

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

“IDENTIFICACIÓN DE AUMENTOS INUSUALES DE DEMANDA EN
REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA MEDIANTE ESTIMACIÓN DE
ESTADOS PARA LA DISMINUCIÓN DE PÉRDIDAS”

PROYECTO DE TITULACIÓN

Previo la obtención del Título de:

**MAGÍSTER EN ELECTRICIDAD, MENCIÓN SISTEMAS
ELÉCTRICOS DE POTENCIA**

Presentado por:

Ing. Hamilton Jaime Bejeguen Naranjo

GUAYAQUIL - ECUADOR

Año: 2025

DEDICATORIA

Dedico este trabajo a mis familiares, en reconocimiento de su incondicional apoyo y acompañamiento a lo largo de mi trayectoria académica.

AGRADECIMIENTOS

Expreso mi agradecimiento a Dios por la gratificación de haber culminado con éxito mis estudios de postgrado.

A mis docentes y profesionales que han compartido sus conocimientos e información relevante para la ejecución de este importante proyecto de postgrado.

A mis tutores académicos, por su orientación apoyo y tiempo que han dedicado a la realización de este trabajo.

DECLARACIÓN EXPRESA

Yo Hamilton Jaime Bejeguen Naranjo acuerdo y reconozco que: La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores. El o los estudiantes deberán procurar en cualquier caso de cesión de sus derechos patrimoniales incluir una cláusula en la cesión que proteja la vigencia de la licencia aquí concedida a la ESPOL.

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

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

Guayaquil, 01 de septiembre del 2025.

Hamilton Jaime
Bejeguen Naranjo

Evaluadores

**Ph.D., M. Sc. Ángel Andrés
Recalde Lino**
DIRECTOR

**Ph.D. Douglas Antonio Plaza
Guingla**
REVISOR

RESUMEN

El proyecto se centra en identificar valores atípicos en la demanda utilizando técnicas estadísticas, concentrándose en aumentar la eficiencia operativa del sistema eléctrico y disminuir las pérdidas de energía. El principal objetivo es generar una técnica que servirá para el reconocimiento y detección de incrementos inusuales de demanda, propiciando de este modo el manejo de la energía eléctrica. Esta hipótesis postula que el uso de técnicas de estimación de estados hará que la búsqueda de incrementos inusuales de demanda en los niveles de demanda sea más efectiva. Este estudio es relevante porque un monitoreo en un nivel adecuado puede contribuir a mejorar la sustentabilidad y la estabilidad del sistema de distribución.

Sobre las herramientas y metodologías empleadas, se aplicó el lenguaje de programación Python para modelar y simular un sistema de distribución bidimensional basado en el estándar IEEE 13 barras para redes eléctricas de distribución y se desarrolló un modelo que permite la estimación del estado, así como el seguimiento de infracciones, es decir, consumos inusuales no legalizados. Este sistema se estructuró en varios componentes principales que incluyen: configuración del entorno de simulación, diseño de estructuras de datos como perfiles de carga a partir de datos de consumo, diseño del estimador de estado BCB, integración del sistema de detección de incrementos inusuales de demanda, simulaciones basadas en eventos típicos encontrados en redes de distribución tomando en cuenta parámetros de calidad y seguridad eléctrica para asegurar la importancia de los hallazgos obtenidos.

De acuerdo a los resultados, es evidente que la metodología propuesta permite reconocer incrementos inusuales de demanda de manera exitosa. Igualmente, se logró una reducción considerable de las pérdidas del sistema mediante la utilización de cambios en la distribución.

En conclusión, el uso de técnicas de estimación de estado en redes de distribución es adecuado para actividades de control de energía y optimización de pérdidas. Este enfoque promueve una mayor y más sostenible eficiencia en la distribución de energía.

Palabras clave: estimación de estados, redes de distribución, demanda eléctrica, pérdidas técnicas.

ABSTRACT

The project focuses on identifying outliers in demand using statistical techniques, concentrating on increasing the operational efficiency of the electrical system and reducing energy losses. The main objective is to generate a technique that will serve for the recognition and detection of unusual increases in demand, thus facilitating the management of electrical energy. This hypothesis posits that the use of state estimation techniques will make the search for unusual increases in demand at demand levels more effective. This study is relevant because monitoring at an appropriate level can help improve the sustainability and stability of the distribution system.

Regarding the tools and methodologies used, the Python programming language was employed to model and simulate a two-dimensional distribution system based on the IEEE 13 bus standard for electric distribution networks. A model was developed that allows for state estimation as well as monitoring violations in various power networks. This system was structured into several main components including environment setup, data structure design, BCB state estimator design, integration of the system for detecting unusual demand increases, and simulations based on international standards of electrical quality and safety to ensure the reliability of the findings obtained.

In the results, it became clear that the applied methodology successfully allows for the recognition of unusual increases in demand. Likewise, a considerable reduction in system losses was achieved through changes in distribution.

In conclusion, the use of state estimation techniques in distribution networks is suitable for energy control activities and loss optimization. This approach promotes greater and more sustainable efficiency in energy distribution.

Keywords: *state estimation, distribution networks, electrical demand, technical losses.*

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	II
AGRADECIMIENTOS	III
Declaración Expresa	IV
RESUMEN	VII
<i>ABSTRACT</i>	IX
ÍNDICE GENERAL	X
ABREVIATURAS.....	XIV
SIMBOLOGÍA.....	XV
ÍNDICE DE FIGURAS	XVI
ÍNDICE DE TABLAS.....	XIX
CAPÍTULO 1	1
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Descripción del problema	1
1.2 Justificación del problema	2
1.3 Objetivos	3
1.3.1 Objetivo General	3
1.3.2 Objetivos Específicos	3
1.4 Marco teórico.....	4
1.4.1 Redes de Distribución	4
1.4.2 Estimación de Estados en Sistemas Eléctricos	5
1.4.3 Aumentos Inusuales de Demanda	5
1.4.4 Reducción de la pérdida de energía.....	6
1.4.5 Lenguaje de programación Python.....	8
1.4.6 Otras definiciones importantes	9
CAPÍTULO 2	10

2.	METODOLOGÍA	10
2.1	Revisión de Metodologías Encontradas en la Literatura	10
2.1.1	Metodologías de Estimación de Estado Utilizadas en Sistemas de Distribución.	10
2.1.2	Metodologías para la Detección de Incrementos inusuales de demanda.	11
2.2	Elaboración de una Metodología Propia	12
2.2.1	Modelamiento de la solución.	12
2.3	Desarrollo del Algoritmo de Estimación de Estado BCB	15
2.3.1	Algoritmo de Estimación de Estado:.....	15
2.4	Detección de Pérdidas No Técnicas y Análisis Estadístico	17
2.4.1	Carga de perfiles horarios desde Archivos Excel	17
2.4.2	Categorización de Datos por Día de la Semana.....	18
2.4.3	Cálculo de la serie de tiempo típica para cada día	18
2.4.4	Determinación de un umbral estadístico de alerta.....	18
2.4.5	Comparación del Consumo Diario de Energía con el Umbral Establecido para la Identificación de Pérdidas No Técnicas	21
CAPÍTULO 3		22
3.	RESULTADOS Y ANÁLISIS	22
3.1	Configuración del Sistema de Prueba y Parámetros Eléctricos	22
3.1.1	Evaluación del Sistema IEEE de 13 Barras.....	22
3.1.2	Presentación de la Configuración Inicial.....	22
3.2	Estimación de estados y pérdidas técnicas	24
3.3	Generación de Perfiles de Carga Diaria y Típica	26
3.3.1	Perfiles de Carga Basados en Datos Reales.....	26
3.4	Escenarios de simulación para el análisis de pérdidas no técnicas	28
3.4.1	Pérdidas no técnicas a simular en cada escenario.....	29

3.4.2	Simulación de Perfiles de Carga con Pérdidas No Técnicas	30
3.4.2.1.	Caso 0 - Escenario base sin pérdidas no técnicas.	31
3.4.2.1.1.	Simulación del Perfil de Carga Alterado	31
3.4.2.1.2.	Distribución porcentual de energía por día	34
3.4.2.1.3.	Detección de Aumentos Inusuales de Demanda	35
3.4.2.1.4.	Resumen Consolidado de Energía por día.....	37
3.4.2.2.	Caso 1 - Consumo no registrado leve (Miércoles y Viernes)	39
3.4.2.2.1.	Simulación del Perfil de Carga Alterado	39
3.4.2.2.2.	Distribución porcentual de energía por día	42
3.4.2.2.3.	Detección de Aumentos Inusuales de Demanda	43
3.4.2.2.4.	Resumen Consolidado de Energía por día.....	45
3.4.2.3.	Caso 2 - Consumo no registrado moderado (Martes, Miércoles, Sábado)	
	47	
3.4.2.3.1.	Simulación del Perfil de Carga Alterado	47
3.4.2.3.2.	Distribución porcentual de energía por día	50
3.4.2.3.3.	Detección de Aumentos Inusuales de Demanda	51
3.4.2.3.4.	Resumen Consolidado de Energía por día.....	53
3.4.2.4.	Caso 3 - Consumo no registrado severo (5 días)	55
3.4.2.4.1.	Simulación del Perfil de Carga Alterado	55
3.4.2.4.2.	Distribución porcentual de energía por día	58
3.4.2.4.3.	Detección de Aumentos Inusuales de Demanda	59
3.4.2.4.4.	Resumen Consolidado de Energía por día.....	61
3.4.2.5.	Caso 4 – Escenario Perdidas No técnicas puntual o extremo (1 día)	63
3.4.2.5.1.	Simulación del Perfil de Carga Alterado	63
3.4.2.5.2.	Distribución porcentual de energía por día	66
3.4.2.5.3.	Detección de Aumentos Inusuales de Demanda	67
3.4.2.5.4.	Resumen Consolidado de Energía por día.....	69

3.5	Resumen comparativo de casos de simulación	71
3.5.1	Justificación del Valor de la constante k.....	71
3.5.2	Comportamiento del algoritmo por caso.....	72
3.5.3	Utilidad en la práctica real	73
CAPÍTULO 4	75
4.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	75
	Conclusiones.....	75
	Recomendaciones.....	76
BIBLIOGRAFÍA	78
ANEXOS	79
ANEXO A	79
TABLA DE DATOS DE MEDICIONES HORARIAS DE CARGA DE ALIMENTADOR DE ESTUDIO	79
ALGORITMO IMPLEMENTADO EN PYTHON	86

ABREVIATURAS

ESPOL	Escuela Superior Politécnica del Litoral
ENS	Energía No Suministrada
BCB	Branch Current Based
ALC	América Latina y el Caribe
OCDE	Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos
EES	Estimación de Estados
SED	Sistema Eléctrico de Distribución
PNT	Perdidas No Técnicas

SIMBOLOGÍA

p.u.	por unidad
kV	Kilovoltio
A	Amperio
MW	MegaVatio
MVA	Megavoltioamperio
R	Resistencia
X	Reactancia
Z	Impedancia
Y	Admitancia
Hz	Hercio
h	hora del día

ÍNDICE DE FIGURAS

Ilustración 1.1 Indicadores de pérdidas eléctricas por región, 2019 [9].	7
Ilustración 1.2 Evolución de las pérdidas eléctricas, 1990-2019 [9].	8
Ilustración 3.1 Configuración inicial del Sistema	23
Ilustración 3.2 Parámetros de las líneas del Sistema IEEE 13 barras	23
Ilustración 3.3 Visualización de la matriz de impedancia con valores en escala 10^{-3}	24
Ilustración 3.4 Visualización de la matriz de admitancia con valores en escala 10^{-3}	24
Ilustración 3.5 Resultados calculados de Pérdidas técnicas estimadas por línea y Pérdidas Técnicas Totales Estimadas	25
Ilustración 3.6 Gráfico de barras de pérdidas técnicas estimadas por línea	26
Ilustración 3.7 Series de Tiempo de Demanda Típica por cada día de la Semana	28
Ilustración 3.8 Comparación del Perfil Diario Típico, Alterado y Energía Acumulada por el Consumo No Registrado para Lunes, Martes y Miércoles - Caso 0	32
Ilustración 3.9 Comparación del Perfil Diario Típico, Alterado y Energía Acumulada por el Consumo No Registrado para Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 0	33
Ilustración 3.10 Distribución porcentual diaria de energía	34
Ilustración 3.11 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda	36
Ilustración 3.12 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta	36
Ilustración 3.13 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda	37
Ilustración 3.14 Resumen energético diario	38
Ilustración 3.15 Comparación del Perfil de Carga Típico y Alterado y Energía Acumulada con y sin Consumo No Registrado – Lunes, Martes y Miércoles, Caso 1	40
Ilustración 3.16 Comparación del Perfil de Carga Típico y Alterado y Energía Acumulada con y sin Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 1	41
Ilustración 3.17 Distribución porcentual diaria de energía	42
Ilustración 3.18 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda	44

Ilustración 3.19 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta	44
Ilustración 3.20 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda	45
Ilustración 3.21 Resumen energético diario	46
Ilustración 3.22 Comportamiento semanal de energía por tipo	46
Ilustración 3.23 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado - Lunes, Martes y Miércoles, Caso 2	48
Ilustración 3.24 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 2.....	49
Ilustración 3.25 Distribución porcentual diaria de energía	50
Ilustración 3.26 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda	52
Ilustración 3.27 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta	52
Ilustración 3.28 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda	53
Ilustración 3.29 Resumen energético diario	54
Ilustración 3.30 Comportamiento semanal de energía por tipo	55
Ilustración 3.31 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado - Lunes, Martes y Miércoles, Caso 3	56
Ilustración 3.32 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Jueves,Viernes, Sábado y Domingo, Caso 3.....	57
Ilustración 3.33 Distribución porcentual diaria de energía	58
Ilustración 3.34 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda	60
Ilustración 3.35 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta	60
Ilustración 3.36 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda	61
Ilustración 3.37 Resumen energético diario	62
Ilustración 3.38 Comportamiento semanal de energía por tipo	62
Ilustración 3.39 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Lunes, Martes y Miércoles, Caso 4	64
Ilustración 3.40 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 4	65
Ilustración 3.41 Distribución porcentual diaria de energía	66

Ilustración 3.42 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda	68
Ilustración 3.43 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta	68
Ilustración 3.44 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda	69
Ilustración 3.45 Resumen energético diario	70
Ilustración 3.46 Comportamiento semanal de energía por tipo	70

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Datos de Ramas (Branch Data)	14
Tabla 3.1 Datos reales de perfiles típicos de demanda en kW por hora generados para cada día de la semana	27
Tabla 3.2 Escenarios simulados para diferentes análisis de pérdidas	28
Tabla 3.3 Datos de Consumos No Registrados incorporados	29
Tabla 3.4 Resumen comparativo de casos de simulación y detección de aumentos inusuales de demanda	73

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, las empresas de distribución eléctrica en América Latina han venido enfrentando un requerimiento regulatorio de medición de la energía no suministrada (ENS) por parte de la regulación vigente en materia de prestación del servicio de energía eléctrica [1].

En el ámbito de la transformación digital de las redes de distribución de electricidad, la necesidad de sistemas de monitoreo y control para las redes de distribución se ha vuelto crucial. Las redes de hoy enfrentan importantes desafíos, como la integración de fuentes renovables, el manejo de cargas variables y la detección de pérdidas, tanto técnicas como no técnicas. Estos factores afectan no solo la eficiencia operativa, sino también la rentabilidad y la confiabilidad del sistema eléctrico [2].

La estimación de estados en sistemas eléctricos de una red de distribución se puede definir como una actividad que es crucial para garantizar la seguridad y eficiencia de los sistemas eléctricos al permitir la observación de mediciones ruidosas o faltantes del sistema en operación con una mínima precisión. Esta tecnología ha adquirido popularidad en la industria, ya que minimiza los costos y permite evitar colapsos en la rutina diaria al tener información precisa con antelación necesaria [3]. En este trabajo se evaluará una técnica de estimación de estados basada en la metodología Branch Current Based (BCB) para determinar la corriente de ramal, que proporciona mejoras considerables con respecto a otros métodos tradicionales, resultando más robustas y eficientes desde el punto de vista computacional [4]. Asimismo, se instala un sistema de detección de incrementos inusuales de demanda con el fin de resolver el problema de las pérdidas no técnicas, que son una parte bastante grande de las pérdidas totales en muchas redes de distribución [2].

