99	80.94
	b) Para usuarios con consumos mayores a 140 kW.h por mes – No afecto a descuento por FOSE			
	Cargo Comercial del Servicio Prepago - Sistema de recarga Códigos/Tarjetas	S//mes	3.56	3.56
	Cargo por Energía Activa	ctm. S//kW.h	86.68	83.53
TARIFA BT8	**TARIFA ELÉCTRICA RURAL PARA SISTEMAS FOTOVOLTAICOS**			
	Los Cargos Fijos Equivalente por Energía Promedio se encuentran en la siguiente dirección:			
	https://www.osinergmin.gob.pe/seccion/institucional/Paginas/VisorPliegosTarifarios.aspx?Codigo=BT8			

ANEXO 4: CONFIGURACION DE UN SISTEMA DE ENERGÍA ELECTRICA

GRÁFICO NRO. 04

CONFIGURACIÓN DE UN SISTEMA DE ENERGÍA ELÉCTRICA



Ing. José Luis Caray Honor
INGENIERO ELECTRICISTA
CIP. 118696

Electro Sur Este
más que energía...

ANEXO 5: COMPARACION DE LOS FACTORES DE CARGA

d) Dicho incremento en la máxima demanda ha generado una disminución en los factores de carga, como se puede apreciar en la siguiente tabla la comparación de los factores de carga con respecto al año anterior, y que por ende ha generado un incremento en las pérdidas de energía.

CUADRO NRO. 05

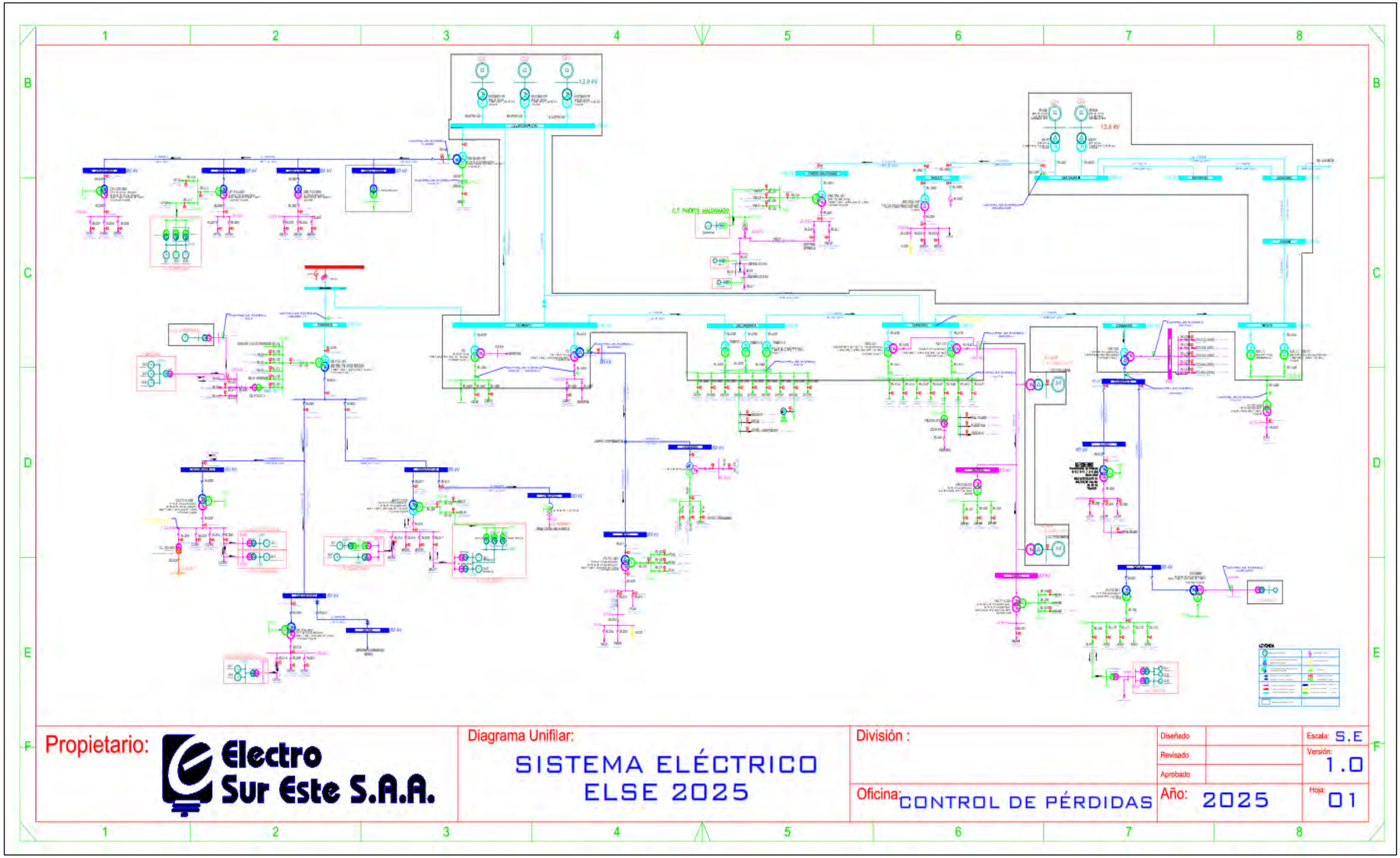
COMPARACIÓN DE LOS FACTORES DE CARGA AMT ELSE 2021 - 2022

ÍTEM	AMT	FACTOR DE CARGA Fc		Variación %
		Fc 2021	Fc 2022	
1	DO01	0.66	0.51	-22.71
2	DO02	0.66	0.54	-18.60
3	DO03	0.66	0.51	-22.35
4	DO04	0.66	0.55	-17.02
5	DO05	0.66	0.54	-17.81
6	DO06	0.66	0.56	-15.73
7	DO07	0.66	0.49	-25.07
8	DO08	0.66	0.53	-19.06
9	DO09	0.66	0.51	-22.43
10	QU01	0.68	0.52	-23.08
11	QU02	0.68	0.68	-0.45
12	QU03	0.68	0.53	-21.47
13	QU04	0.68	0.59	-13.83
14	QU05	0.68	0.69	0.99
15	QU06	0.68	0.54	-20.31
16	QU07	0.68	0.37	-45.72
17	CH01	0.54	0.51	-5.47
18	CH02	0.54	0.47	-13.22
19	CH03	0.54	0.52	-4.47
20	SM01	0.54	0.55	1.04
21	SM02	0.54	0.51	-5.92
22	SM03	0.54	0.44	-18.04
23	UP01	0.54	0.52	-3.85
24	UP02	0.54	0.52	-4.15
25	UP03	0.54	0.48	-11.54
26	UP04	0.54	0.54	0.56
27	UP05	0.54	0.47	-12.79
28	CO01	0.31	0.43	38.01
29	CO02	0.31	0.43	38.72
30	CO03	0.31	0.43	38.32
31	CO04	0.31	0.36	16.52
32	CO05	0.31	0.41	33.47

ÍTEM	AMT	FACTOR DE CARGA Fc		Variación %
		Fc 2021	Fc 2022	
46	OR02	0.66	0.40	-39.30
47	OR03	0.66	0.57	-14.30
48	OR04	0	0.50	0.00
49	CA01	0.54	0.48	-10.23
50	CA02	0.54	0.48	-11.36
51	CA03	0.54	0.49	-8.44
52	MA01	0.59	0.63	6.66
53	PI01	0.59	0.46	-21.51
54	PI02	0.59	0.54	-9.32
55	PI03	0.59	0.48	-17.95
56	PI04	0.59	0.41	-30.91
57	PI05	0.59	0.50	-14.70
58	UR01	0.59	0.46	-22.73
59	UR02	0.59	0.53	-11.01
60	UR04	0.59	0.57	-3.43
61	UR05	0	0.68	0.00
62	CP01	0.65	0.61	-6.32
63	CP02	0.65	0.66	1.57
64	CQ01	0.65	0.65	0.50
65	CQ02	0.65	0.77	17.86
66	CQ03	0.65	0.70	8.32
67	TA02	0.65	0.75	15.27
68	TA03	0.65	0.73	12.36
69	TA04	0.65	0.72	10.61
70	TA05	0.65	0.70	8.08
71	TA06	0.65	0.70	8.08
72	TA07	0.65	0.70	8.08
73	AN01	0.65	0.64	-1.65
74	AN02	0.65	0.60	-7.87
75	AN04	0.65	0.79	21.70
76	AN05	0.65	0.54	-16.90
77	AN06	0.65	0.48	-26.71

Ing. José Luis Garay Honor
INGENIERO ELECTRICISTA
CIP 118696

ANEXO 6: DIAGRAMA GENERAL DEL SISTEMA ELECTRICO ELSE 2025.