1.1 Descripción del problema

El fenómeno del aumento de las pérdidas energéticas en las redes de distribución eléctrica es uno de los factores que afecta el funcionamiento y la rentabilidad de las empresas distribuidoras. Estas pérdidas se pueden clasificar en dos tipos: debido a la resistencia de los elementos de la red que son inherentes a los mismos, denominadas pérdidas técnicas, y

aquellas que son ocasionadas por factores como el fraude, errores de lectura, conexiones fraudulentas, entre otras no técnicas. La localización y la medida de estas pérdidas son importantes teniendo en cuenta el ahorro generado en el mejoramiento de la eficiencia [3].

Conforme las redes se expanden las dificultades para la monitorización y control de las variables operativas se agravan, más en el caso donde está en juego un ambiente caracterizado por datos desordenados e incompletos, y no existen mediciones en todos los puntos de la red. La no existencia de un sistema eficaz y de un sistema que permite tomar decisiones en cuanto a la localización de los estados y de los incrementos inusuales de demanda limita la localización de pérdidas y la resolución de problemas operacionales, que afecta la capacidad de las empresas distribuidoras de poder responder ante estas necesidades [2], [5].

1.2 Justificación del problema

El uso de un sistema de estimación de estado y detección de pérdidas no técnicas en las redes de distribución es relevante para abordar los problemas de un sector eléctrico en proceso de transformación digital. Este proyecto ayuda directamente a mejorar la eficiencia operativa de las redes de distribución, reduciendo tanto las pérdidas técnicas como las no técnicas mediante el empleo de un sistema de monitoreo avanzado que mejora la toma de decisiones basada en información.

Se propone en este trabajo principalmente estimar el estado de la red con un algoritmo basado en el método de BCB, haciendo uso de datos para la caracterización de la demanda y la construcción de fenómenos típicos de incrementos inusuales de demanda para su análisis y detección. Además de la detección de eventos inusuales, ofrece la oportunidad de controlar y supervisar el estado de la red y la correcta gestión de redes de distribución, lo que permite mejorar la calidad del servicio y la eficiencia de los recursos operativos. Este proyecto es prioritario en las circunstancias actuales donde la integración de fuentes de energía renovables y las fluctuaciones en la demanda requieren sistemas más dinámicos y resilientes [3],[6].

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Desarrollar un sistema de estimación de estados y detección de incrementos inusuales de demanda para redes de distribución eléctrica utilizando el método Branch Current Based (BCB) y técnicas avanzadas de procesamiento y análisis de datos para detectar las pérdidas técnicas y no técnicas y mejorar la eficiencia operativa y la confiabilidad de la red.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Formular un algoritmo para la detección de pérdidas técnicas a través del cálculo de las pérdidas por efecto Joule de las ramas del sistema, siendo capaz de realizar una estimación sólida de las pérdidas por razones técnicas.
- Utilizar el método Branch Current Based (BCB) dentro del algoritmo de estimación del estado para la obtención de corrientes de ramal en un sistema de distribución de 13 barras de la IEEE, incrementando la precisión de la estimación de las variables de estado, es decir, voltaje y corriente en cada barra o nodo.
- Realizar análisis estadístico de datos de estimación y procesamiento de datos de estimación para identificar y analizar los posibles eventos catalogados como incrementos inusuales de demanda que resultaron en pérdidas no técnicas y llevar a cabo comparaciones entre la potencia medida y la potencia estimada.
- Desarrollar herramientas de presentación y análisis de resultados para los operadores del sistema, incluyendo gráficos para la interpretación de los resultados y la toma de decisiones.

- Verificar el estado del sistema a través de simulaciones con variaciones de demanda típica incluyendo eventos inusuales y datos sintéticos, evaluando la precisión de la estimación de estados junto con su capacidad para detectar incrementos inusuales de demanda bajo diversas condiciones de ruido y carga.

1.4 Marco teórico

La cantidad de energía que se transporta a través de las redes de distribución eléctrica es interesante porque permite estimar y utilizar cifras de balance energético. Por lo tanto, es vital estimar adecuadamente las cantidades de energía que se pierden durante la entrega también porque una empresa sufre una pérdida financiera directa.

La investigación en la monitorización, estimación de estados y en el ciclo de vida de detección de incrementos inusuales de demanda en las redes de distribución eléctrica, ha cobrado importancia a raíz de la transformación digital que se desarrolla en la actualidad en el sector eléctrico. Este marco teórico aborda las aportaciones y desarrollos tanto locales como internacionales, asimismo, presenta definiciones relevantes para este importante proyecto.

1.4.1 Redes de Distribución

Las redes de distribución son la parte del sistema eléctrico que se ocupa de la transferencia de energía desde las subestaciones de transmisión a los consumidores. Estas redes poseen por lo general una estructura radial, lo que significa que hay un solo sentido de flujo de energía desde una única fuente a varios puntos de consumo. De manera general, e incluso a grandes rasgos, es sabido que las redes de transmisión poseen una confiabilidad más alta por su alto grado de monitoreo que las redes de distribución [2]. Adicionalmente las redes de transmisión tienen medición en cada punto de entrega a las empresas de distribución y es difícil que a los niveles de voltaje de transmisión ocurran pérdidas negras. En cambio, las redes de distribución tienen menos puntos de medición a través de la red, y las redes secundarias pueden pincharse en cualquier punto para

obtener energía de forma ilegal. En años recientes, la necesidad de recursos y la demanda de electricidad ha empeorado la situación, obligando a la modernización acelerada de la supervisión y control en sistemas de distribución.

1.4.2 Estimación de Estados en Sistemas Eléctricos

La estimación de estados permite recuperar el estado operativo de un sistema eléctrico a partir de mediciones escasas y perturbadas, siendo por lo tanto un proceso necesario para asegurar la operación de las redes de manera eficiente. Esto permite un diagnóstico oportuno y la toma de decisiones [4]. En el pasado, la estimación de estados se ha utilizado en redes de transmisión debido a la abundancia de datos y al movimiento de dichas redes. Sin embargo, su implementación en redes de distribución ha atraído interés en las últimas décadas debido a la aparición de técnicas como el Método Branch Current Based (BCB) que se adapta a la topología radial de estas redes [3].

El método BCB es particularmente bueno para minimizar los requisitos de cálculo en redes de distribución en comparación a métodos de flujo de potencia como Newton Raphson que requieren algunas asunciones que no se cumplen en distribución, por lo tanto, BCB se prefiere en sistemas de distribución donde se encuentran típicamente mediciones ruidosas y perturbadas. La estimación de estados dentro de los sistemas eléctricos ayuda en la minimización de pérdidas técnicas y permite que se realicen mejores planes de utilización de recursos y operaciones [7].

1.4.3 Aumentos Inusuales de Demanda

Los conceptos de aumentos inusuales de demanda describen niveles anormalmente altos de consumo de electricidad que se desvían de los históricos normales de utilización. Dichos incrementos inusuales de demanda pueden ser causadas por incrementos de consumos industriales inesperados, eventos climáticos extraordinarios o en algunos casos, pérdidas no técnicas debido a actividades fraudulentas. La identificación de

tales incrementos inusuales de demanda es crítica en el control y estabilidad de la red eléctrica y, más importante, en la prevención de sobrecargas que pueden llevar a cortes o apagones [5].

En estudios recientes, se han utilizado modelos de series temporales y algoritmos de aprendizaje automático para abordar el problema de detectar estos picos de manera más efectiva. En América Latina, donde los sistemas pueden ser más sensibles por la escasez de automatización y los recursos humanos y analíticos escasos, anticiparse ante estas ocurrencias se convierte en una prioridad para evitar interrupciones en el suministro y pérdidas económicas [8].

1.4.4 Reducción de la pérdida de energía

La reducción de la pérdida de energía es uno de los objetivos más importantes de las empresas de distribución, ya que están directamente relacionadas con la eficiencia operativa y la rentabilidad. Las pérdidas de energía se dividen en dos tipos: pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas. Las pérdidas técnicas se deben a fenómenos físicos inevitables relacionados con la transmisión y distribución de electricidad, por ejemplo, el efecto Joule, mientras que las pérdidas no técnicas resultan de factores externos como el hurto de energía, mediciones erróneas, conexiones ilegales, alteración de equipos de medición, entre otros.

Estadísticas de Pérdidas de Energía:

- A nivel internacional, se estima que las pérdidas de distribución representan alrededor del 8% y 15% del total de energía suministrada a través de las redes eléctricas, con diferencias sustanciales para diversas regiones.
- Las pérdidas totales de energía en la región de América Latina y El Caribe en cambio están por encima del 15%, presentando tanto

problemas económicos como operativos, según estudios realizados por la CEPAL y el BID [9].

- Por otro lado, las estructuras en la mayoría de los países europeos equipadas con redes eléctricas más avanzadas han informado que las pérdidas de energía son inferiores al 8%, como resultado de una mejor gestión y un aumento de la inversión en tecnología [9].

El promedio de los indicadores de pérdidas como porcentaje de la energía disponible en cada país se ilustra en la Figura 1.1. Los indicadores confirman la brecha existente entre la región de ALC y el resto de las regiones del mundo, en el año 2019.

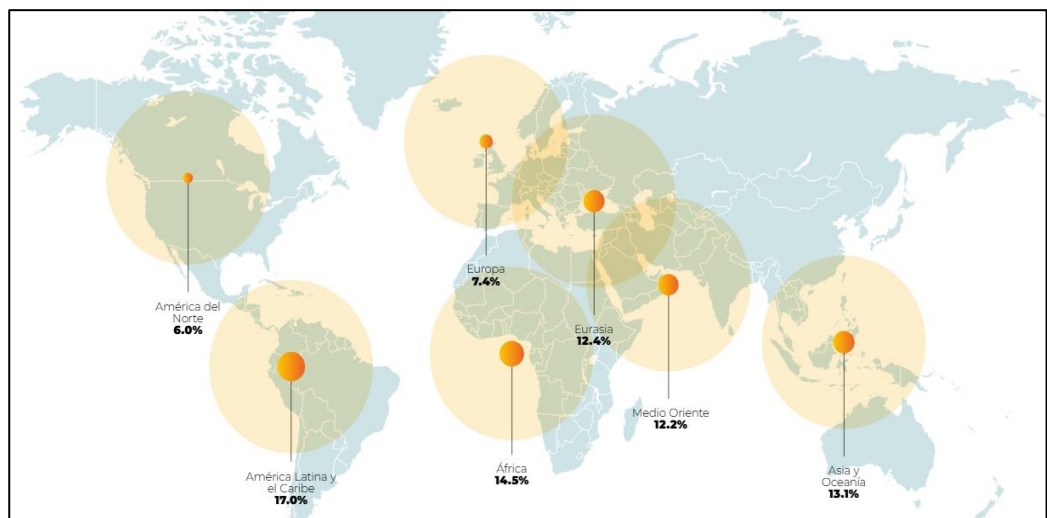


Ilustración 1.1 Indicadores de pérdidas eléctricas por región, 2019 [9].

El indicador que resulta más preocupante no es tanto aquel que se observa en años recientes, sino aquel que ha sido evidente durante las últimas tres décadas, como lo muestra la Figura 1.2. La tendencia de las tasas de pérdida ha sido sustancialmente decreciente en los países de ingresos medio alto y alto, así como en los países de la OCDE. Sin embargo, no se observan tendencias igualmente pronunciadas de mejora en países de América Latina y el Caribe (ALC) y de ingresos bajos. En particular, en ALC durante las últimas tres décadas, el indicador de las pérdidas eléctricas ha estado por encima y alrededor del 17%.

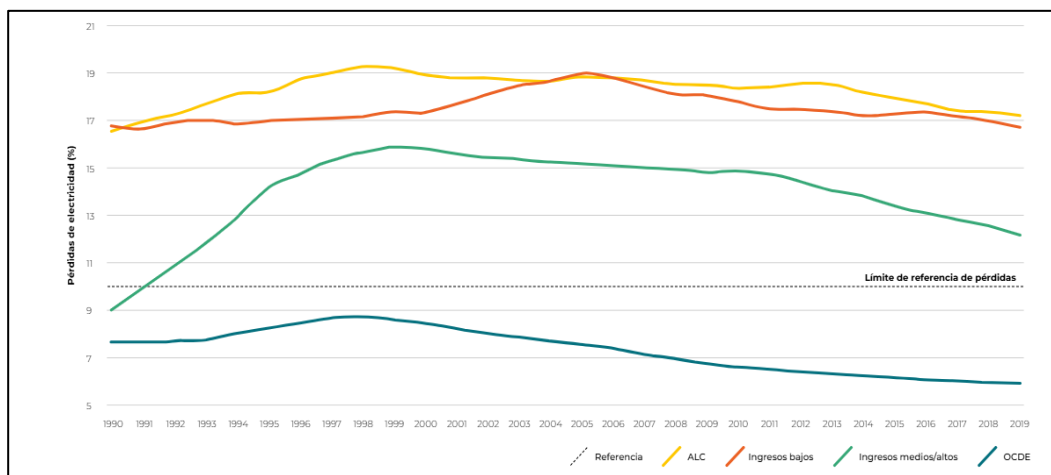


Ilustración 1.2 Evolución de las pérdidas eléctricas, 1990-2019 [9].

Los sistemas de monitoreo y detección de anomalías, como el desarrollado para este proyecto, son muy importantes para reducir estas pérdidas y aumentar la eficiencia de la red. La reducción de pérdidas, además de aumentar la rentabilidad de las empresas de distribución, ayuda al medio ambiente al disminuir la demanda de generación adicional. Este sistema ha sido implementado en lenguaje de programación de Python.

1.4.5 Lenguaje de programación Python

Python es un lenguaje de programación que destaca por su alto nivel ya que es bastante simple y flexible en su utilización. Esto se traduce en que es uno de los lenguajes más convenientes para llevar a cabo actividades relacionadas con la ingeniería y el análisis de datos. Además, existen muchísimos paquetes, como NumPy, Pandas y Matplotlib que hacen el trabajo de desarrollar complejos algoritmos y presentarlos con sencillez mediante gráficos. En el caso de estimación de estado y detección de valores atípicos en redes eléctricas, Python en particular permite:

- **Procesamiento de datos eficiente:** a través de estructuras de datos óptimas y operaciones vectorizadas.
- **Simulación y modelado matemático:** con paquetes como NumPy que incluyen funciones para resolver sistemas de ecuaciones y optimizar cálculos numéricos.

- **Visualización avanzada de resultados:** con la ayuda de las bibliotecas Matplotlib y Seaborn para trazar gráficos útiles en el análisis e interpretación de datos.

La elección de Python para este proyecto surge del hecho de que es capaz de procesar grandes cantidades de información y realizar análisis complejos, lo cual es bastante necesario para la estimación de estado y la detección de incrementos inusuales de demanda.

1.4.6 Otras definiciones importantes

- **Mediciones ruidosas:** En relación con las redes eléctricas, los dispositivos de medición también pueden verse afectados por factores de ruido que incluyen interferencia electromagnética, errores de sensores y otras perturbaciones. La capacidad de las técnicas de estimación de estado para filtrar y manejar estas mediciones ruidosas determina la efectividad del modelo.
- **Topología Radial:** Una topología de red en la que se tiene en cuenta que cada barra está conectada a una sola fuente de modo que las líneas se extienden desde ella y se forma un arreglo ramificado.
- **Eficiencia Operativa:** Hace referencia a la potencialidad de un sistema eléctrico de hacer uso óptimo de los recursos existentes y minimizar las pérdidas.
- **Sistema 13 barras de la IEEE:** Un estudio de caso basado en el área de sistemas de distribución de electricidad aplicado para la validación de trabajos de análisis, cálculo y comparación de métodos de estimación de estado y localización de pérdidas. Este sistema se compone de trece barras interconectados, dispuestas en una configuración radial lo que replica las condiciones típicas de topología de una red de distribución.

CAPÍTULO 2

2. METODOLOGÍA

El desarrollo metodológico se centrará en la elección y modificación de enfoques que han demostrado ser prácticos en la literatura existente sobre la estimación de estados y la detección de incrementos inusuales de demanda en redes de distribución. El propósito es encontrar y formular una metodología relacionada al problema planteado y que permita alcanzar los objetivos del proyecto. Los siguientes enfoques son estudios que se pueden aplicar en este caso y aquellos que ayudan en la formulación de un nuevo enfoque.

2.1 Revisión de Metodologías Encontradas en la Literatura

2.1.1 Metodologías de Estimación de Estado Utilizadas en Sistemas de Distribución.

En la literatura, el problema de la estimación de estado en redes de distribución se ha considerado con el uso de diferentes métodos, cada uno de los cuales tiene sus ventajas y limitaciones en relación con su precisión, robustez y capacidades de cálculo. Las metodologías más destacadas incluyen lo siguiente:

- **Método de Estimación de Estado Basado en Flujo de Potencia:** Este método se emplea comúnmente en sistemas de transmisión y, aunque es útil, suele no ser el más idóneo para sistemas de distribución radial, ya que las asunciones constructivas en transmisión no se cumplen en una red de distribución, además de que los sistemas de distribución suelen ser menos monitoreados, es decir, existen menos medidores [2].
- **Método Branch Current Based (BCB):** Este método ha sido común en redes de distribución ya que se desempeña mejor en sistemas radiales y en sistemas mal condicionados y desbalanceados. BCB calcula las corrientes de rama para estimar los estados de voltaje y ángulo en cada

barra, proporcionando así una mejor alternativa para la estimación de estado en redes de distribución [4].

- **Algoritmos de Estimación Basados en Mínimos Cuadrados Ponderados (WLS):** La estimación WLS parece ser la más popular en sistemas de transmisión donde los datos son abundantes. Pero en redes de distribución, donde la medición es escasa, esta técnica es menos efectiva y se basa en gran medida en buenos fundamentos de medición [3].

Con base al enfoque del proyecto en las redes de distribución y el tipo de datos disponibles (mediciones ruidosas e incompletas), el *Método Branch Current Based (BCB)* se puede considerar como el más conveniente en correspondencia con los fines del trabajo. Su capacidad para gestionar sistemas radiales y su bajo requerimiento computacional lo convierten en una técnica ideal en circunstancias donde hay pocas mediciones y los datos son ruidosos.

2.1.2 Metodologías para la Detección de Incrementos inusuales de demanda.

Con respecto a la detección de pérdidas no técnicas y la detección de incrementos inusuales de demanda., las estrategias son las siguientes:

- **Análisis Estadístico y Modelos de Regresión:** Para esto, los autores recomiendan el uso de métodos estadísticos para determinar la cantidad de varianza entre los valores de medición observados y los esperados. Estos modelos son útiles en la detección de incrementos inusuales de demanda. a corto plazo, pero pueden ser restrictivos en redes complejas donde se necesita una mayor granularidad [5].
- **Algoritmos de Aprendizaje Automático (Machine Learning):** Los métodos Support Vector Machines (SVM), k-means clustering y las redes neuronales se han utilizado para la detección de incrementos

inusuales de demanda. en redes eléctricas. Es posible detectar incrementos inusuales de demanda. avanzadas a través de estos enfoques. Sin embargo, estos enfoques tienen un gran inconveniente en que requieren grandes cantidades de conjuntos de datos de entrenamiento y considerables recursos computacionales, lo que puede ser una limitación para las redes de distribución [7].

- **Modelos que Utilizan Análisis de Series Temporales:** Los modelos de media móvil y los modelos que emplean análisis de tendencia ARIMA, por ejemplo, son útiles en la detección de irregularidades de consumo y en el abuso de pérdidas no técnicas durante un patrón de pérdidas no técnicas. Sin embargo, hay limitaciones en su aplicación en el sentido de que pueden no ser adecuados para la detección de incrementos inusuales de demanda. de corta duración [6].

Al notar las limitaciones de recursos y la necesidad de una detección efectiva y oportuna de incrementos inusuales de demanda., se ha elegido un enfoque integrado de *métodos estadísticos y análisis de series temporales*. Estos métodos permiten comprender los patrones de consumo y diferenciar entre comportamientos normales y con demanda no esperada sin necesidad de una gran cantidad de datos históricos.

2.2 Elaboración de una Metodología Propia

Sobre la base de los métodos utilizados en la literatura revisada, se construye una metodología propia del proyecto.

2.2.1 Modelamiento de la solución.

El sistema propuesto consiste en utilización de Branch Current Based Method BCB y su aplicación para la estimación de estados y ubicación de pérdidas en un sistema de distribución de 13 barras con Python como herramienta de desarrollo. El sistema IEEE de 13 barras fue escogido debido a su estructura de red radial que es representativa de redes de distribución típicas. La simulación tiene en cuenta parámetros eléctricos

tales como resistencia y reactancia de las ramas, y el estado de carga que existiría en cada barra.

2.2.1.1 Librerías Utilizadas.

Realizándose el modelamiento se utilizó un ambiente de programación en lenguaje Python, utilizando las librerías tales como:

- **Os:** permite interactuar con el sistema operativo para verificar si existen los datos de entrada antes de ser cargados con las librerías Pandas, al igual que evita el colapso del programa si existen archivos no disponibles.
- **NumPy:** se utiliza para realizar cálculos numéricos con operaciones vectorizadas (e.g., por horas, por día) y cálculos estadísticos (media, desviación estándar), encontrar valores máximos y calcular umbral estadístico de alertas de incrementos inusuales de demanda. Estas librerías aumentan la eficiencia del cálculo numérico.
- **Pandas:** permite gestionar y manejar los datos de entrada (perfiles de carga) y estructurarlos en datos por día, hora tipo de consumo, tabular la información procesada (pérdidas totales) y permitir exportación en formato Excel utilizando Dataframes y Series.
- **Matplotlib y Seaborn:** se utilizan para visualizar los resultados de los cálculos y análisis, en gráficos de perfil de carga horaria, gráficas de pastel de distribución de pérdidas técnicas, gráficos de barras que muestran las pérdidas técnicas obtenidas del estimador BCB, los porcentajes de perdidas técnicas y no técnicas.
- **Tabulate:** implementado para mostrar tablas de los resultados estadísticos por día o por semana de manera ordenada.

2.2.1.2 *Parámetros del sistema de 13 barras de IEEE:*

- Se especifica un sistema con un voltaje base de 4.16 kV y una potencia base de 1000 KVA. Este sistema contiene 13 barras con diferentes cargas y generación distribuidas según la configuración del sistema 13 barras de la IEEE, sin embargo, para el presente estudio se ha optado por solo considerar los datos de las ramas (Branch) o líneas, ya que son los parámetros que influyen directamente en las pérdidas.

Los parámetros para el sistema de estudio se muestran en las Tablas 2.1.

Tabla 2.1 Datos de Ramas (Branch Data)

From Bus	To Bus	Resistance (R) [p.u.]	Reactance (X) [p.u.]
1	2	0.0005	0.0012
2	3	0.0015	0.0036
3	4	0.0251	0.0294
4	5	0.0108	0.0127
5	6	0.0157	0.0184
6	7	0.0157	0.0184
7	8	0.0157	0.0184
8	9	0.0157	0.0184
9	10	0.0157	0.0184
10	11	0.0157	0.0184
11	12	0.0157	0.0184
12	13	0.0157	0.0184

2.2.1.3 *Estructura de datos a Implementar.*

- Clase Bus: Cada barra se modela con características propias, como tipo (PQ, PV, Slack), magnitud de voltaje, ángulo de fase, perfiles de carga. Esto ayuda a mantener una organización sistemática de las propiedades individuales de cada barra.
- Clase Branch: Las ramas que conectan las barras se modelan con parámetros R y X que permiten calcular las impedancias y

admitancias de las líneas. Esto es esencial en el desarrollo de la matriz de impedancia y admitancia del sistema.

2.2.1.4 Estructura del sistema:

- La estructura del sistema se inicializa con todas las barras y sus ramas a su alrededor, mientras se cargan los valores de resistencia y reactancia que representan las líneas de distribución.

2.3 Desarrollo del Algoritmo de Estimación de Estado BCB

2.3.1 Algoritmo de Estimación de Estado:

Se implementó un algoritmo de estimación de estados basado en el método BCB, que calcula los perfiles de voltaje en las barras del sistema de distribución de 13 barras de la IEEE, a partir de mediciones dispersas de voltaje. El algoritmo se basa en una formulación simplificada de la matriz Jacobiana H , utilizando un modelo lineal directo. Las estimaciones se obtienen a través de pseudo-inversión; después, se calculan las corrientes y las pérdidas técnicas asociadas a cada línea del sistema para cada rama. Esto es adecuado para sistemas de distribución radial, ya que proporciona soluciones precisas con menos carga computacional en comparación con los métodos convencionales.

- **Formulación de Matriz Jacobiana H :** La matriz H es fundamental dentro del marco de la formulación del problema de estimación de estados. Se asume que:
 - ✓ Existe una relación lineal simplificada entre los voltajes de medición y los estados que se desean estimar.
 - ✓ H corresponde a la matriz identidad, lo que indica que es una aproximación directa (puede ser válida para la estimación en redes de distribución bajo ciertas condiciones).

La matriz Jacobiana H relaciona las mediciones z con los estados x mediante la siguiente ecuación:

$$z = Hx + e \quad (2.1)$$

Donde:

e : representa el error de las mediciones

- **Simulación de mediciones:** Se definen valores de voltajes simulados o de mediciones reales en algunas barras. Se replican escenarios realistas como en la práctica añadiendo un ruido normal o gaussiano.
- **Estimación de estados:** Para obtener los perfiles de voltaje estimados de todas las barras (\hat{x}) se utiliza la pseudo-inversa (H^+) de la matriz H , la cual está definida mediante la siguiente ecuación:

$$H^+ = (H^T H)^{-1} H^T \quad (2.2)$$

El vector \hat{x} se determina mediante la siguiente ecuación:

$$\hat{x} = (H^T H)^{-1} H^T z \quad (2.3)$$

$$\hat{x} = H^+ z \quad (2.4)$$

Donde:

z : representa al vector de mediciones de voltaje

\hat{x} : representa el vector de los perfiles de voltaje estimados de todas las barras

Se considera a la barra 1 como (slack) por lo tanto se asume el valor del voltaje de 1.0 p.u.

- **Cálculo de Corrientes por Rama (Línea):**

Para calcular la corriente real que circula por cada línea, entre las barras conectadas, se aplica la ley de ohm definida mediante la siguiente ecuación:

$$I_{ij} = \frac{V_i - V_j}{z_{ij}} \quad (2.5)$$

Donde:

I_{ij} : representa la Corriente real de la barra i a la barra j

V_i : Voltaje estimado en la barra i

V_j : Voltaje estimado en la barra j

Z_{ij} : Impedancia de línea (desde la barra i a la barra j)

- **Cálculo de Pérdidas Técnicas:**

La determinación de las pérdidas técnicas es fundamental para descubrir la cantidad de energía que se pierde por el efecto Joule (I^2R). Se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$P_{loss} = |I|^2 R \quad (2.6)$$

Donde:

P_{loss} : representa las pérdidas técnicas calculada para cada barra

$|I|^2$: magnitud del cuadrado de la corriente por rama o línea

R : Resistencia de cada rama o línea

Los resultados obtenidos del cálculo se expresarán en por unidad para luego convertirlos en KW.

2.4 Detección de Pérdidas No Técnicas y Análisis Estadístico

Con la finalidad de identificar pérdidas no técnicas debido a consumos no legalizados, se configuró en el algoritmo implementado en Python un módulo para analizar series temporales horarias de energía medida en la subestación. Este módulo es parte del sistema general del proyecto y permite comparar los patrones típicos de consumo eléctrico con registros que podrían indicar aumentos inusuales en la demanda. La metodología desarrollada para esta parte del algoritmo se describe en las siguientes etapas:

2.4.1 Carga de perfiles horarios desde Archivos Excel

Se creó una rutina automatizada para importar archivos de Excel que contienen registros de energía activa medida de manera horaria durante un mes (en este caso, para la época de verano: febrero de 2023). Esto se refiere a la energía entregada desde la subestación al alimentador en cuestión, y los datos están organizados de tal manera que cada fila

corresponde a una hora y un conjunto de 24 registros de datos correspondiente a un día.

2.4.2 Categorización de Datos por Día de la Semana

Se procedió con la entrada de datos por hora, se enmarca en el contexto de la semana clasificándolo como 'lunes, martes, etc.' Esto permite que el análisis del comportamiento de consumo característico se realice por separado para cada tipo de día, teniendo en cuenta que el perfil de carga entre días de semana y fines de semana puede variar considerablemente. En este caso, todos los lunes del mes se agrupan como un solo conjunto primero, luego se realiza el análisis promedio.

2.4.3 Cálculo de la serie de tiempo típica para cada día

Para cada día de la semana se elabora un perfil horario típico a partir del promedio de los registros horarios de todos los días equivalentes del mes. Por ejemplo, en el caso de los lunes, si hay cuatro en el mes, se promedian las 24 horas correspondientes a esos cuatro días. Así se construye una curva representativa del comportamiento esperado de un lunes típico. Se repite este procedimiento para todos los días de la semana, obteniendo una serie semanal típica de 24 horas para cada día.

2.4.4 Determinación de un umbral estadístico de alerta

Al crear series temporales típicas, se calcula la energía diaria total (en kWh) para cada tipo de día a partir de perfiles promedio. Luego, se aplican análisis estadístico clásico para cada día (lunes, martes, etc.), se calcula la media (μ) y se determina también su desviación estándar (σ), de acuerdo con los datos de energía observados.

Una vez obtenidos estos valores se establece un umbral de alerta ($\mu + k\sigma$).

- **Fundamentación del Umbral Estadístico de Alerta ($\mu + k\sigma$)**

Para identificar aumentos inusuales en la demanda que pueden estar asociados con pérdidas no técnicas, se establece un umbral de alerta estadística, asumiendo una distribución normal del consumo. Este criterio permite detectar que valores inusuales de demanda superan significativamente a los valores típicos.

Muchos estudios similares en la literatura, así como a través de la validación empírica utilizan el siguiente criterio de alerta definido como:

$$Umbral = u + 4\sigma \quad (2.7)$$

Donde:

u : representa la media

σ : representa la desviación estándar, es decir dispersión de los valores con respecto a la media.

Sin embargo, este proyecto propone una formulación más flexible y adaptativa que introduce un parámetro de sensibilidad estadística denotado por k , que permite ajustar el nivel de tolerancia ofrecido al identificar aumentos inusuales de demanda. El nuevo umbral se define mediante la siguiente ecuación:

$$Umbral = u_{tipica} + k \sigma_{tipico} \quad (2.8)$$

Donde:

u_{tipica} : representa la media del consumo típico diario de energía en un día específico de la semana.

σ_{tipico} : representa la desviación estándar, es decir dispersión de los valores de energía típica con respecto a la media del consumo típico.

Este coeficiente de sensibilidad estadística k , puede tomar diferentes valores, para este estudio se considera los siguientes valores:

$$k \in \{4,3,2,1,0\} \quad (2.9)$$

Sin embargo, para validar estadísticamente si hay o no un aumento inusual de demanda en un día dado, los valores reales se comparan con este umbral de referencia bajo la siguiente expresión:

$$u_{Total} > u_{tipica} + k \sigma_{tipica} \quad (2.8)$$

Donde:

u_{Total} : representa la energía total registrada en un día específico de la semana (media real del día observado)

Esta expresión nos permite analizar si el comportamiento de consumo para el día analizado se desvía significativamente del patrón típico, dependiendo del nivel de sensibilidad establecido por el parámetro k .

Cuando $k = 4$, se exige una diferencia muy significativa con respecto al comportamiento típico o normal para detectar un incremento inusual de demanda. Se la puede utilizar para reducir falsos positivos.

Cuando $k = 0$, se establece que cualquier aumento de la media total diaria con respecto al comportamiento típico o normal se considera un posible incremento inusual de demanda.

$$u_{Total} > u_{tipica} \quad (2.9)$$

Esta hipótesis permite una detección más precisa adecuada para identificar pérdidas no técnicas de muy baja magnitud (por ejemplo, 1 kWh).

Este proyecto realiza un análisis comparativo para diferentes valores de k , lo que permite:

- Evaluar cómo se desempeña el sistema con diferentes umbrales de sensibilidad estadística.
- Determinar qué valor de k ofrece la mejor precisión y estabilidad en la detección de aumentos inusuales de demanda, minimizando tanto los falsos positivos como los falsos negativos.
- Modificar el algoritmo para aplicarlo en redes donde el nivel de ruido, la estacionalidad y la variabilidad pueden ser significativamente diferentes.

Esta metodología proporciona un enfoque estadístico robusto, flexible y explicable para contextos tanto simulados como del mundo real en situaciones de información restringida.