E : DATA E F M E ELSE.

OBJECTID *	CODIGOEMPRESA	CODIGOSUCURSAL	NOMBRESED	DIRECCIONSED	CODIGOTIPOSED	CODPROPIETARIOENTIDADELECT	CODIGOTECNICOSET	CODIGOTECNICOALIMMT	CODIGOTECNICOSECCIONLINEAMT	CODIGOINEIDEPARTAMENTO	CODIGOINEIPROVINCIA	CODIGOINEIDISTRITO	CODIGOTIPOSISTEMA	CODIGOOBRA	CODIGOESTADOCONSERVACION	NUMEROTRAFOS	CODIGOMATERIALSOPORTE1	TENSIONPRIMARIO	TENSIONSECUNDARIO	POTENCIAINSTALADA	DEMANDAMAXIMASP	DEMANDAMAXIMAAP	CANTIDADCIRCUITOSSP	CANTIDADCLIENTES	CANTIDADCIRCUITOSAP	CANTIDADLAMPARAS	ETIQUETA	OBSERVACION	USUARIOCREA	USUARIOMODIFICA
57669	ESE	1	APROVICOP	APROVICOP (APV LOS PINOS)	MON	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	25	18.102079	4.2	2	54	1	4	25kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	wyabar
57670	ESE	1	INDUSTRIAS MOLICUSCO(Antes SUBESTACIÓN 0010558)	REP. DE PARAGUAY(INDUSTRIAS MOLICUSCO)	BIP	PA	QU	QU-02	1207	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	50	0	0	1	1	0	0	50kVA 10.5/0.22kV	<Null>	hochoa	hochoa
57671	ESE	1	CALLE CHIMA S.S.	CALLE CHIMA S.S.	BIP	PU	QU	QU-02	927	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	61.847319	66.4	3	229	1	51	100kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	cscvs14
57694	ESE	1	MOLINERA(Antes SED0010710)	REP. DE ARGENTINA(Antes ZONA NO HABITADA 3)	BIP	PA	QU	QU-02	926	8	1	8	T	2.013E+12	BUE	1	CONCRE	10.5	220	200	0	0	0	0	1	1	200kVA 10.5/0.22kV		mmarin	ltapia
57754	ESE	1	AV. CUSCO	AV. CUSCO	BIP	PU	QU	QU-02	931	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	75	26.682076	33	1	61	1	21	75kVA 10.5/0.22kV	FALTAN DATOS DE SED Y TRAFO	cferro	cscvs14
58276	ESE	1	CALLE SUCRE I S.S.	CALLE SUCRE I S.S.	CAS	PU	QU	QU-02	297	8	1	5	T	2.016E+14	BUE	1	<Null>	10.5	220	250	231.672577	168.2	5	908	1	124	250kVA 10.5/0.22kV		cscvs14	cscvs14
58572	ESE	1	PARQUE INDUSTRIAL V(Antes SUBESTACIÓN 0010358)	INTERSEC. LAS AMERICAS - REP. DE ARGENTINA(Antes ZONA NO HABILITADA II)	BIP	PU	QU	QU-02	928	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	250	107.802257	70	6	130	1	51	250kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	usuariosid14
58830	ESE	1	PARQUE INDUSTRIAL VII(Antes SED 0010711)	VIA EXPRESA(Antes ZONA NO HABITADA 4)	BIP	PU	QU	QU-02	925	8	1	8	T	2.014E+12	BUE	1	CONCRE	10.5	220	80	32.902207	186.6	3	61	1	75	80kVA 10.5/0.22kV		mmarin	cscvs14
58888	ESE	1	CONJ. HAB. CAHUIDE I	CONJ. HAB. CAHUIDE I	BIP	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	80	36.040478	48.4	4	114	1	41	80kVA 10.5/0.22kV		yduenas	cscvs14
59312	ESE	1	CONCRETOS SUPERMIX	REPUBLICA DE VENEZUELA - PARQUE INDUSTRIAL	BIP	PA	QU	QU-02	1208	8	1	8	T	2.0151E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	250	0	0	1	1	0	0	250kVA 10.5/0.22kV	<Null>	hochoa	hochoa
60229	ESE	1	URB. LOS SAUCES	URB. LOS SAUCES	MON	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	37.336364	26.8	2	76	1	17	100kVA 10.5/0.22kV	<Null>	lparedes	cscvs14
60231	ESE	1	VILLA MANANTIAL	VILLA MANANTIAL	MON	PU	QU	QU-02	1353	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	42.91955	80.6	4	159	2	45	100kVA 10.5/0.22kV		mavalos	cscvs14
60234	ESE	1	URB. WISPAMPA II	URB. WISPAMPA II	BIP	PU	QU	QU-02	951	8	1	5	T	2.018E+14	BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	58.715372	86.8	2	188	1	62	100kVA 10.5/0.22kV	TABLERO NUEVO	foliverac	usuariosid14
61683	ESE	1	URB. SANTA MONICA	URB. SANTA MONICA	COM	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T		BUE	0	<Null>	10.5	380	100	55.949502	35.6	5	155	1	32	100kVA 10.5/0.38kV	<Null>	hhuillca	hhuillca
62231	ESE	1	PERIODISTAS MARCAVALLE	PERIODISTAS MARCAVALLE	BIP	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T	2.015E+14	BUE	2	CONCRE	10.5	380	100	64.078342	72.8	4	245	1	35	100kVA 10.5/0.38kV		usuariosid11	cscvs14
63399	ESE	1	AV. CUSCO I S.S.	AV. CUSCO I S.S.	CAS	PU	QU	QU-02	931	8	1	5	T	2.018E+14	BUE	1	<Null>	10.5	220	250	158.814635	170.8	7	352	1	69	250kVA 10.5/0.22kV	TABLERO NUEVO	cscvs14	usuariosid14
63404	ESE	1	URB. WISPAMPA I	URB. WISPAMPA I	MON	PU	QU	QU-02	951	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	160	91.939693	116.2	4	310	1	64	160kVA 10.5/0.22kV		usuariosid13	kaiquipa
63405	ESE	1	URB. GC. SANTA ROSA II	URB. GC. SANTA ROSA II	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	160	61.051925	112.4	4	202	2	62	160kVA 10.5/0.22kV		ecruz	cscvs14
63406	ESE	1	SANTA URSULA II	AV.TUPAC AMARU	BIP	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T	2.0131E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	380	160	12.748276	24	2	43	1	15	160kVA 10.5/0.38kV	<Null>	ycruz	cscvs14
63407	ESE	1	TUPAC AMARU I (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	5	T	2.0081E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	50	12.831276	83.8	3	58	3	32	50kVA 10.5/0.22kV	<Null>	ruscapi	cscvs14
63408	ESE	1	APV FEDETAC FRACCION A	FEDETAC	MON	PU	QU	QU-02	712	8	1	5	T	2.013E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	50	6.543426	21.2	2	58	1	18	50kVA 10.5/0.22kV	<Null>	hochoa	cscvs14
63409	ESE	1	MADEREROS QUISPIQUILLA	QUISPIQUILLA	MON	PU	QU	QU-02	675	8	1	8	T	2.0121E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	160	0	0	1	0	0	0	160kVA 10.5/0.22kV	<Null>	yduenas	cscvs14
63410	ESE	1	VISTA ALEGRE III	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	73.105249	157.8	3	177	2	69	100kVA 10.5/0.22kV		yduenas	cscvs14
63501	ESE	1	URB. MARIATEGUI S.S.	URB. MARIATEGUI S.S.	BIP	PU	QU	QU-02	927	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	160	74.748102	66.2	4	224	1	45	160kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	cscvs14
63502	ESE	1	PARQUE INDUSTRIAL VI(Antes SUBESTACIÓN 0010359)	LAS AMERICAS(Antes ZONA NO HABILITADA III)	BIP	PU	QU	QU-02	928	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	28.955268	80.8	4	64	1	59	100kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	cscvs14
63503	ESE	1	CONJ. HAB. CAHUIDE II	CONJ. HAB. CAHUIDE II	BIP	PU	QU	QU-02	930	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	81.870747	122.8	4	279	1	83	100kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	cscvs14
63504	ESE	1	AV CUSCO I	AV CUSCO - 1 PARADERO SAN SEBASTIAN	MON	PU	QU	QU-02	931	8	1	5	T	2.014E+14	BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	41.798989	34.8	2	117	1	17	100kVA 10.5/0.22kV	<Null>	hochoa	cscvs14
63616	ESE	1	CENTRO DE SALUD SAN SEBASTIAN	ESQUINA MARCO ZAPATA CON GARCILASO	BIP	PA	QU	QU-02	1314	8	1	5	T	2.0141E+11	BUE	0	CONCRE	10.5	220	100	0	0	0	0	0	0	100kVA 10.5/0.22kV	<Null>	hochoa	hhuillca
65764	ESE	1	APV. QUISPIQUILLA GRANDE	QUISPIQUILLA GRANDE	BIP	PU	QU	QU-02	1206	8	1	5	T	2.012E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	36.380311	38.2	5	86	1	33	100kVA 10.5/0.22kV	<Null>	lmancco	cscvs14
65765	ESE	1	URB. 28 DE JULIO	VIA EXPRESA(Antes URB. 28 DE JULIO S.S.)	BIP	PU	QU	QU-02	925	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	51.947003	205.6	4	227	3	86	100kVA 10.5/0.22kV		yduenas	cscvs14
65767	ESE	1	VISTA ALEGRE II	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	925	8	1	8	T	2.0121E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	80	43.654838	67.2	3	160	2	48	80kVA 10.5/0.22kV		usuariosid11	cscvs14
65768	ESE	1	APV. LAS MERCEDES	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	925	8	1	8	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	80	44.976063	99.4	3	171	3	48	80kVA 10.5/0.22kV		yduenas	cscvs14
65769	ESE	1	VISTA ALEGRE I	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	925	8	1	8	T	2.0121E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	43.090556	118.4	2	144	3	64	100kVA 10.5/0.22kV		jpena	cscvs14
65770	ESE	1	REPUBLICA DEL PERU	AV.REPUBLICA DEL PERU	BIP	PU	QU	QU-02	925	8	1	8	T	2.0131E+11	BUE	1	CONCRE	10.5	380	100	32.25342	21	2	94	1	15	100kVA 10.5/0.38kV	<Null>	ycruz	cscvs14
65771	ESE	1	VILLA RINCONADA(Reubicado)	APV. VILLA RINCONADA	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	4	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	160	104.773996	164.4	3	497	1	97	160kVA 10.5/0.22kV	<Null>	yduenas	usuariosid14
65772	ESE	1	TUPAC AMARU 02	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	48.136533	95.8	3	139	1	48	100kVA 10.5/0.22kV		mmarin	cscvs14
65773	ESE	1	BERNARDO TAMBOHUACSO (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	100	79.29142	109.2	3	241	1	60	100kVA 10.5/0.22kV		ecruz	cscvs14
65774	ESE	1	HIPOLITO TUPAC AMARU V	HIPOLITO TUPAC AMARU V	BIP	PU	QU	QU-02	1205	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	80	58.426104	51.4	4	148	1	30	80kVA 10.5/0.22kV		ecruz	usuariosid14
65775	ESE	1	TUPAC AMARU (Reubicado)	VIA EXPRESA	BIP	PU	QU	QU-02	675	8	1	5	T		BUE	1	CONCRE	10.5	220	160	60.497291	74.8	6	157	3	38	160kVA 10.5/0.22kV		yduenas	cscvs14
139622	ESE	1	PLAZOLETA URB. TUPAC AMARU	PLAZA URB. TUPAC AMARU - SAN SEBASTIAN	BIP	PU	QU	QU-02	<Null>	8	1	5	T	2.018E+14	BUE	1	CONCRE	22.9	220	250	0	0	4	82	1	6	250kVA 22.9/0.22kV	AUN NO CUENTA CON REDES BT	usuariosid14	usuariosid14
148274	ESE	1	S.T. CAMELIDOS CUSCO	PARQUE INDUSTRIAL CALLE LAS AMERICAS	COM	PA	QU	QU-02	<Null>	8	1	8	T	2.0181E+11	BUE	1	<Null>	22.9	220	100	0	0	0	0	0	0	100kVA 22.9/0.22kV	<Null>	mgarcia	aquisper