2.4.5 Comparación del Consumo Diario de Energía con el Umbral Establecido para la Identificación de Pérdidas No Técnicas

En el caso de cada día dentro del mes en consideración, se calcula la energía total registrada de forma horaria y se compara contra el umbral estadístico para el día de la semana correspondiente. En el caso de que el consumo de energía registrado supere el umbral calculado, se considerará un aumento inusual en el consumo, probablemente debido a una demanda no contabilizada (hurto de energía, errores en la medición). Tales sucesos se visualizan gráficamente y en forma de tablas, diferenciando días normales de días con pérdidas no técnicas.

Algunas de las ventajas de este método incluyen su baja complejidad computacional, facilidad de adaptación a diferentes meses o alimentadores, y la capacidad de identificar eventos inusuales sin la necesidad de preparar modelos complejos.

CAPÍTULO 3

3. RESULTADOS Y ANÁLISIS

3.1 Configuración del Sistema de Prueba y Parámetros Eléctricos

3.1.1 Evaluación del Sistema IEEE de 13 Barras

La red de distribución utilizada para las simulaciones corresponde al sistema IEEE 13 Barras, que presenta una topología radial. Este sistema se utiliza ampliamente para probar algoritmos de estimación de estado debido a la complejidad intermedia y la estructura de red de media tensión del mundo real que representa.

- Número total de nodos: 13 barras
- Tensión base: 4.16 Kv
- Potencia base: 1000kVA
- Tipo de red: Radial, sin generación distribuida
- Método de análisis: Flujo de carga por Gauss-Seidel

Se importaron datos eléctricos básicos como impedancias, potencia de carga, nodos de medición y topología desde archivos de configuración.

3.1.2 Presentación de la Configuración Inicial

Se presentó la estructura de ramas y conexión del sistema, así como las matrices de impedancia, admitancia y los estados iniciales de los voltajes del sistema. Estas condiciones iniciales son necesarias para ejecutar el flujo de carga y estimar los estados posteriormente.

En la ilustración 3.1. se muestra los datos de la configuración inicial del sistema, como: Número de barras, voltaje, potencia e impedancia y base.

```

---Configuración inicial completada:---
Número de buses: 13
Voltaje base: 4.16 kV
Potencia base: 1000.0 kVA
Impedancia base: 4.16  $\Omega$ 
Nivel de confianza: 95.0%

```

Ilustración 3.1 Configuración inicial del Sistema

Los parámetros ingresados en el algoritmo del sistema de estudio IEEE 13 barras definidos en la metodología se muestran en la Ilustración 3.2

--- PARÁMETROS DE LAS LÍNEAS DEL SISTEMA IEEE 13 BARRAS ---						
Desde (Bus)	Hacia (Bus)	R (pu)	X (pu)	Z (pu)	Y (pu)	
0	1	2	0.0005	0.0012	0.001300	769.230769
1	2	3	0.0015	0.0036	0.003900	256.410256
2	3	4	0.0251	0.0294	0.038657	25.868481
3	4	5	0.0108	0.0127	0.016671	59.983567
4	5	6	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
5	6	7	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
6	7	8	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
7	8	9	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
8	9	10	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
9	10	11	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
10	11	12	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145
11	12	13	0.0157	0.0184	0.024188	41.343145

Ilustración 3.2 Parámetros de las líneas del Sistema IEEE 13 barras

Una vez definidos los parámetros se procede a realizar las simulaciones para la obtención de la matriz impedancia, los resultados obtenidos se muestran en la Ilustración 3.3.

	Barra 1	Barra 2	Barra 3	Barra 4	Barra 5	Barra 6	Barra 7	Barra 8	Barra 9	Barra 10	Barra 11	Barra 12	Barra 13
Barra 1	0.0 + j0.0	0.001 + j0.001	0.0 + j0.004	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 2	0.001 + j0.001	0.0 + j0.0	0.002 + j0.004	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 3	0.0 + j0.0	0.002 + j0.004	0.0 + j0.0	0.025 + j0.029	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 4	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.025 + j0.029	0.0 + j0.0	0.011 + j0.013	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.011 + j0.013	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 6	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 7	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 8	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 9	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 10	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 11	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0
Barra 12	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018
Barra 13	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.016 + j0.018	0.0 + j0.0

Ilustración 3.3 Visualización de la matriz de impedancia con valores en escala 10^{-3}

De la misma manera se procede con la obtención de la matriz admitancia, los resultados obtenidos se muestran en la Ilustración 3.4

	Barra 1	Barra 2	Barra 3	Barra 4	Barra 5	Barra 6	Barra 7	Barra 8	Barra 9	Barra 10	Barra 11	Barra 12	Barra 13
Barra 1	295.9 + j710.1	295.9 + j710.1	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 2	-295.9 + j710.1	394.5 + j946.7	-98.6 + j236.7	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 3	0.0 + j0.0	-98.6 + j236.7	115.4 + j256.4	-16.8 + j19.7	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 4	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-16.8 + j19.7	55.7 + j65.4	-38.9 + j45.7	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-38.9 + j45.7	65.7 + j77.1	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 6	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 7	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 8	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 9	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 10	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0
Barra 11	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5	0.0 + j0.0
Barra 12	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	53.7 + j62.9	-26.8 + j31.5
Barra 13	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	0.0 + j0.0	-26.8 + j31.5	26.8 + j31.5

Ilustración 3.4 Visualización de la matriz de admitancia con valores en escala 10^{-3}

3.2 Estimación de estados y pérdidas técnicas

3.2.1 Resultados del Estimador BCB.

Se aplicó la estimación de estados mediante el Método Banch Current Based (BCB), para obtener voltajes estimados en cada una de las barras y las corrientes en cada una de las líneas.

3.2.2 Cálculo de Pérdidas Técnicas.

Con los resultados obtenidos se realizó el cálculo de las pérdidas técnicas por cada línea.

En la Ilustración 3.5 se muestra las pérdidas técnicas por línea o Rama del Sistema IEEE 13 barras, calculadas mediante el estimador de estados propuesto (BCB). Además, se muestra el resultado de Pérdidas técnicas estimadas por línea y las Pérdidas Técnicas Totales Estimadas

--- Pérdidas Técnicas por Rama (Estimación BCB) ---	
Línea	Pérdida Técnica (p.u.)
1→2	0.000000
2→3	0.000000
3→4	0.000000
4→5	0.000000
5→6	0.000000
6→7	0.010734
7→8	0.010734
8→9	0.000000
9→10	0.000000
10→11	0.000000
11→12	0.000000
12→13	0.024152
Pérdida Técnica Total Estimada: 0.045620 p.u.	

Ilustración 3.5 Resultados calculados de Pérdidas técnicas estimadas por línea y Pérdidas Técnicas Totales Estimadas

En la Ilustración 3.6 se muestra un gráfico de barras, donde se visualiza las pérdidas técnicas por línea del Sistema IEEE 13 barras, calculadas mediante el estimador de estados propuesto (BCB).

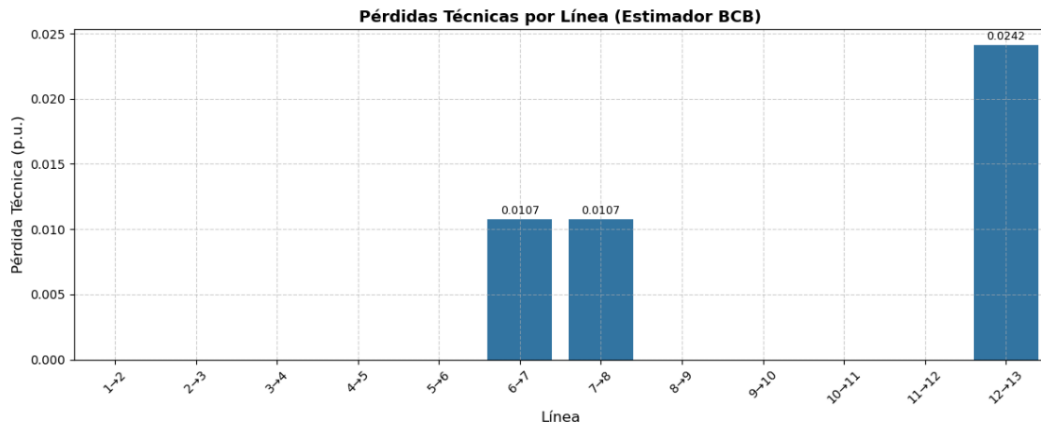


Ilustración 3.6 Gráfico de barras de pérdidas técnicas estimadas por línea

Se observa que solo se registraron pérdidas técnicas en las líneas 6-7, 7-8 y 12-13, siendo la mayor pérdida técnica relativa, la que se muestra en la línea 12-13. En las demás líneas del sistema se evidencian pérdidas iguales a cero que no se aprecian en el gráfico, esto se debe a que se estima que no hay flujo de corriente por aquellas líneas.

Las pérdidas técnicas estimadas ascienden a 1094.88 kWh.

3.3 Generación de Perfiles de Carga Diaria y Típica

3.3.1 Perfiles de Carga Basados en Datos Reales

Se utilizaron mediciones reales extraídas de los datos horarios del alimentador de estudio a través de archivos de Excel para el análisis de la demanda horaria durante el mes de febrero 2023 (Los datos Iniciales del alimentador de estudio se muestran en los Anexos).

Los datos se ordenaron y agruparon por día de la semana (de lunes a domingo) y se construyeron perfiles típicos de 24 horas a través de series de tiempo. Esto permitió generar curvas promedio que son representativas del comportamiento típico de la carga para cada día.

Además, se creó un perfil denominado “Día Típico”, que promedia todos los días de la semana con el fin de crear una referencia agregada del comportamiento de

la carga. Los datos con los perfiles típicos de 24 horas se muestran en la Tabla 3.1.

Tabla 3.1 Datos reales de perfiles típicos de demanda en kW por hora generados para cada día de la semana

Hora	LUNES	MARTES	MIERCOLES	JUEVES	VIERNES	SABADO	DOMINGO	DIA TÍPICO
1	3.262,51	2.903,69	3.069,74	3.227,95	3.019,70	3.167,98	3.108,45	3.146,24
2	3.159,21	2.817,45	2.968,98	3.144,30	2.963,01	3.086,40	3.057,64	3.065,74
3	3.122,59	2.728,37	2.863,83	3.083,35	2.895,08	2.996,85	3.000,12	2.998,04
4	3.046,94	2.719,59	2.813,50	3.026,94	2.878,39	2.965,08	2.971,21	2.954,90
5	3.029,94	2.720,71	2.830,03	3.035,96	2.847,61	2.804,21	2.914,59	2.916,98
6	3.028,03	2.821,02	2.860,76	3.000,29	2.850,20	2.821,91	2.848,96	2.910,89
7	2.867,83	2.676,29	2.627,08	2.789,81	2.698,41	2.615,86	2.654,39	2.720,61
8	2.979,63	2.720,65	2.760,73	2.905,61	2.798,52	2.695,71	2.724,93	2.816,44
9	3.152,35	2.850,31	2.919,35	3.051,00	3.012,64	2.866,01	2.864,60	2.975,10
10	3.290,20	2.896,25	3.044,75	3.167,69	3.165,32	3.060,53	3.004,10	3.109,92
11	3.302,86	783,47	3.127,27	3.346,82	3.256,68	3.098,71	3.097,55	3.017,18
12	3.332,07	2.908,69	3.191,15	3.303,31	3.347,12	3.175,58	3.148,49	3.222,43
13	3.285,78	2.903,22	3.128,97	3.271,25	3.355,26	3.185,37	3.188,75	3.210,08
14	3.244,86	2.938,98	3.135,42	3.245,82	3.364,57	3.178,72	3.091,04	3.183,81
15	3.311,30	2.916,48	3.108,32	3.260,57	3.306,81	3.158,82	3.172,51	3.199,88
16	3.216,60	2.914,52	3.059,99	3.236,36	3.270,30	3.140,60	3.163,92	3.166,34
17	3.117,57	2.913,85	2.958,79	3.163,74	3.167,28	3.090,92	3.077,77	3.091,97
18	3.082,14	2.865,67	2.951,98	3.126,62	3.158,33	3.056,19	3.063,93	3.063,36
19	3.487,71	3.284,19	3.326,60	3.540,71	3.442,20	3.482,21	3.402,78	3.451,71
20	3.662,45	3.396,99	3.534,56	3.619,27	3.533,75	3.527,69	3.489,26	3.556,82
21	3.640,60	3.373,16	3.466,68	3.610,54	3.479,18	3.451,39	3.505,36	3.528,78
22	3.581,81	3.325,90	3.494,67	3.541,15	3.431,50	3.419,44	3.449,63	3.481,44
23	3.481,98	3.234,06	3.257,62	3.395,50	3.377,00	3.372,92	2.398,54	3.213,50
24	3.360,60	3.108,96	3.184,54	3.298,51	3.228,60	3.237,13	2.874,06	3.196,77

La Ilustración 3.7 muestra la evolución horaria del perfil de demanda promedio por día de la semana en un alimentador de distribución eléctrica, elaborado a partir de datos medidos. El gráfico permite identificar patrones de comportamiento energéticos, así como también posibles anomalías que se deben dar atención en el análisis.

Generalmente los perfiles son estables. Se evidencia un mínimo entre 06:00 y 07:00, a partir del cual la demanda incrementa lentamente hasta alcanzar su nivel máximo entre 19:00 y 20:00. Este fenómeno se justifica por los patrones de carga residencial, predominante en el área de estudio.

Sin embargo, el martes, presenta un descenso súbito entre 09:00 y 10:00, donde se registra un mínimo de potencia que se aparta marcadamente de los niveles medidos durante el mismo intervalo en los restantes días. Esta reducción se atribuye a condiciones operativas reales, probablemente relacionadas con hábitos de consumo de los usuarios y al consumo industrial o comercial del sector.

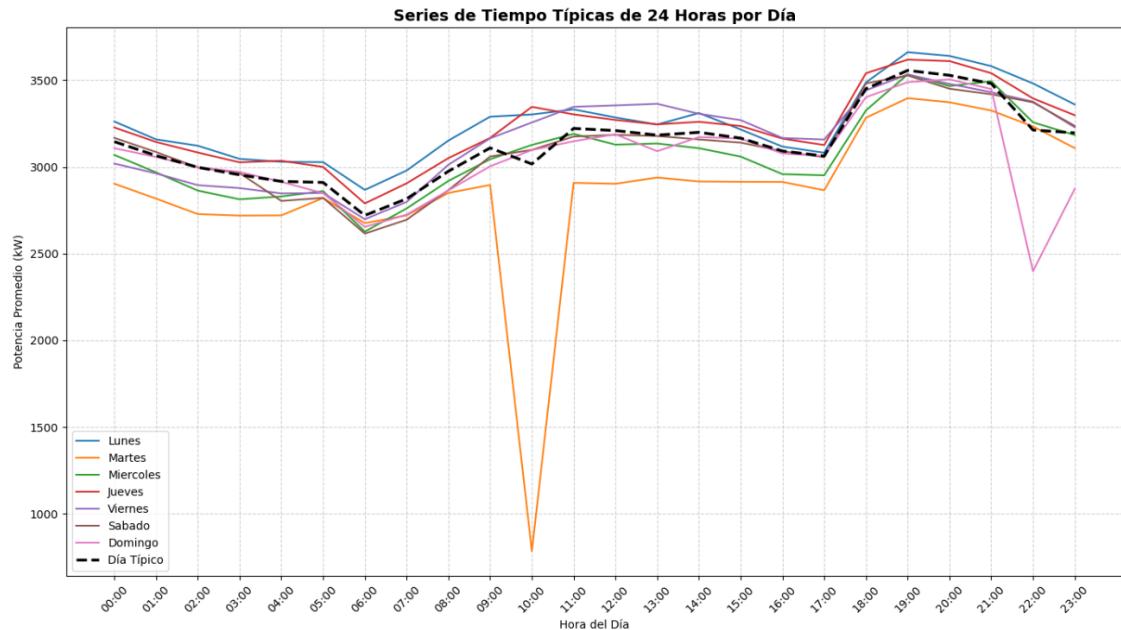


Ilustración 3.7 Series de Tiempo de Demanda Típica por cada día de la Semana

3.4 Escenarios de simulación para el análisis de pérdidas no técnicas

Para evaluar la efectividad del algoritmo propuesto para detectar pérdidas no técnicas en redes de distribución, se diseñaron cinco escenarios de simulación. Estos escenarios permiten analizar el comportamiento energético del sistema para diferentes niveles de pérdidas y ajustes de sensibilidad estadística.