ANEXO 8 : EVOLUCION DE METRADOS CUSCO.

Tipo

Energia	MDCoi...	MDem...

Tipo Balance

Acumulado	Ejecutado

Criterios

Propor...	Total	(en bla...

Nivel

N. AMT	N. BARRA
N. COMPRA	N. EMPRESA
N. REGION	N. SET

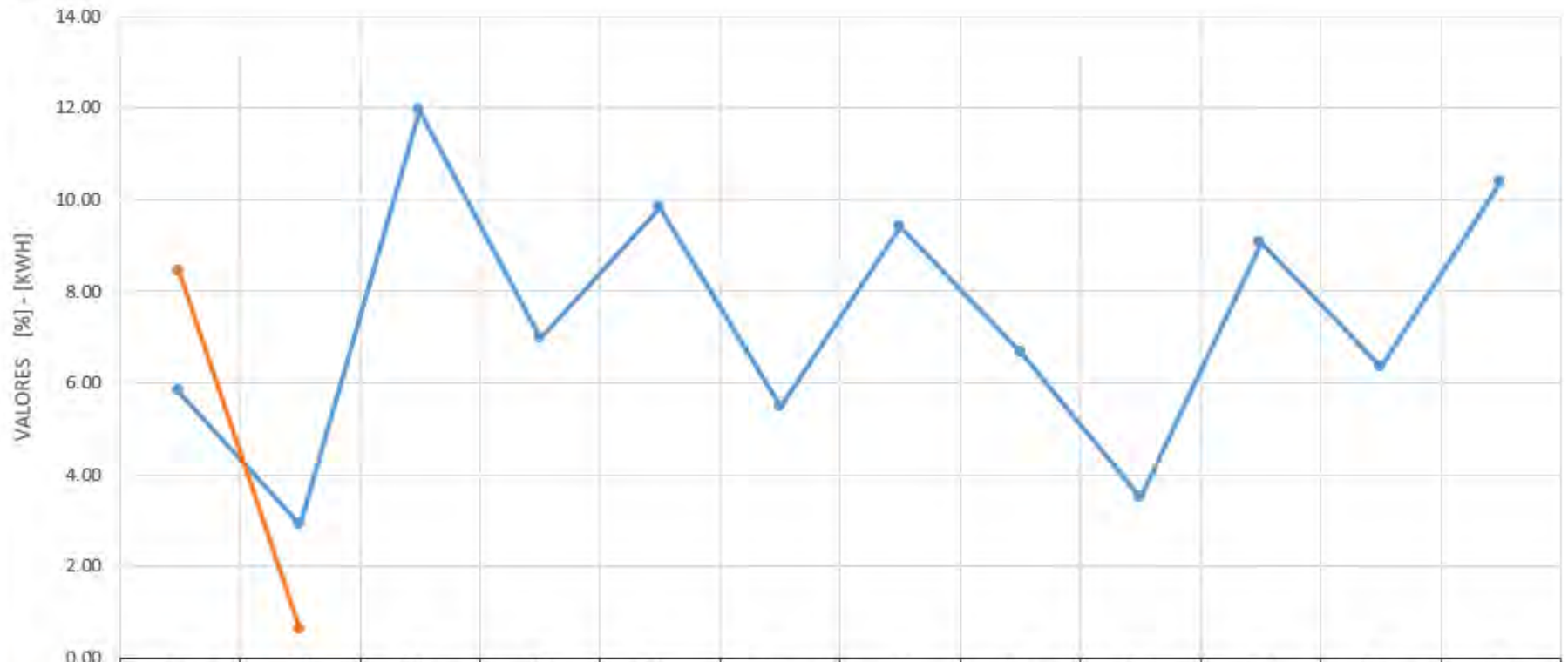
Atributo

- PM.10_04
- PM.22_06
- PM.22_07
- PM.22_08
- QU.10_01
- **QU.10_02**
- QU.10_03
- QU.10_04
- QU.10_05
- QU.10_06
- QU.10_07