A continuación, se presenta la tabla resumen con los escenarios simulados:

Tabla 3.2 Escenarios simulados para diferentes análisis de pérdidas

CASO	Pérdida Técnica Estimada (kWh)	Consumo No Facturado (kWh)	Días Alterados (con pérdidas no técnicas)	k (Sensibilidad)
0	1094.88	0	Ninguno	4
1	1094.88	5,603.59	miércoles, viernes	3
2	1094.88	9,485.04	martes, miércoles, sábado	2
3	1094.88	10182,04	martes, miércoles, viernes, sábado, domingo	1
4	1094.88	19,5	miércoles	0

Para cada caso, la pérdida técnica estimada de 1,094.88 kWh se mantuvo constante, mientras que se ajustaron los consumos no facturados (pérdidas no técnicas), los días en los que ocurren estas pérdidas y el valor del parámetro de sensibilidad k utilizado para activar alertas.

3.4.1 Pérdidas no técnicas a simular en cada escenario.

Esta configuración nos permite estudiar el comportamiento del algoritmo bajo niveles crecientes de complejidad, comenzando desde un caso base sin pérdidas no técnicas hasta escenarios con hurto de energía alterado.

Los datos de los Consumos No registrados a incorporarse se detallan en la siguiente Tabla 3.3.

Tabla 3.3 Datos de Consumos No Registrados incorporados

Hora	Consumo No Registrado – Caso 0	Consumo No Registrado – Caso 1	Perfil de Carga – Industria	Consumo No Registrado – Caso 2	Perfil de Carga – Camaronera	Perfil de Carga – Usuario Residencial	Consumo No Registrado – Caso 3
1	0,00	235,53	155,83	391,36	34,35	0,00	425,72
2	0,00	231,35	156,44	387,79	29,76	0,00	417,55
3	0,00	226,38	155,94	382,31	35,95	0,00	418,26
4	0,00	220,44	154,01	374,45	34,38	0,00	408,84
5	0,00	220,92	155,78	376,69	31,59	0,00	408,28
6	0,00	220,05	154,49	374,54	29,07	0,00	403,61
7	0,00	208,68	152,95	361,63	30,36	0,00	392,00
8	0,00	214,10	154,10	368,20	6,06	0,50	374,76
9	0,00	224,05	160,93	384,97	0,00	1,00	385,97
10	0,00	236,28	170,73	407,01	0,00	1,00	408,01
11	0,00	236,09	179,47	415,56	0,00	1,00	416,56
12	0,00	241,14	176,44	417,57	16,86	1,00	435,44
13	0,00	237,03	177,34	414,36	34,10	1,50	449,96
14	0,00	234,11	172,24	406,35	33,49	1,00	440,84
15	0,00	236,05	174,13	410,18	34,11	1,00	445,29
16	0,00	231,12	168,22	399,33	34,20	1,00	434,53
17	0,00	222,72	165,47	388,19	36,61	1,00	425,80
18	0,00	219,79	156,78	376,56	36,55	1,00	414,11
19	0,00	247,75	153,49	401,24	36,56	2,00	439,80
20	0,00	259,01	155,02	414,02	36,35	1,50	451,87
21	0,00	259,03	156,30	415,34	36,39	1,50	453,22
22	0,00	256,69	154,63	411,32	36,78	1,50	449,60
23	0,00	247,11	160,50	407,61	37,24	1,00	445,85
24	0,00	238,19	160,25	398,44	36,73	1,00	436,17

TOTAL	0,00	5603,59	3881,45	9485,04	677,50	19,50	10182,04
KWH/MES	0,00	22414,37	15525,78	37940,15	2709,99	78,00	40728,14

- ✓ **Escenario Base (Caso 0):** No se registra consumo no facturado. Este caso representa el escenario sin pérdidas no contabilizadas, que es la condición ideal.
- ✓ **Escenario Moderado (Caso 1):** Esto refleja una pérdida no contabilizada moderada de un perfil industrial más genérico.
- ✓ **Perfil de Carga - Industria (Fábrica):** Esta es la curva horaria estimada de un consumidor industrial con pérdidas no facturadas.
- ✓ **Escenario Alto (Caso 2):** Esto refleja la simulación de altas pérdidas basadas en perfiles industriales.
- ✓ **Perfil de Carga - Camaronera:** Simulación de pérdidas características de la actividad de producción agrícola intensiva.
- ✓ **Perfil de Carga - Usuario Residencial:** Pérdidas de consumo no facturado horarias estimadas debido a manipulaciones a nivel de usuario residencial.
- ✓ **Escenario Realista Acumulado (Caso 3):** Este es el caso completo que integra todos los perfiles anteriores como una suma ponderada, reflejando así las condiciones reales del alimentador bajo análisis.
- ✓ **Escenario (Caso 4):** Representa un escenario de pérdida no técnica centrado exclusivamente en el perfil de carga de un usuario residencial promedio.

3.4.2 Simulación de Perfiles de Carga con Pérdidas No Técnicas

La simulación permite el estudio del comportamiento diario de la demanda teniendo en cuenta las pérdidas no técnicas según se define en cada caso. El perfil horario de consumo se modifica para los días escogidos como días con alteraciones añadiendo un consumo energético con comportamiento no legal o no registrado. Esto crea un nuevo perfil de carga total que combina tanto el consumo medido como el consumo adicional no técnico el cual deberá ser detectado por el sistema de detección.

Cada una de las simulaciones se realiza con valores estimados esperados para potencia de pérdida técnica, lo que permite atribuir cambios inesperados observados posiblemente a un consumo no legalizado y catalogarlo como

pérdidas no técnicas. Esto garantiza la validez del análisis comparativo en los diferentes escenarios.

3.4.2.1. Caso 0 - Escenario base sin pérdidas no técnicas.

El Caso 0 es un escenario de referencia donde no ocurren pérdidas no técnicas en los perfiles de carga. El único enfoque está en las pérdidas técnicas estimadas. Este caso ayuda a confirmar que el algoritmo no arroja falsos positivos en ausencia de consumo no registrado. Las pérdidas técnicas se mantienen constantes en un valor energético de 1.094,88 kWh. El parámetro de sensibilidad estadística se estableció en $k = 4$. Esto debido a que maximizan tanto la detección efectiva de irregularidades como la reducción de alarmas injustificadas o falsos positivos. Valores inferiores ($k=2$ o $k=3$) aumentarían la sensibilidad del algoritmo, pero aumentaría la sensación de detección de variaciones de consumos normales en el perfil de carga. Por otro lado, considerar valores como $k=5$ o $k=6$ silenciarían eventos de baja magnitud de pérdidas no técnicas.

3.4.2.1.1. Simulación del Perfil de Carga Alterado

La simulación permite el análisis de los efectos de las pérdidas no técnicas en la curva de demanda típicas y se cuantifica la cantidad de energía catalogada como consumo normal y consumo no técnico.

A continuación, se muestra la comparación del perfil diario típico y el perfil alterado por el consumo no registrado para cada día. Se observa que no hay consumo energético catalogado como consumo no técnico. También se presentan las curvas de energía acumulada diaria con y sin consumo no registrado para cada día de la semana.

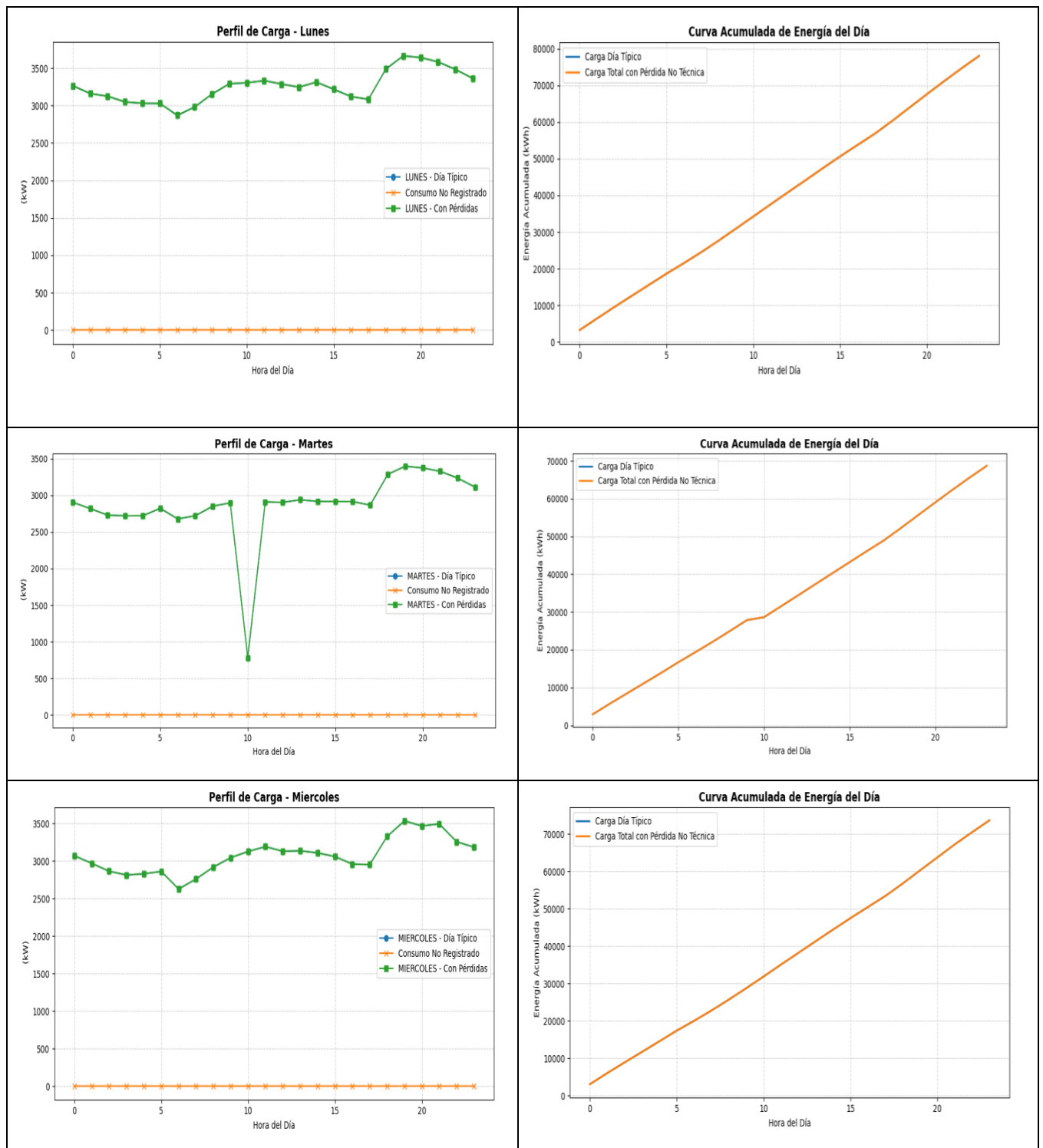


Ilustración 3.8 Comparación del Perfil Diario Típico, Alterado y Energía Acumulada por el Consumo No Registrado para Lunes, Martes y Miércoles - Caso 0

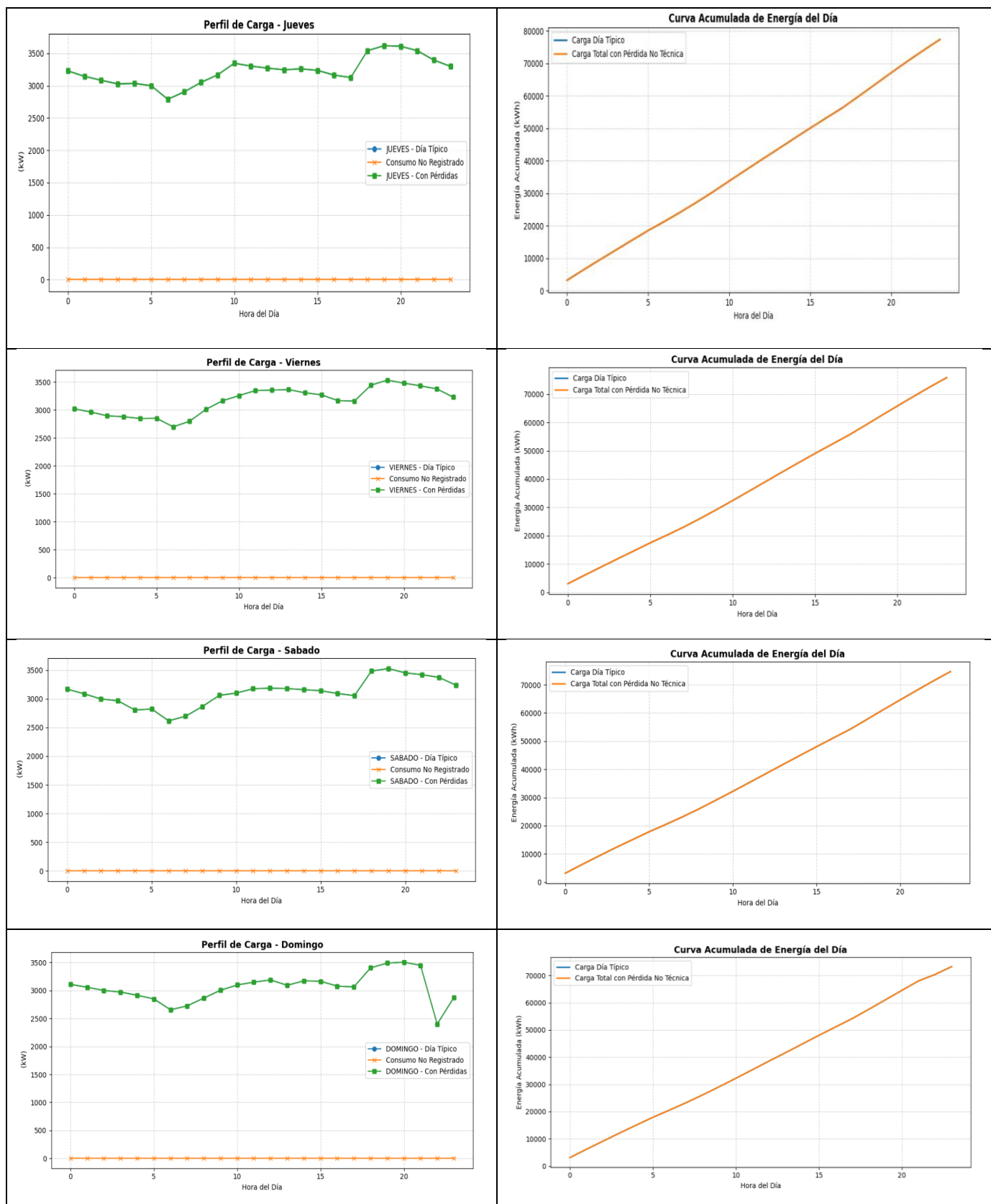


Ilustración 3.9 Comparación del Perfil Diario Típico, Alterado y Energía Acumulada por el Consumo No Registrado para Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 0

3.4.2.1.2. Distribución porcentual de energía por día

En la distribución porcentual se estructuran los datos de energía contabilizada, pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas en forma porcentual para cada día. Esto permite distinguir con nitidez el porcentaje de energía por categoría respecto al total diario, lo que resulta esencial para medir la magnitud de las pérdidas no técnicas en relación con las pérdidas inherentes al sistema.