Clave

Cons. May (>50 ...	Cons. May (20-50...	Cons. May (50-10...	Disponible dis	Disponible tot	ELSE Cpropio	Gen Cpropio
Generacion	Libre AT	Libres ELSE	Libres NoELSE	**P. dis %**	P. dis kWh	P. dis/ELSE %
P. tot %	P. trans %	PTyST	Recuperos	SE	SET Cpropio	TC
Total Consumo	Total Ventas	Total Ventas BT	Total Ventas MT	Venta Mayor	Ventas BT	Ventas MT

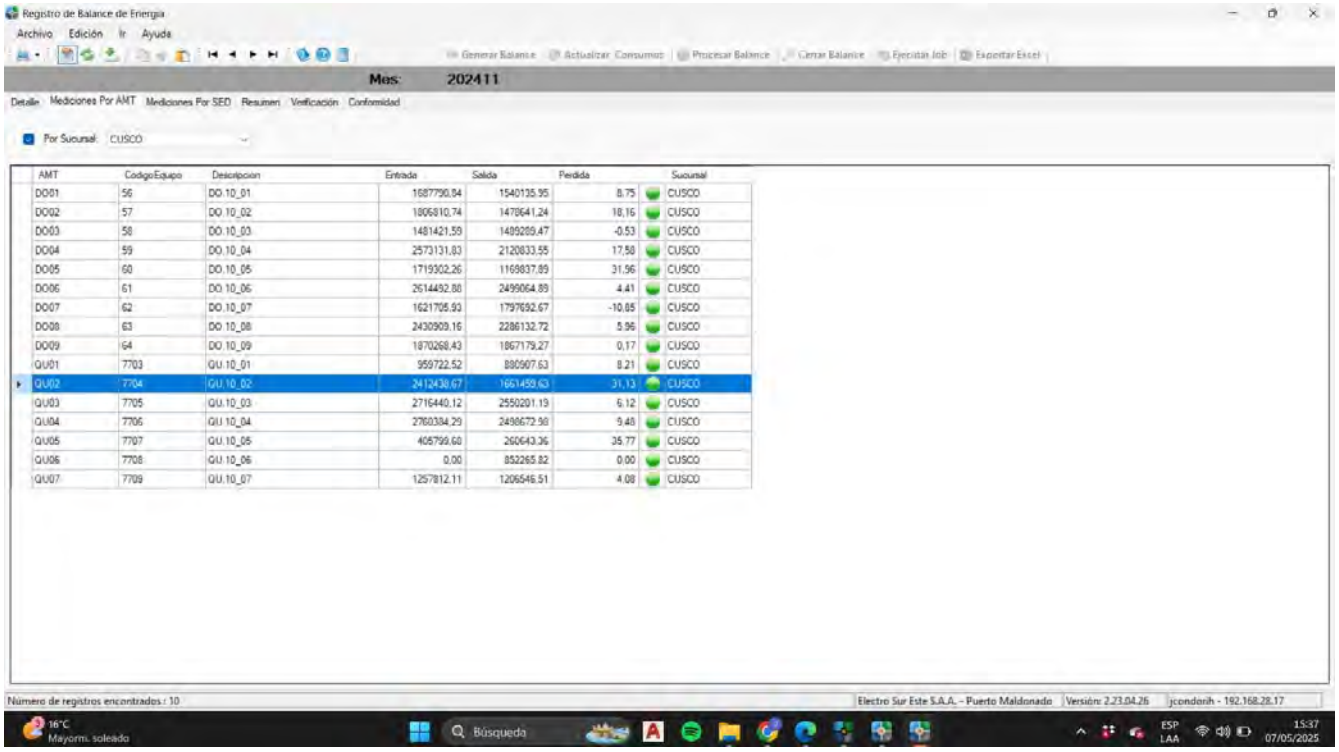
Parametro



	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
2024	5.81	2.91	11.92	6.99	9.81	5.47	9.41	6.66	3.50	9.07	6.33	10.39
2025	8.44	0.63										

Mes Mes

ANEXO 9: MODULO DE PÉRDIDAS SIELSE – ELSE PORCENTAJES DE PÉRDIDAS



Registro de Balance de Energia

Archivo Edición Ir Ayuda

Generar Balance | Actualizar Consumos | Procesar Balance | Cerrar Balance | Ejecutar Job | Exportar Excel

Mes: 202411

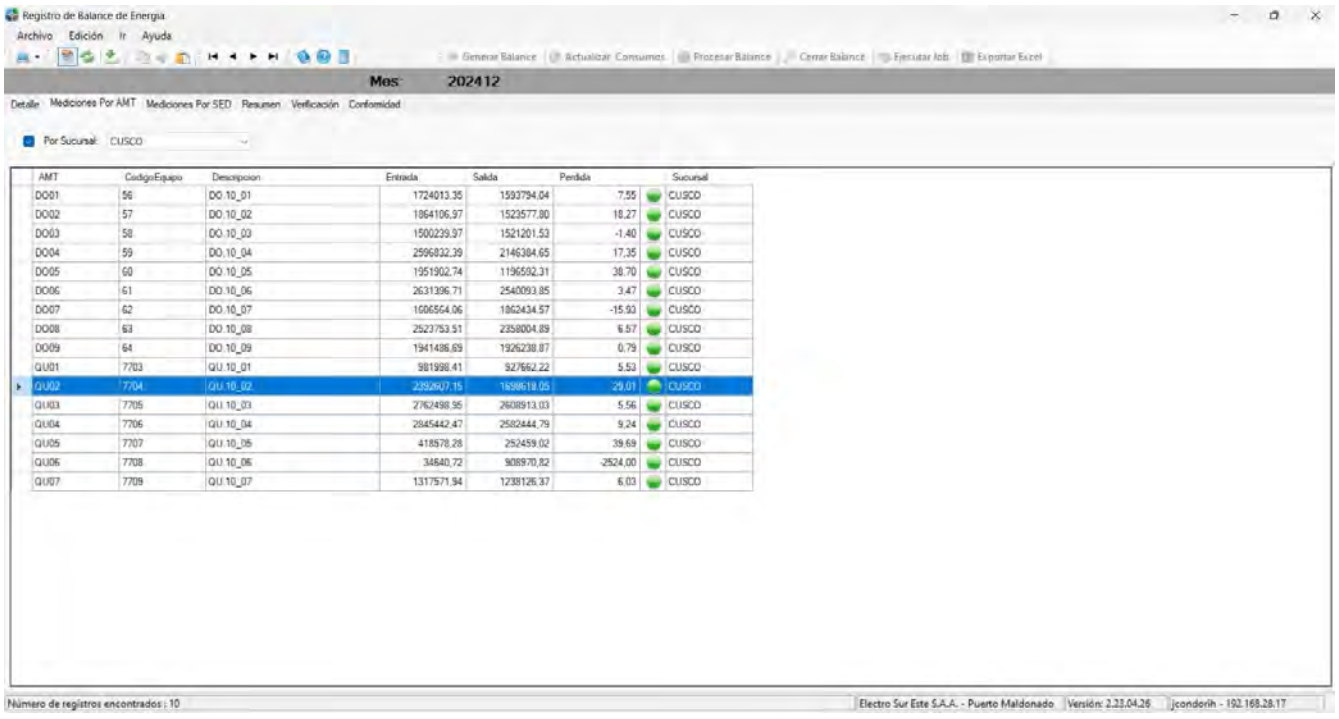
Detalle | Mediciones Por AMT | Mediciones Por SED | Resumen | Verificación | Conformidad