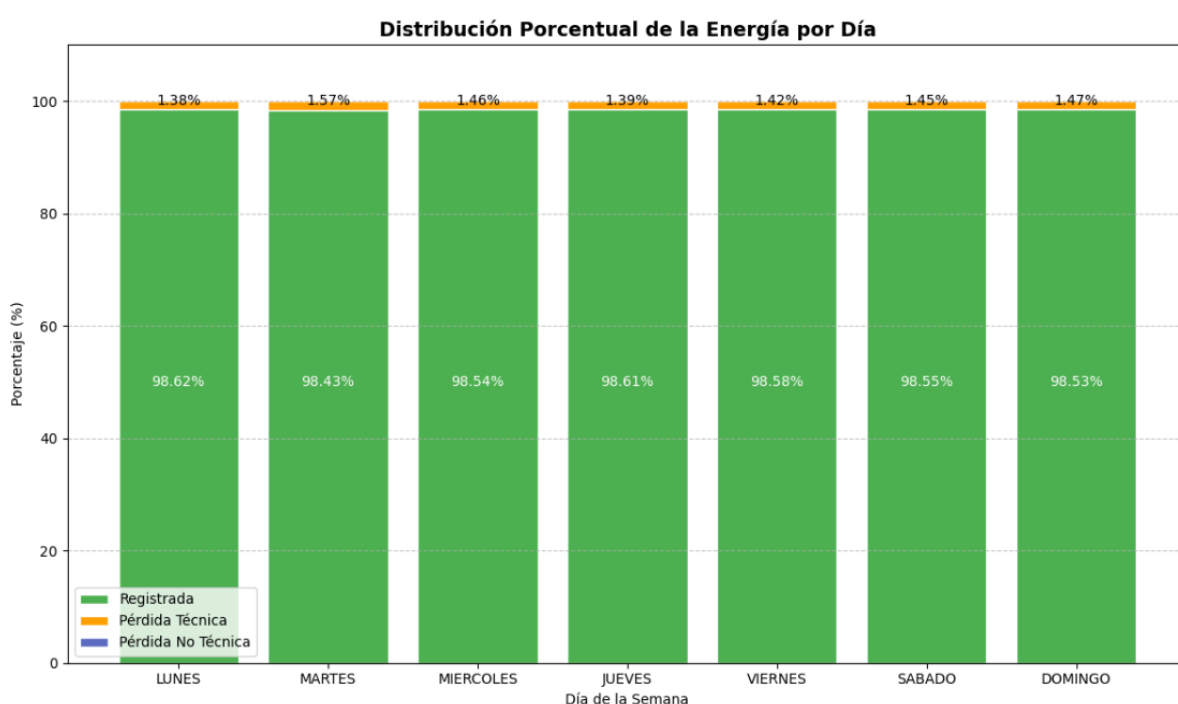


Ilustración 3.10 Distribución porcentual diaria de energía

En la Ilustración 3.10 del gráfico de barras se muestra lo siguiente:

- La energía registrada se mantiene por encima del **98.4%** del total cada día, con variaciones mínimas.
- Las pérdidas técnicas se mantienen entre el 1.38% y el 1.57%.
- Las pérdidas no técnicas son cero todos los días, lo que proporciona una línea base confiable para contrastar con los escenarios con aumentos inusuales de demanda.

3.4.2.1.3. Detección de Aumentos Inusuales de Demanda

Como ya se mencionó en la metodología se estableció un umbral de detección definido como:

$$Umbral = u_{tipica} + k \sigma_{tipico}; \text{ siendo } k = 4.$$

- Donde k representa un factor de sensibilidad. En este análisis se ha decidido utilizar un umbral de $k = 4$. Debido a que permite optimizar simultáneamente tanto la identificación precisa de irregularidades como la no detección de alarmas injustificadas o falsos positivos. Se sugiere seleccionar un valor de k comprendido entre 0 y 5, elección que debe ajustarse al nivel de confianza requerido y a la variabilidad intrínseca del sistema analizado. Valores superiores a 5 pueden omitir aumentos inusuales, principalmente si su magnitud es leve
- Tal configuración minimiza la probabilidad de falsos positivos lo que previene la emisión de alertas durante períodos que se caracterizan por variaciones naturales o previamente anticipadas.
- La elección del umbral provoca que la detección se limite únicamente a aumentos inusuales de demanda que pueden estar vinculados a consumos que no han quedado debidamente contabilizados.

Se aplica el procedimiento estadístico sobre el conjunto de datos simulados y se enumeran los días en que se identifican aumentos inusuales de consumo mediante detección positiva.

La Ilustración 3.11 muestra el Análisis estadístico diario y los días en que se presentaron aumentos inusuales de demanda

Día	Media Típico	Desv. Típico	Media Total	Umbral ($\mu + k\sigma$)	¿Aumento Inusual?
LUNES	3251.98	205.20	3251.98	4072.77	No
MARTES	2863.43	482.97	2863.43	4795.30	No
MIÉRCOLES	3070.22	228.79	3070.22	3985.39	No
JUEVES	3224.71	209.52	3224.71	4062.79	No
VIERNES	3160.31	239.08	3160.31	4116.64	No
SABADO	3110.68	234.88	3110.68	4050.18	No
DOMINGO	3053.02	255.85	3053.02	4076.42	No

Ilustración 3.11 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda

La media diaria total se encuentra siempre por debajo del umbral estadístico de ($\mu + k\sigma$), incluso utilizando la mayor sensibilidad $k = 4$.

La última columna muestra que “*No existen aumentos inusuales*” para todos los días, lo cual concuerda con la ausencia de consumos no registrados.

La Ilustración 3.12 muestra la comparación entre la energía total diaria (barras azul celeste) y el umbral de alerta (línea roja).

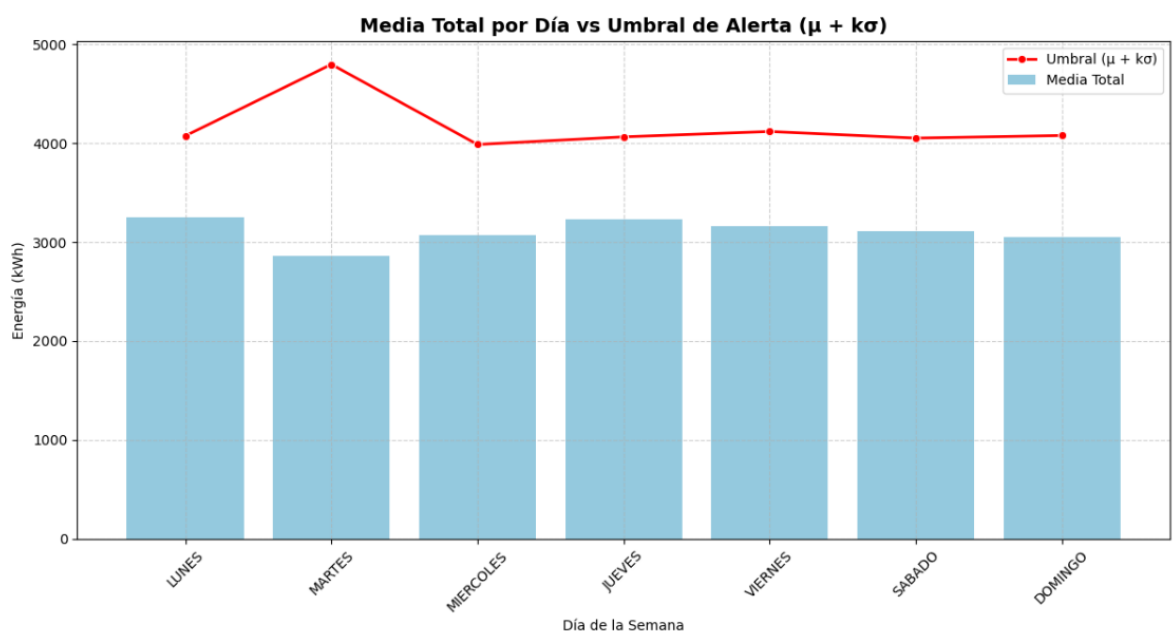


Ilustración 3.12 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta

- La línea roja (umbral) está siempre por encima de las barras (media total).
- El valor de la desviación estándar más alta (mayor $k\sigma$) se presenta el martes, pero aun así no alcanza el umbral de alerta.
- Este es un comportamiento típico en un escenario libre de aumentos inusuales de demanda, y el sistema de detección no genera ningún falso positivo.

La Ilustración 3.13 muestra un gráfico de pastel que distribuye los días con y sin aumentos inusuales de demanda.

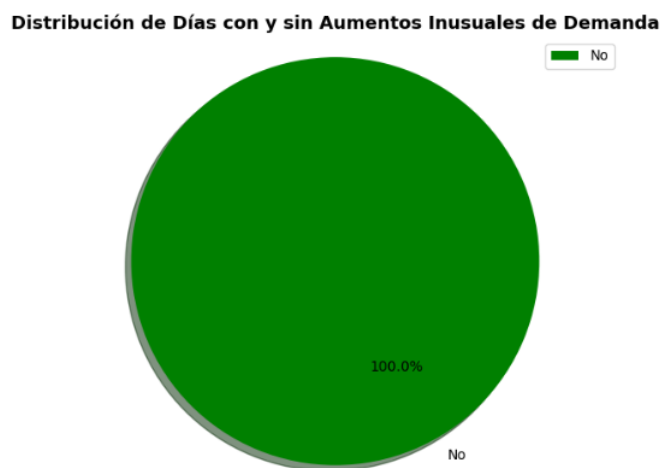


Ilustración 3.13 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

El gráfico de pastel indica que el 100% de los días *no presentan aumentos inusuales de demanda*, lo que muestra que el algoritmo funciona correctamente en condiciones normales sin falsos positivos con $k = 4$.

3.4.2.1.4. Resumen Consolidado de Energía por día

La Ilustración 3.14 resume la energía facturada (registrada) junto con las pérdidas técnicas y no técnicas, separadas por día.

	Día	Energía Registrada (kWh)	Pérdida Técnica (kWh)	Pérdida No Técnica (kWh)	Energía Total (kWh)	% Registrada	% Pérdida Técnica	% Pérdida No Técnica
0	LUNES	78047.555421	1094.880779	0	79142.436200	98.616569	1.383431	0.0
1	MARTES	68722.438963	1094.880779	0	69817.319742	98.431792	1.568208	0.0
2	MIÉRCOLES	73685.323242	1094.880779	0	74780.204021	98.535868	1.464132	0.0
3	JUEVES	77393.092937	1094.880779	0	78487.973716	98.605034	1.394966	0.0
4	VIERNES	75847.429688	1094.880779	0	76942.310467	98.577011	1.422989	0.0
5	SÁBADO	74656.217530	1094.880779	0	75751.098309	98.554634	1.445366	0.0
6	DOMINGO	73272.585878	1094.880779	0	74367.466657	98.527742	1.472258	0.0

Ilustración 3.14 Resumen energético diario

- Se observa dentro de esta tabla que, para cada día de la semana, la única pérdida presente es la técnica (1,094.88 kWh por día). La energía registrada varía de 68,722 kWh (martes) a 78,048 kWh (lunes), mientras que la energía total varía en el mismo rango, sumando la pérdida técnica que es constante.

Esto afirma que no se ha añadido consumo no registrado; por lo tanto, la energía no técnica es cero para todos los días.

La Ilustración 3.15 detalla el consumo energético diario por tipo.

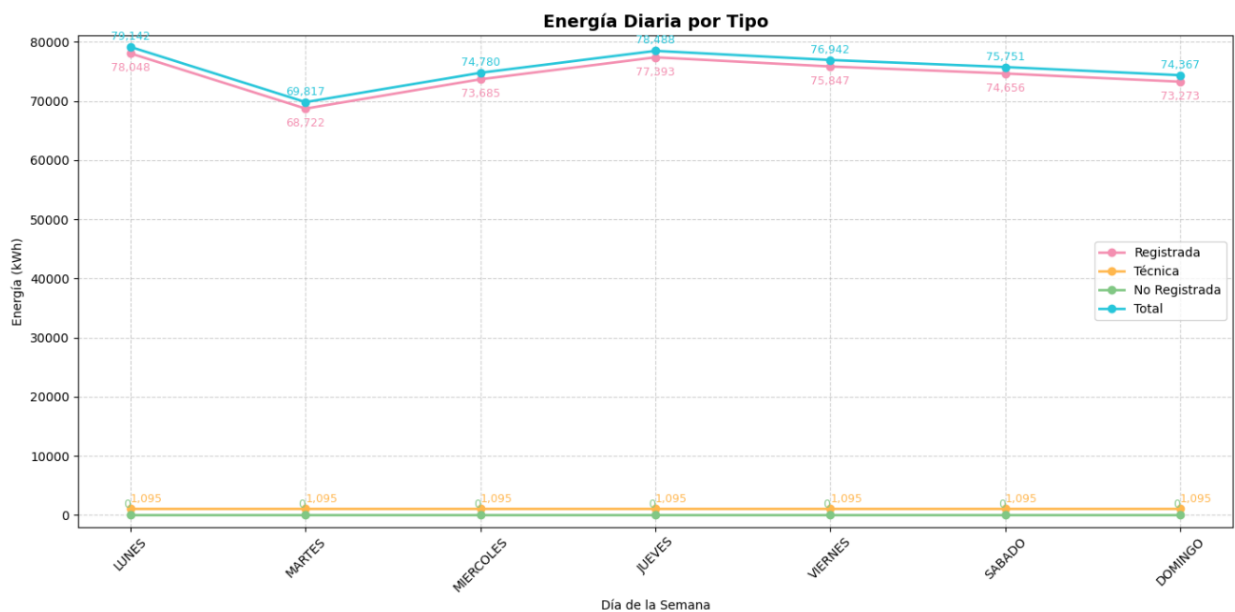


Ilustración 3.15 Comportamiento semanal de energía por tipo

Este gráfico de líneas refleja claramente la distribución diaria de energía por tipo:

- El celeste muestra la energía total.
- El rosa muestra la energía registrada (sin pérdidas).
- El naranja muestra la pérdida técnica (constante y baja).
- El verde, que representa la pérdida no técnica, se mantiene en cero durante toda la semana.

Las líneas celeste y rosa se observan de manera paralela, lo que confirma que no existen pérdidas no técnicas. La diferencia entre ellas representa las pérdidas técnicas, cuya magnitud constante es de 1.094,88 kWh.

3.4.2.2. Caso 1 - Consumo no registrado leve (Miércoles y Viernes)

Este escenario introduce un consumo no registrado de magnitud leve, distribuidos durante dos días, miércoles y viernes. Las pérdidas técnicas se mantienen constantes en 1.094,88 kWh. El umbral de sensibilidad estadística se estableció en $k = 3$. Se fijó un parámetro de sensibilidad $k=3$ que resulta inferior al que se empleaba en el escenario base, en virtud de permitir la identificación de pérdidas no técnicas de menor magnitud. Esta modificación responde al requerimiento de aumentar la sensibilidad del algoritmo frente a variaciones leves en la demanda, controlando al mismo tiempo la detección de falsos positivos.

3.4.2.2.1. Simulación del Perfil de Carga Alterado

A continuación, se muestra la comparación del perfil típico diario y el perfil alterado con consumo no registrado, para cada día. Además, se presentan también las curvas de Energía acumulada diaria con y sin consumo no registrado para cada día de la semana.