Por Sucursal: CUSCO

AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1687790,84	1540135,95	8,75	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1806810,74	1478641,24	18,16	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1481421,59	1489285,47	-0,53	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2573131,83	2120833,55	17,58	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1719302,26	1169837,89	31,96	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2614492,88	2499064,89	4,41	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1621705,93	1797692,67	-10,85	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2430909,16	2286132,72	5,96	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1870268,43	1867179,27	0,17	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	959722,52	880907,63	8,21	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2412438,67	1661459,63	31,13	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2716440,12	2550201,19	6,12	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2760384,29	2498672,98	9,48	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	405799,60	260643,36	35,77	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	0,00	852265,82	0,00	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1257812,11	1206546,51	4,08	CUSCO

Número de registros encontrados : 10 | Electro Sur Este S.A.A. - Puerto Maldonado | Versión: 2.23.04.26 | jcondorih - 192.168.28.17

16°C Mayorm. soleado | Búsqueda | ESP LAA | 15:37 07/05/2025



Registro de Balance de Energia

Archivo Edición Ir Ayuda

Generar Balance | Actualizar Consumos | Procesar Balance | Cerrar Balance | Ejecutar Job | Exportar Excel

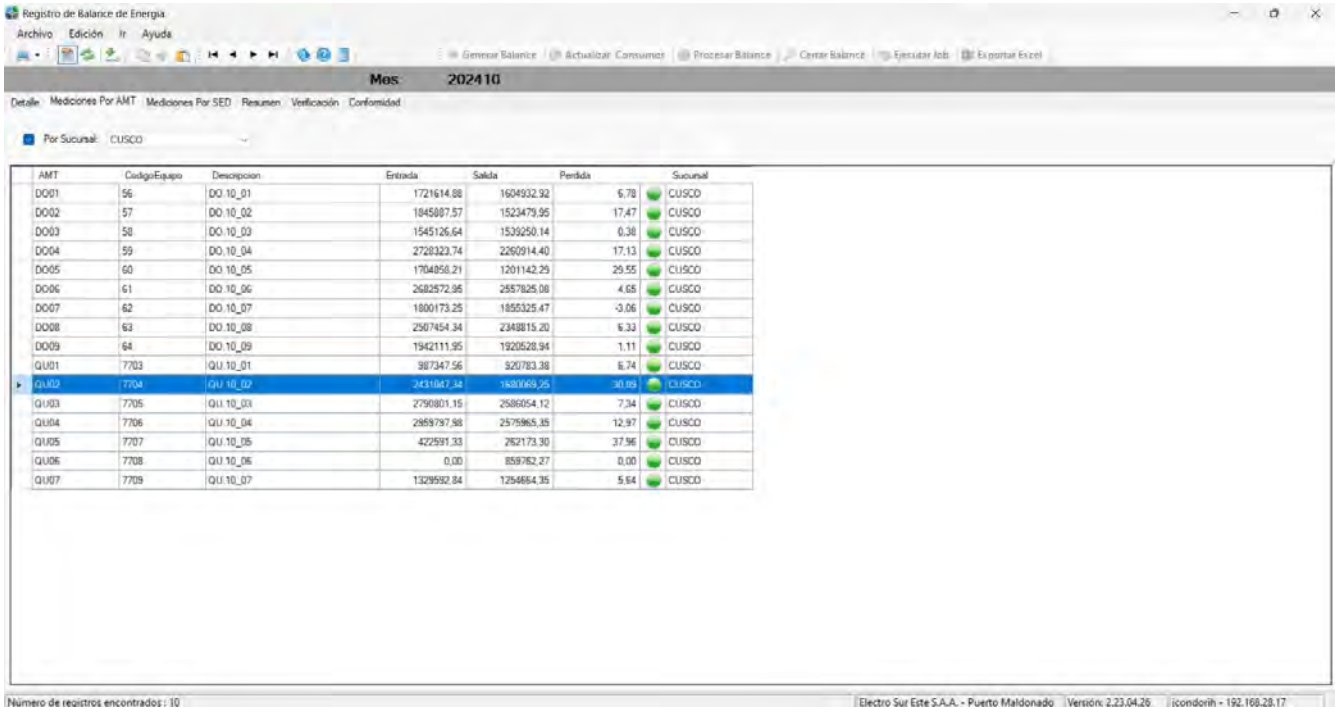
Mes: 202412

Detalle | Mediciones Por AMT | Mediciones Por SED | Resumen | Verificación | Conformidad

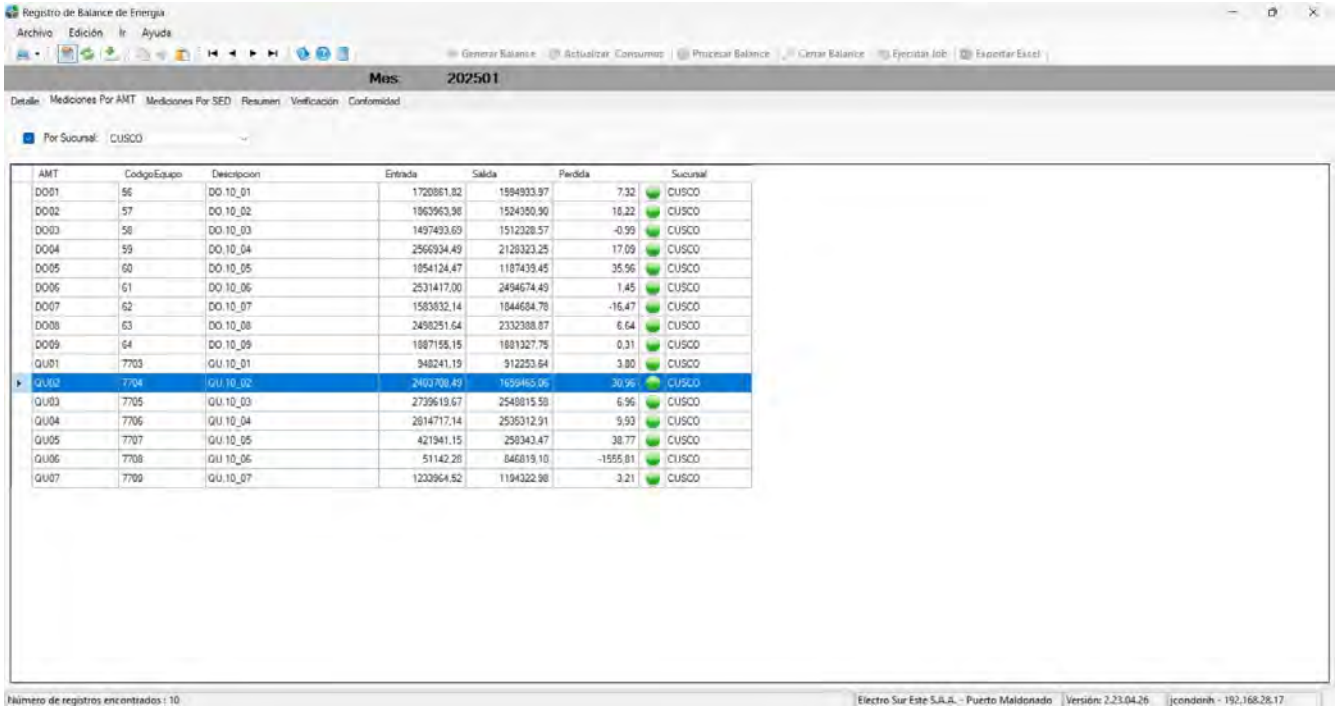
Por Sucursal: CUSCO

AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1724013,35	1593794,04	7,55	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1864106,97	1523577,80	18,27	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1500239,97	1521201,53	-1,40	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2596832,39	2146384,65	17,35	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1951902,74	1196592,31	38,70	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2631396,71	2540093,85	3,47	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1606564,06	1862434,57	-15,93	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2523753,51	2358004,89	6,57	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1941486,69	1926238,87	0,79	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	981998,41	927662,22	5,53	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2282607,15	1698618,05	29,01	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2762498,95	2608913,03	5,56	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2845442,47	2582444,79	9,24	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	418578,28	252459,02	39,69	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	34640,72	909970,82	-2524,00	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1317571,94	1238126,37	6,03	CUSCO

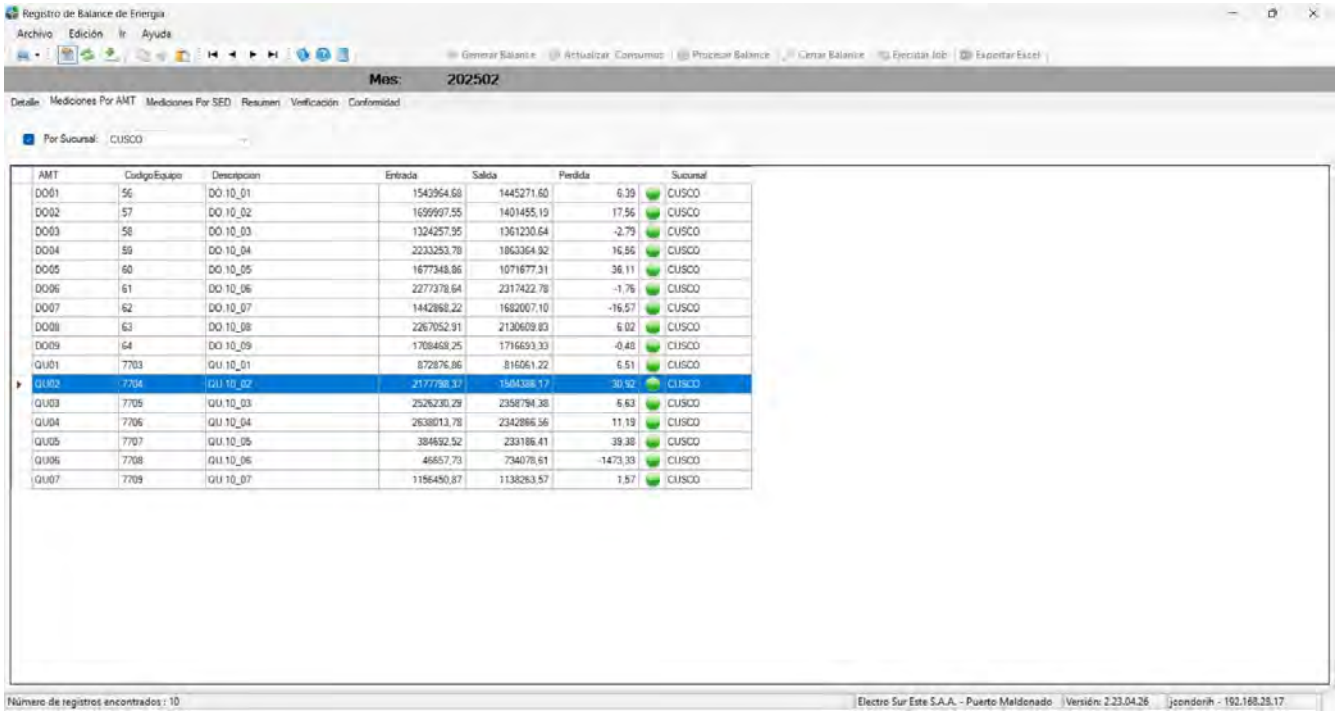
Número de registros encontrados : 10 | Electro Sur Este S.A.A. - Puerto Maldonado | Versión: 2.23.04.26 | jcondorih - 192.168.28.17



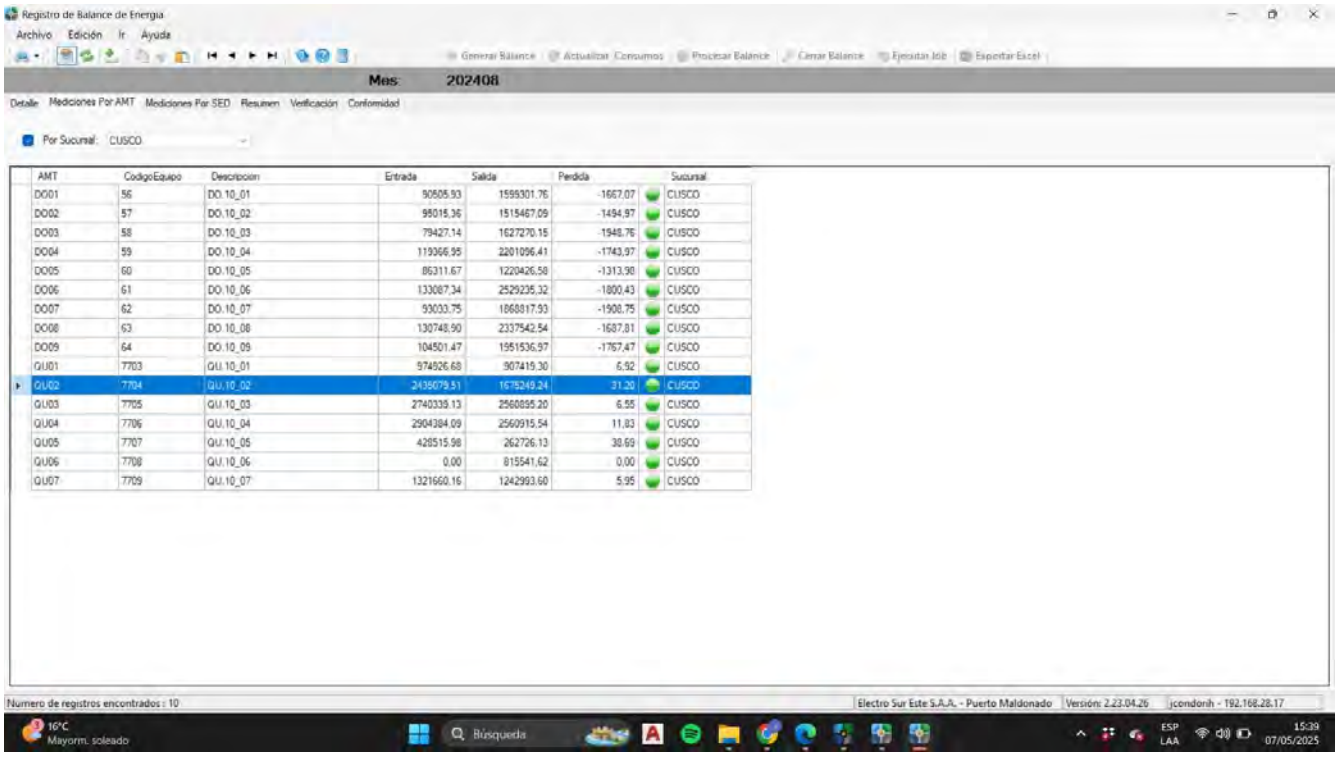
AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1721614.88	1604932.92	6.78	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1845887.57	1523479.95	17.47	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1545126.64	1539250.14	0.38	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2728323.74	2260914.40	17.13	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1704858.21	1201142.25	29.55	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2682572.95	2557825.08	4.65	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1800173.25	1855325.47	-3.06	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2507454.34	2349815.20	6.33	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1942111.95	1920528.94	1.11	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	987347.56	920783.38	6.74	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2431847.34	1680069.95	30.89	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2790801.15	2586054.12	7.34	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2959797.98	2575965.35	12.97	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	422591.33	262173.30	37.96	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	0.00	859762.27	0.00	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1329592.84	1254684.35	5.64	CUSCO