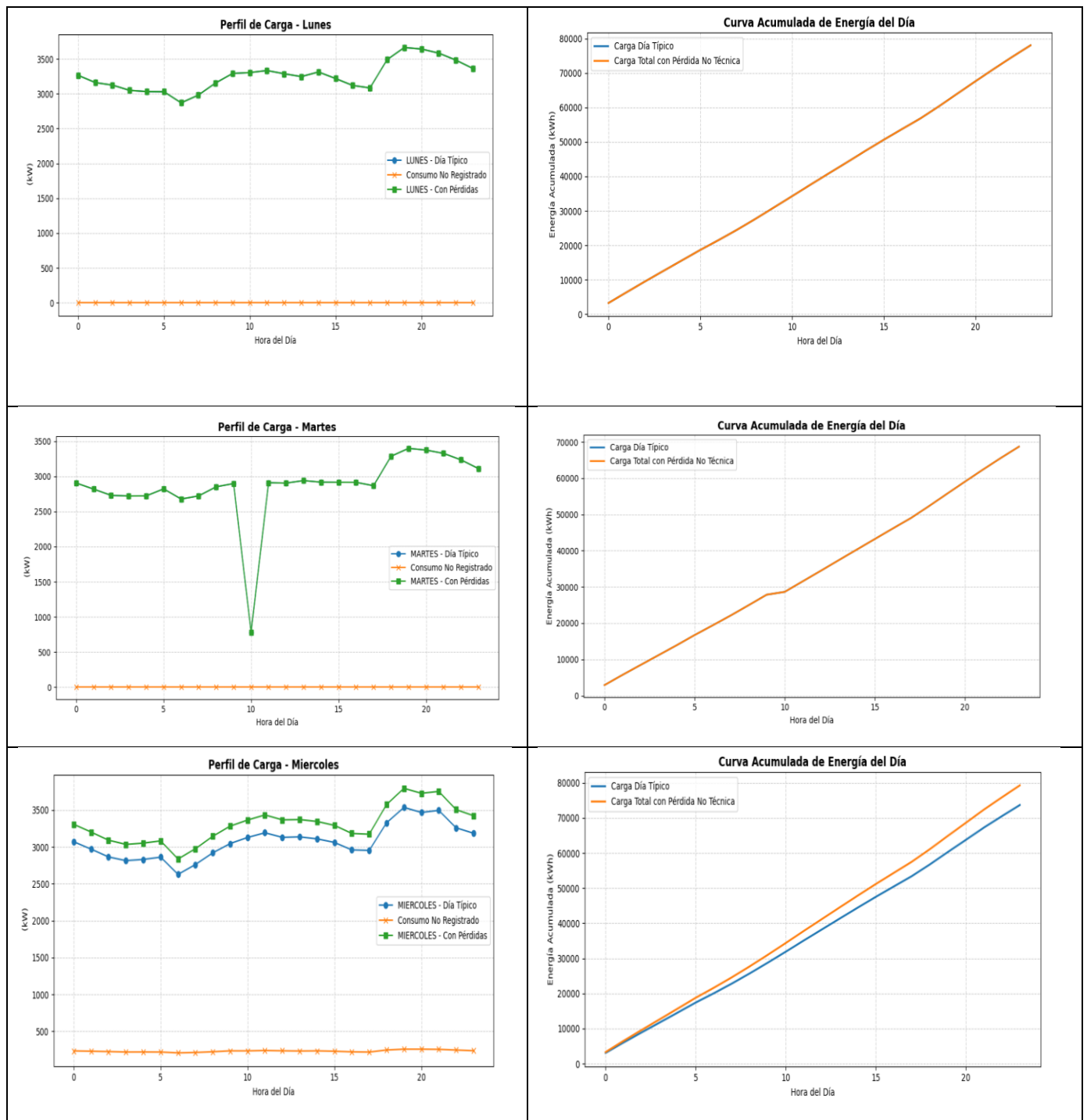


Ilustración 3.15 Comparación del Perfil de Carga Típico y Alterado y Energía Acumulada con y sin Consumo No Registrado – Lunes, Martes y Miércoles, Caso 1

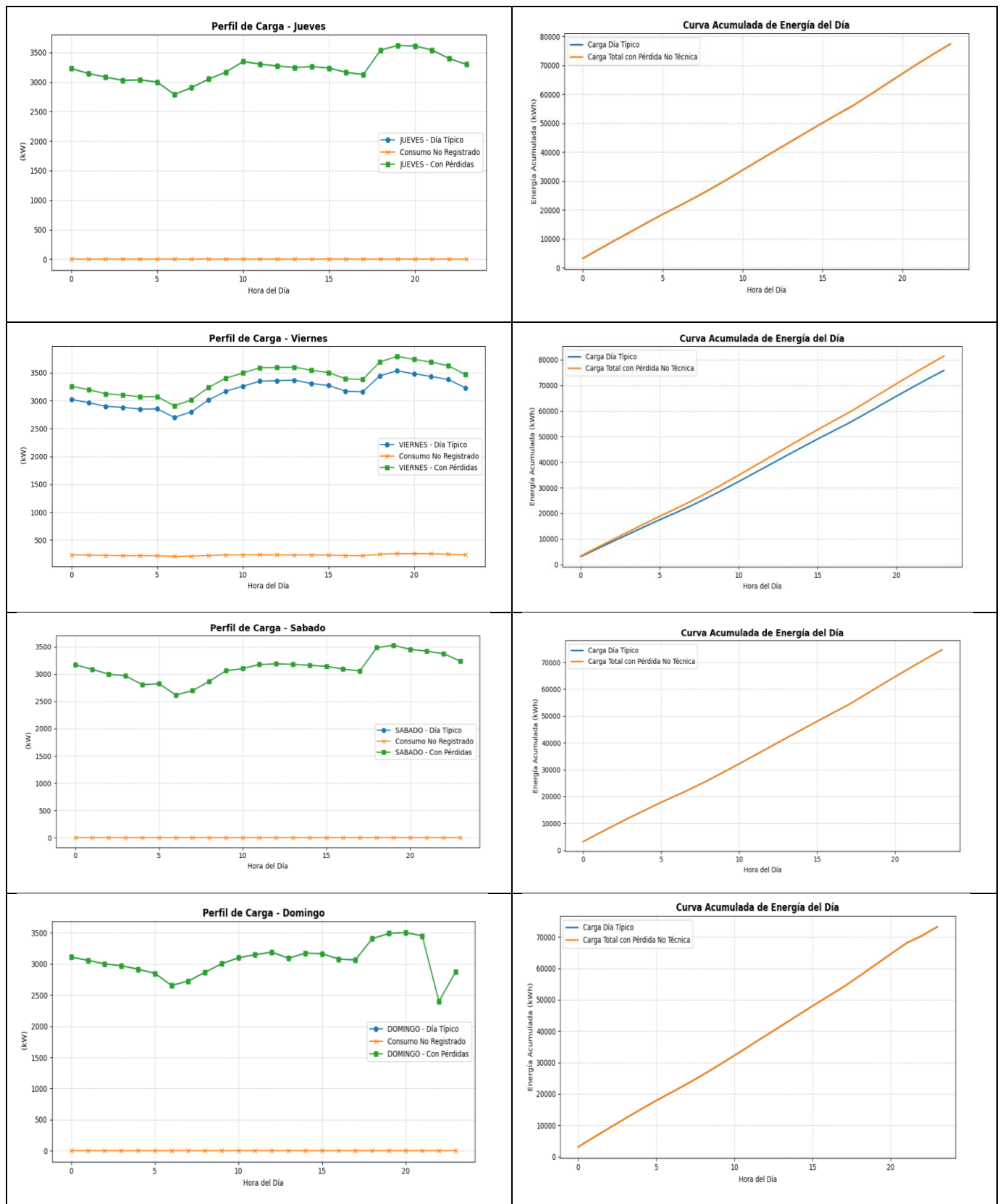


Ilustración 3.16 Comparación del Perfil de Carga Típico y Alterado y Energía Acumulada con y sin Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 1

3.4.2.2.2. Distribución porcentual de energía por día

Se estructuran los datos de energía contabilizada, pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas en forma porcentual para cada día. Esto permite distinguir con nitidez el porcentaje de energía por categoría respecto al total diario, lo que resulta esencial para medir la magnitud de las pérdidas no técnicas en relación con las pérdidas inherentes al sistema.

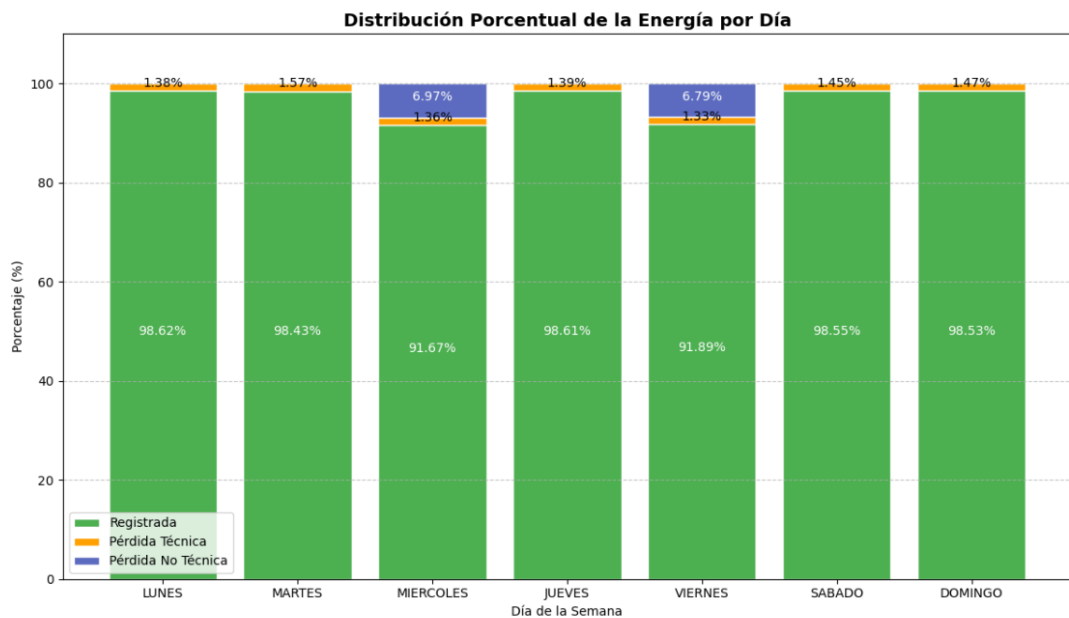


Ilustración 3.17 Distribución porcentual diaria de energía

La Ilustración 3.17 muestra la evolución diaria de la energía registrada o facturada, las pérdidas técnicas y las pérdidas no técnicas, de dicha gráfica se pueden realizar las siguientes observaciones:

- Se observa un aumento significativo en la franja azul (pérdida no técnica) para el miércoles y el viernes, alcanzando el 6.97% y el 6.79% respectivamente.
- Esto contrasta con los días no alterados (lunes, martes, jueves, sábado y domingo) donde el porcentaje de pérdida no técnica es 0%.

- En los días alterados, el porcentaje de energía medida o registrada disminuye, particularmente los viernes (91.89%) y los miércoles (91.67%), mostrando que una cantidad significativa no fue medida por el sistema.

3.4.2.2.3. Detección de Aumentos Inusuales de Demanda

Como ya se mencionó en la metodología se estableció un umbral de detección definido como:

$$Umbral = u_{tipica} + k \sigma_{tipico}; \text{ siendo } k = 3.$$

- Donde k representa un factor de sensibilidad. En este análisis se ha decidido utilizar un umbral de $k = 3$. Se estableció un nuevo parámetro de sensibilidad $k=3$, inferior al empleado en el escenario base, con el objetivo de facilitar la identificación de pérdidas no técnicas de menor magnitud. Este cambio obedece a la necesidad de incrementar la sensibilidad del algoritmo ante variaciones menores en la demanda, controlando la detección de falsos positivos.
- Tal configuración minimiza la probabilidad de falsos positivos lo que previene la emisión de alertas durante períodos que se caracterizan por variaciones naturales o previamente anticipadas.
- La elección del umbral provoca que la detección se limite únicamente a aumentos inusuales de demanda que pueden estar vinculados a consumos que no han quedado debidamente contabilizados.

Se aplica el procedimiento estadístico sobre el conjunto de datos simulados y se enumeran los días en que se identifican aumentos inusuales de consumo mediante detección positiva.

La Ilustración 3.18 muestra el Análisis estadístico diario y los días en que se presentaron aumentos inusuales de demanda

Día	Media Típico	Desv. Típico	Media Total	Umbral ($\mu + k\sigma$)	¿Aumento Inusual?
LUNES	3251.98	205.20	3251.98	3867.57	No
MARTES	2863.43	482.97	2863.43	4312.33	No
MIÉRCOLES	3070.22	228.79	3303.70	3756.59	No
JUEVES	3224.71	209.52	3224.71	3853.27	No
VIERNES	3160.31	239.08	3393.79	3877.55	No
SÁBADO	3110.68	234.88	3110.68	3815.31	No
DOMINGO	3053.02	255.85	3053.02	3820.57	No

Ilustración 3.18 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda

No hay días que superen el umbral definido de la $u_{típica} + k \sigma_{típico}$ (con $k = 3$), aunque el viernes (media total = 3393.79 kWh) se acerca a su umbral de 3877.55 kWh.

Esto indica que las pérdidas no medidas simuladas no superaron el sistema de detección activado que se configuró con sensibilidad $k = 3$.

La Ilustración 3.19 muestra la energía total diaria (barras azul celeste) y el umbral de alerta (línea roja).

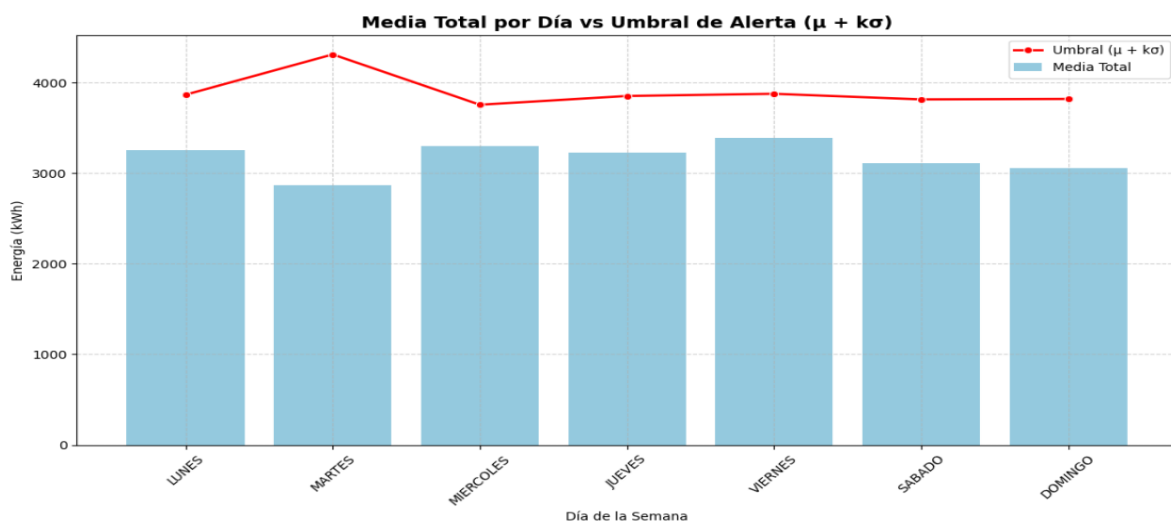


Ilustración 3.19 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta

- La línea roja que indica el umbral permanece por encima de cada barra celeste que indica la media total de cada día.
- Los viernes y miércoles son los que más se acercan a sus respectivos umbrales sin superarlos.

La Ilustración 3.45 muestra un gráfico de pastel que distribuye los días con y sin aumentos inusuales de demanda.

Distribución de Días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

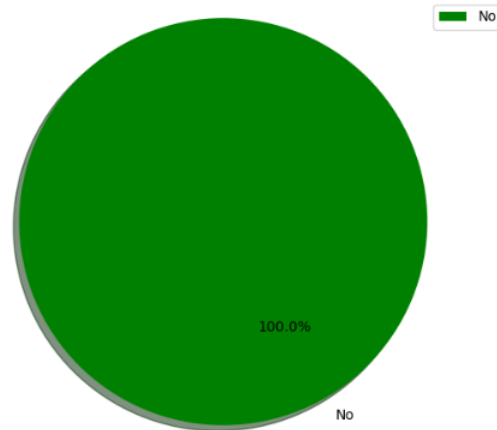


Ilustración 3.20 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

El gráfico de pastel muestra el 100% de los días *sin aumentos inusuales de demanda*, lo que era evidente ya que los miércoles y viernes no son detectados con aumentos inusuales con una constante de sensibilidad $k = 3$.

3.4.2.2.4. Resumen Consolidado de Energía por día

La Ilustración 3.21 resume la energía facturada (registrada) junto con las pérdidas técnicas y no técnicas, separadas por día.

	Día	Energía Registrada (kWh)	Pérdida Técnica (kWh)	Pérdida No Técnica (kWh)	Energía Total (kWh)	% Registrada	% Pérdida Técnica	% Pérdida No Técnica
0	LUNES	78047.555421	1094.880779	0.000000	79142.436200	98.616569	1.383431	0.000000
1	MARTES	68722.438963	1094.880779	0.000000	69817.319742	98.431792	1.568208	0.000000
2	MIÉRCOLES	73685.323242	1094.880779	5603.593721	80383.797742	91.666885	1.362066	6.971049
3	JUEVES	77393.092937	1094.880779	0.000000	78487.973716	98.605034	1.394966	0.000000
4	VIERNES	75847.429688	1094.880779	5603.593721	82545.904188	91.885152	1.326390	6.788458
5	SABADO	74656.217530	1094.880779	0.000000	75751.098309	98.554634	1.445366	0.000000
6	DOMINGO	73272.585878	1094.880779	0.000000	74367.466657	98.527742	1.472258	0.000000

Ilustración 3.21 Resumen energético diario

- Los miércoles y viernes, la pérdida no técnica mantiene un valor de 5603.59 kWh, mientras que las pérdidas técnicas se mantienen constantes con una magnitud de 1094.88 kWh para todos los días.
- En consecuencia, la energía total para esos días es mucho más alta en comparación con el resto (miércoles: 80383.80 kWh; viernes: 82545.90 kWh).
- El porcentaje de energía registrada baja a aproximadamente 91.7%(miércoles) y a 91.8%(viernes), lo que respalda la simulación.

La Ilustración 3.22 detalla el consumo energético diario por tipo.