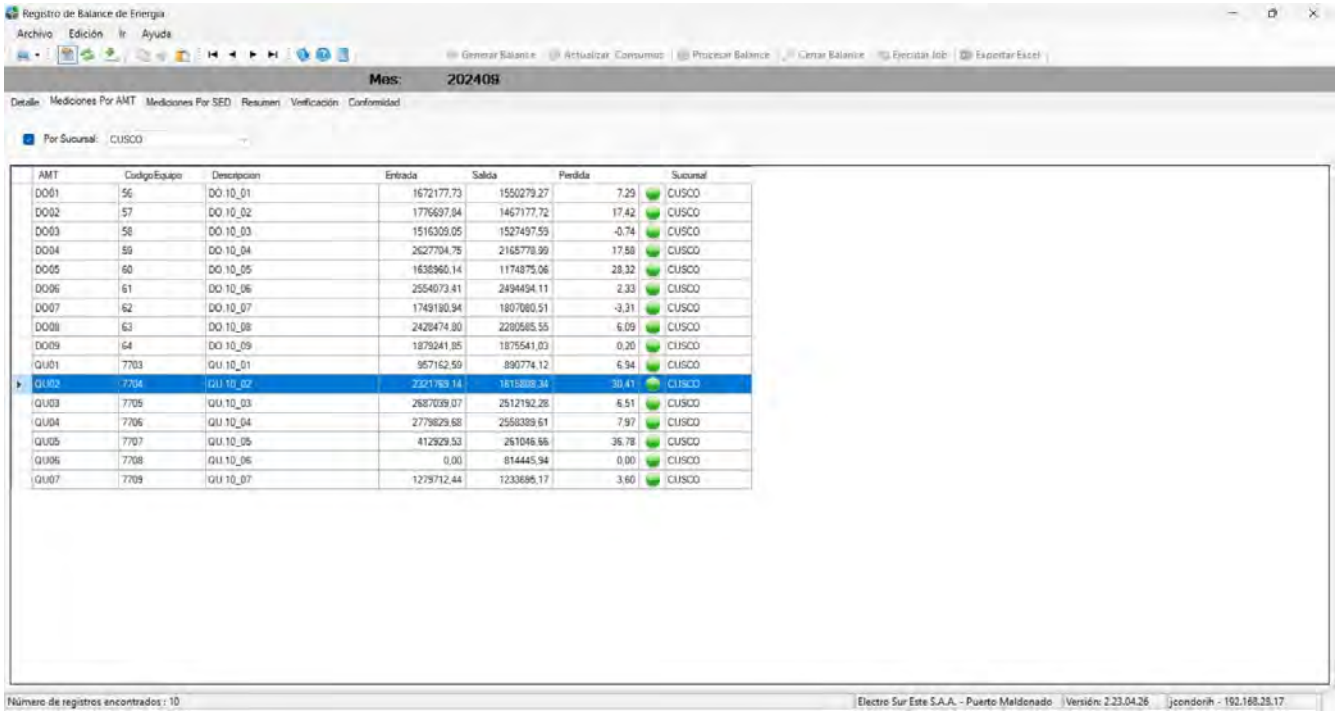
AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1720861.82	1594933.97	7.32	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1863963.98	1524350.90	18.22	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1497493.69	1512328.57	-0.99	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2566934.49	2128323.25	17.09	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1654124.47	1187439.45	35.56	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2531417.00	2494674.49	1.45	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1583832.14	1844684.78	-16.47	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2498251.64	2332388.87	6.64	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1887155.15	1881327.75	0.31	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	948241.19	912253.64	3.80	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2403708.49	1659466.06	30.96	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2739619.67	2548815.58	6.96	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2614717.14	2535312.91	9.93	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	421941.15	258343.47	38.77	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	51142.28	846819.10	-1555.81	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1232964.52	1194322.98	3.21	CUSCO



AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1543964,68	1445271,60	6,39	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1699997,55	1401455,19	17,56	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1324257,95	1361230,64	-2,79	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2233253,78	1863364,92	16,56	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1677348,86	1071677,31	36,11	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2277378,64	2317422,78	-1,76	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1442868,22	1682007,10	-16,57	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2267052,91	2130609,83	6,02	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1708468,25	1716693,33	-0,48	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	872876,86	816061,22	6,51	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2177798,37	1504388,17	30,92	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2526230,29	2358794,38	6,63	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2638013,78	2342866,56	11,19	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	384692,52	233186,41	39,38	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	46657,73	734078,61	-1473,33	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1156450,87	1138263,57	1,57	CUSCO



AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	90505,93	1599301,76	-1667,07	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	95015,36	1515467,09	-1494,97	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	79427,14	1627270,15	-1948,76	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	119366,95	2201096,41	-1743,97	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	86311,67	1220426,58	-1313,98	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	133087,34	2529235,32	-1800,43	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	93033,75	1868817,93	-1908,75	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	130748,90	2337542,54	-1687,81	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	104501,47	1951536,97	-1767,47	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	974826,68	907415,30	6,92	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2439079,51	1675249,24	31,28	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2740335,13	2560855,20	6,55	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2904384,09	2560915,54	11,83	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	428515,98	262726,13	38,69	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	0,00	815541,62	0,00	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1321660,16	1242993,60	5,95	CUSCO

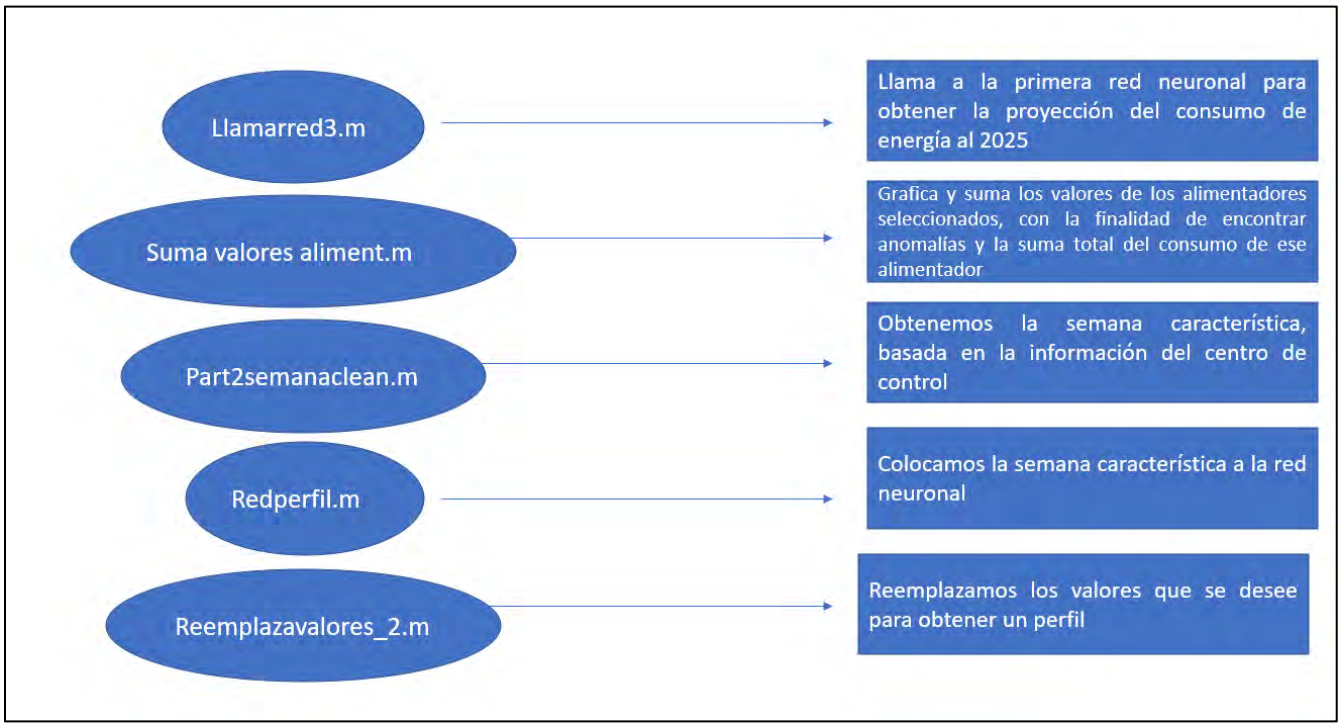


AMT	CodigoEquipo	Descripcion	Entrada	Salida	Perdida	Sucursal
DO01	56	DO.10_01	1672177,73	1550279,27	7,29	CUSCO
DO02	57	DO.10_02	1776697,84	1467177,72	17,42	CUSCO
DO03	58	DO.10_03	1516309,05	1527497,59	-0,74	CUSCO
DO04	59	DO.10_04	2627704,75	2165778,99	17,58	CUSCO
DO05	60	DO.10_05	1638960,14	1174875,06	28,32	CUSCO
DO06	61	DO.10_06	2554073,41	2494494,11	2,33	CUSCO
DO07	62	DO.10_07	1749180,94	1807080,51	-3,31	CUSCO
DO08	63	DO.10_08	2428474,80	2280585,55	6,09	CUSCO
DO09	64	DO.10_09	1879241,85	1875541,03	0,20	CUSCO
QU01	7703	QU.10_01	957162,59	890774,12	6,94	CUSCO
QU02	7704	QU.10_02	2321769,14	1615808,34	30,41	CUSCO
QU03	7705	QU.10_03	2687039,07	2512192,28	6,51	CUSCO
QU04	7706	QU.10_04	2779829,68	2558389,61	7,97	CUSCO
QU05	7707	QU.10_05	412929,53	261046,66	36,78	CUSCO
QU06	7708	QU.10_06	0,00	814445,94	0,00	CUSCO
QU07	7709	QU.10_07	1275712,44	1233695,17	3,60	CUSCO

ANEXO 10 : FACTORES DE PÉRDIDAS Y FACTORES DE CARGA

FACTORES DE PÉRDIDAS Y FACTORES DE CARGA

ITEM	AMT	Subestación	Nivel de Tension [kV]	Factor de Carga (Fc)	Factor K	Factor de Pérdidas (Fp)
1	CP01	Chacapuente	22.9	0.36	0.30	0.20
2	CP02	Chacapuente	22.9	0.48	0.30	0.30
3	CQ01	Chuquibambilla	22.9	0.45	0.30	0.28
4	CQ02	Chuquibambilla	22.9	0.46	0.30	0.29
5	CQ03	Chuquibambilla	22.9	0.33	0.30	0.17
6	TA02	Tamburco	13.2	0.36	0.30	0.20
7	TA03	Tamburco	13.2	0.36	0.30	0.20
8	TA04	Tamburco	13.2	0.34	0.30	0.18
9	TA05	Tamburco	22.9	0.52	0.30	0.34
10	TA06	Tamburco	22.9	0.49	0.30	0.31
11	TA07	Tamburco	22.9	0.15	0.30	0.06
12	AN01	Andahuaylas	13.2	0.50	0.30	0.32
13	AN02	Andahuaylas	13.2	0.55	0.30	0.38
14	AN04	Andahuaylas	22.9	0.36	0.30	0.20
15	AN05	Andahuaylas	22.9	0.47	0.30	0.30
16	AN06	Andahuaylas	22.9	0.27	0.30	0.13
17	AN07	Andahuaylas	22.9	0.41	0.30	0.24
18	CP03	Chacapuente	22.9	0.41	0.30	0.24
19	CA01	Cachimayo	22.9	0.49	0.30	0.31
20	CA02	Cachimayo	10.5	0.50	0.30	0.32
21	CA03	Cachimayo	10.5	0.55	0.30	0.37
22	DO01	Dolorespata	10.5	0.57	0.30	0.40
23	DO02	Dolorespata	10.5	0.57	0.30	0.40
24	DO03	Dolorespata	10.5	0.55	0.30	0.38
25	DO04	Dolorespata	10.5	0.68	0.30	0.53
26	DO05	Dolorespata	10.5	0.61	0.30	0.44
27	DO06	Dolorespata	10.5	0.57	0.30	0.39
28	DO07	Dolorespata	10.5	0.65	0.30	0.49
29	DO08	Dolorespata	10.5	0.61	0.30	0.44
30	DO09	Dolorespata	10.5	0.58	0.30	0.41
31	QU01	Quencoro	10.5	0.57	0.30	0.40
32	**QU-02**	**Quencoro**	**10.5**	**0.63**	**0.30**	**0.47**
33	QU03	Quencoro	10.5	0.61	0.30	0.45
34	QU04	Quencoro	10.5	0.63	0.30	0.46
35	QU05	Quencoro	10.5	0.70	0.30	0.55
36	QU07	Quencoro	10.5	0.42	0.30	0.25
37	MZ01	Mazuco	22.9	0.58	0.30	0.41
38	MZ02	Mazuco	22.9	0.53	0.30	0.35
39	PM01	Puerto Maldonado	10.5	0.59	0.30	0.42

40	PM02	Puerto Maldonado	10.5	0.61	0.30	0.45
41	PM03	Puerto Maldonado	10.5	0.53	0.30	0.35
42	PM06	Puerto Maldonado	22.9	0.67	0.30	0.52
43	PM07	Puerto Maldonado	22.9	0.56	0.30	0.39
44	CH01	Chahuares	22.9	0.58	0.30	0.41
45	CH02	Chahuares	22.9	0.49	0.30	0.31
46	CH03	Chahuares	22.9	0.55	0.30	0.38
47	SM01	Santa María	22.9	0.53	0.30	0.35
48	SM02	Santa María	22.9	0.56	0.30	0.39
49	SM03	Santa María	22.9	0.45	0.30	0.28
50	UP01	Urpipata	10.5	0.59	0.30	0.42
51	UP02	Urpipata	10.5	0.59	0.30	0.42
52	UP04	Urpipata	22.9	0.59	0.30	0.42
53	UP05	Urpipata	22.9	0.59	0.30	0.42
54	CO01	Combapata	22.9	0.46	0.30	0.29
55	CO02	Combapata	22.9	0.46	0.30	0.29
56	CO03	Combapata	22.9	0.46	0.30	0.29
57	CO04	Combapata	22.9	0.46	0.30	0.29
58	CO05	Combapata	22.9	0.52	0.30	0.34
59	LL01	Llusco	22.9	0.47	0.30	0.30
60	LL02	Llusco	22.9	0.46	0.30	0.29
61	LL03	Llusco	22.9	0.46	0.30	0.28
62	SI01	Sicuani	10.5	0.25	0.30	0.12
63	SI02	Sicuani	10.5	0.13	0.30	0.05
64	SI03	Sicuani	10.5	0.53	0.30	0.35
65	SI05	Sicuani	10.5	0.52	0.30	0.34
66	TI01	Tintaya	10.5	0.67	0.30	0.52
67	HU01	Huaro	10.5	0.53	0.30	0.36
68	HU02	Huaro	10.5	0.46	0.30	0.29
69	HU03	Huaro	10.5	0.57	0.30	0.40
70	HU04	Huaro	22.9	0.42	0.30	0.25
71	OR01	Oropesa	10.5	0.51	0.30	0.33
72	OR02	Oropesa	10.5	0.48	0.30	0.31
73	OR03	Oropesa	10.5	0.62	0.30	0.46
74	MA01	Machupicchu	10.5	0.70	0.30	0.55
75	PA01	Paucartambo	22.9	0.50	0.30	0.32
76	PA02	Paucartambo	22.9	0.50	0.30	0.32
77	PI01	Pisac	10.5	0.47	0.30	0.30
78	PI02	Pisac	10.5	0.55	0.30	0.37
79	PI03	Pisac	22.9	0.50	0.30	0.32
80	PI04	Pisac	22.9	0.45	0.30	0.28
81	PI05	Pisac	10.5	0.55	0.30	0.38
82	UR01	Urubamba	10.5	0.46	0.30	0.28
83	UR02	Urubamba	10.5	0.59	0.30	0.42
84	UR04	Urubamba	22.9	0.59	0.30	0.42
85	QU06	Quencoro	10.5	0.61	0.30	0.44

ANEXO 11: MANUAL PARA EJECUTAR EL PROGRAMA