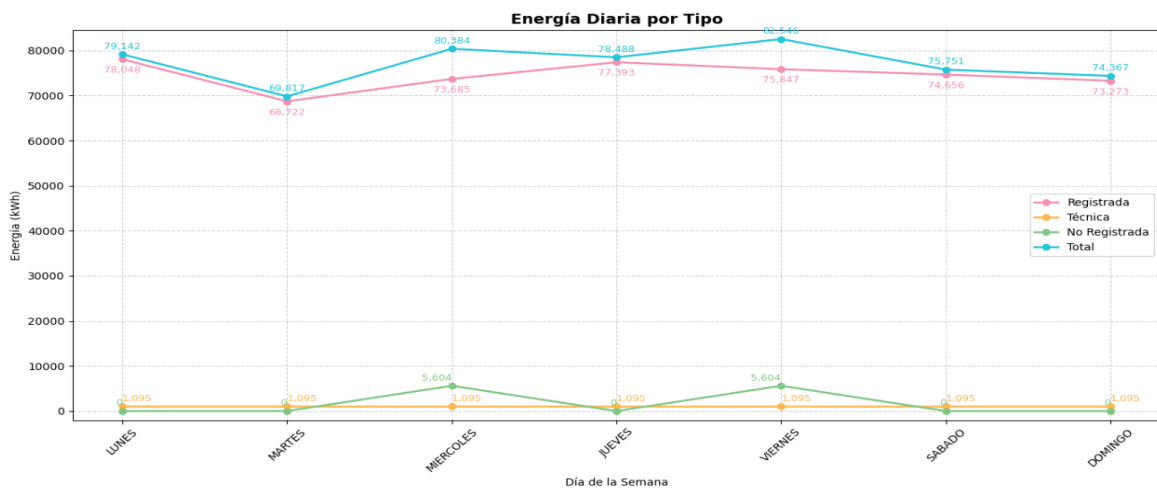


Ilustración 3.22 Comportamiento semanal de energía por tipo

Este gráfico proporciona una clara ilustración del comportamiento diario de cada tipo de energía:

- La separación de la curva de energía total (celeste) y la curva de energía registrada (rosa) los miércoles y viernes evidencia la influencia del consumo no registrado.
- La curva verde (energía no registrada) se muestra solo en estos dos días alcanzando el pico simulado de 5604 kWh.
- La curva de energía técnica (amarilla) se mantiene constante en 1094.88 kWh.

3.4.2.3. Caso 2 - Consumo no registrado moderado (Martes, Miércoles, Sábado)

Este escenario simula una situación de hurto moderado en el alimentador, simulando durante tres días de la semana. El perfil de consumo de energía no facturada es menor a 10 MWh, distribuidos en martes, miércoles y sábado. Las pérdidas técnicas se mantienen constantes en 1.094,88 kWh. El parámetro de sensibilidad estadística se estableció en $k = 2$, que permite un equilibrio entre los falsos positivos y la detección.

3.4.2.3.1. Simulación del Perfil de Carga Alterado

Se analizan los efectos de las pérdidas no técnicas en la curva de demanda típicas y se cuantifica la cantidad de energía.

A continuación, se muestra la comparación del perfil típico diario y el perfil alterado con consumo no registrado, para cada día. Además, se presentan también las curvas de Energía acumulada diaria con y sin consumo no registrado para cada día de la semana.

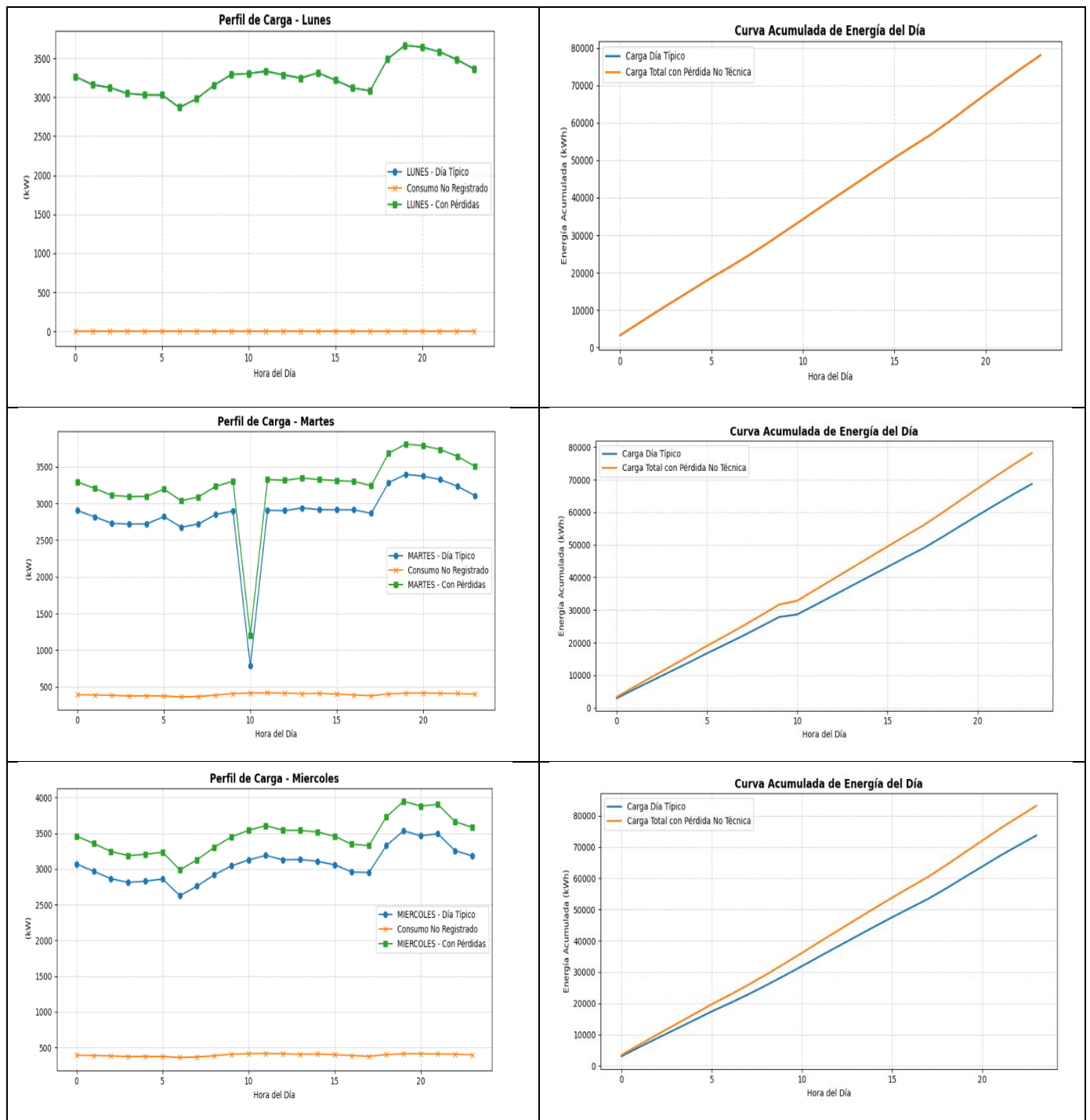


Ilustración 3.23 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado - Lunes, Martes y Miércoles, Caso 2

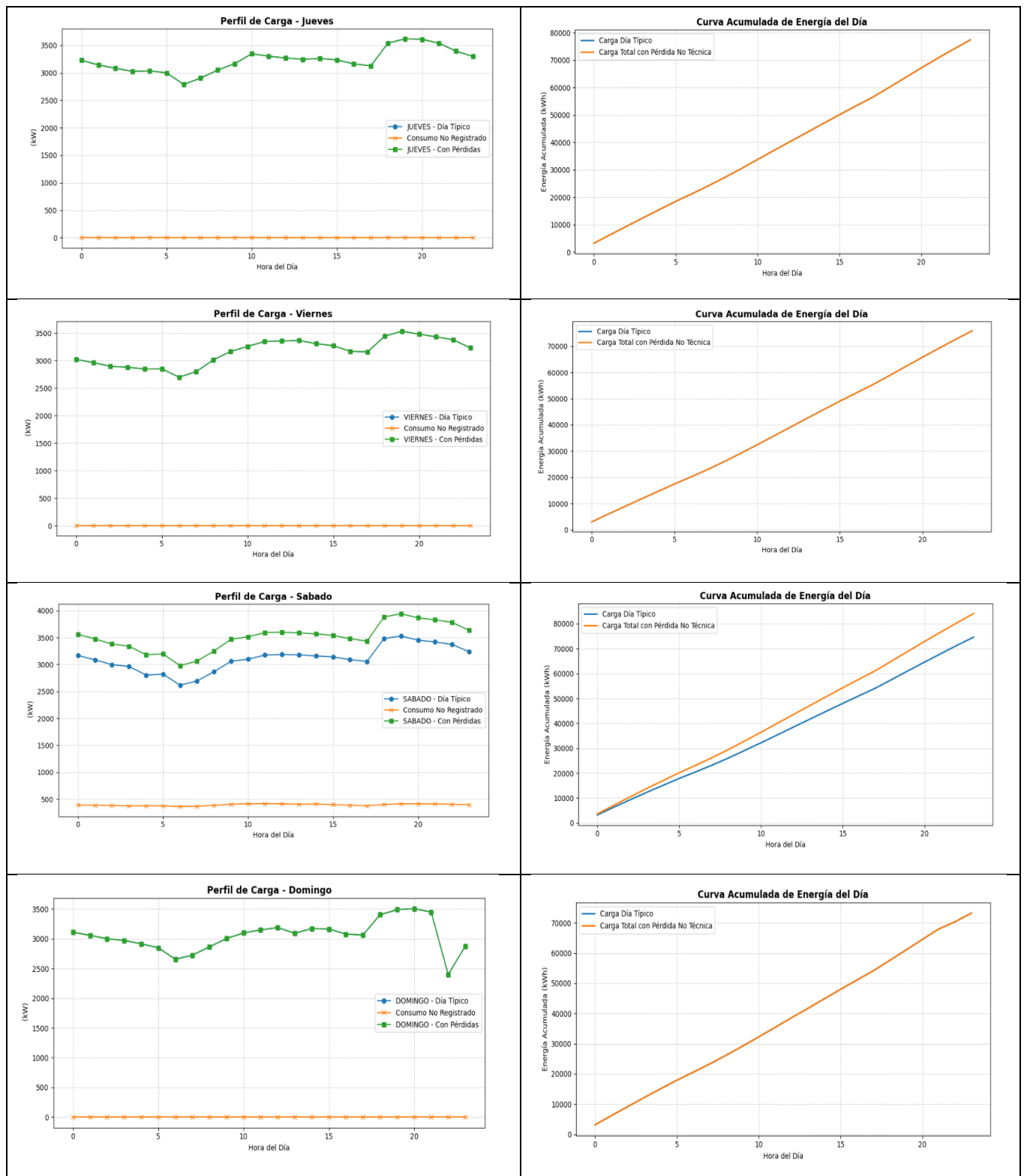


Ilustración 3.24 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 2

3.4.2.3.2. Distribución porcentual de energía por día

Se estructuran los datos de energía contabilizada, pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas en forma porcentual para cada día, lo que resulta esencial para medir la magnitud de las pérdidas no técnicas en relación con las pérdidas inherentes al sistema.

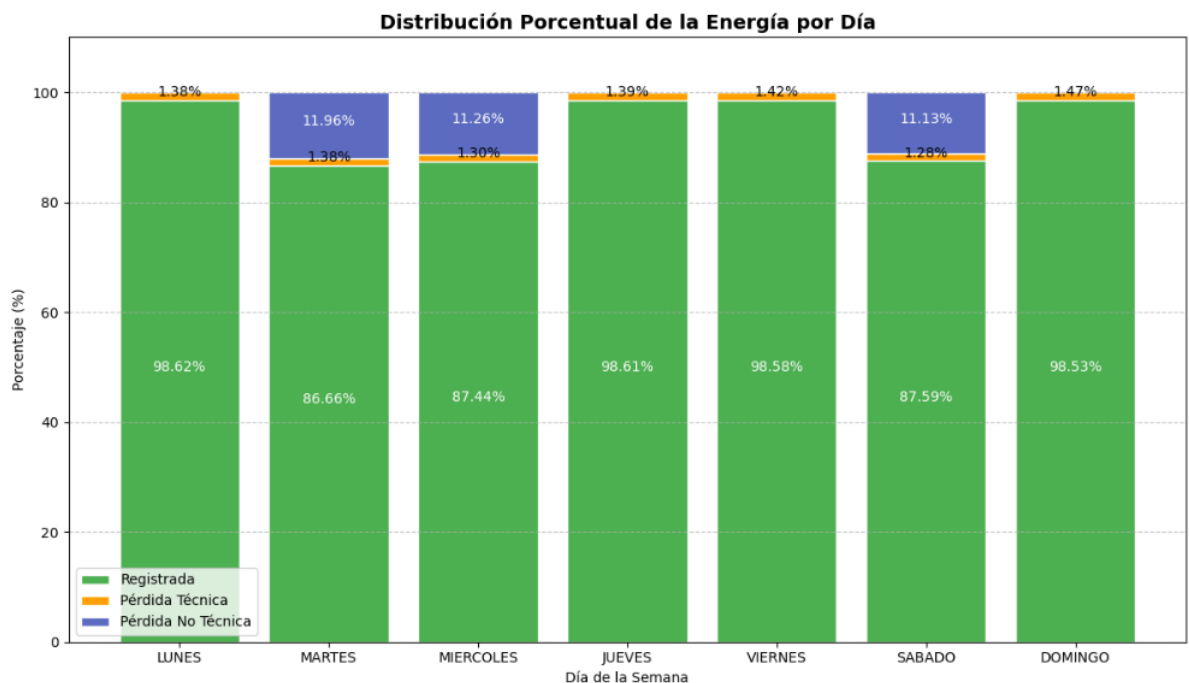


Ilustración 3.25 Distribución porcentual diaria de energía

La Ilustración 3.25 muestra la evolución diaria de la energía registrada o facturada, las pérdidas técnicas y las pérdidas no técnicas, de dicha gráfica se pueden realizar las siguientes observaciones:

- Los lunes, jueves, viernes y domingo la facturación alcanza niveles superiores al **98%**, lo que indica un desempeño normal y consistente del sistema.
- Por el contrario, los martes, miércoles y sábado muestran incrementos superiores al **11%** en pérdidas no técnicas, lo que indica la existencia de consumos no registrados o incrementos inusuales de demanda.

- Las pérdidas técnicas promedio, en cambio, se mantienen en torno al **1.3%**, confirmando así la efectividad del sistema de estimación empleado.

3.4.2.3.3. Detección de Aumentos Inusuales de Demanda

Como ya se mencionó en la metodología se estableció un umbral de detección definido como:

$$Umbral = u_{tipica} + k \sigma_{tipico}; \text{ siendo } k = 2.$$

- Donde k representa un factor de sensibilidad. En este análisis se ha decidido utilizar un umbral de $k = 2$.
- Tal configuración minimiza la probabilidad de falsos positivos lo que previene la emisión de alertas durante períodos que se caracterizan por variaciones naturales o previamente anticipadas.
- La elección del umbral provoca que la detección se limite únicamente a aumentos inusuales de demanda que pueden estar vinculados a consumos que no han quedado debidamente contabilizados.

Se aplica el procedimiento estadístico sobre el conjunto de datos simulados y se enumeran los días en que se identifican aumentos inusuales de consumo mediante detección positiva.

La Ilustración 3.26 muestra el Análisis estadístico diario y los días en que se presentaron aumentos inusuales de demanda

Día	Media Típico	Desv. Típico	Media Total	Umbral ($\mu + k\sigma$)	¿Aumento Inusual?
LUNES	3251.98	205.20	3251.98	3662.37	No
MARTES	2863.43	482.97	3258.64	3829.37	No
MIÉRCOLES	3070.22	228.79	3465.43	3527.80	No
JUEVES	3224.71	209.52	3224.71	3643.75	No
VIERNES	3160.31	239.08	3160.31	3638.47	No
SABADO	3110.68	234.88	3505.89	3580.43	No
DOMINGO	3053.02	255.85	3053.02	3564.72	No

Ilustración 3.26 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda

A pesar del aumento de consumo no registrado en los tres días, los valores no excedieron dicho umbral. Es decir, bajo este criterio, *no se señalan días con aumentos inusuales de demanda*.

La Ilustración 3.27 muestra la energía total diaria (barras azul celeste) y el umbral de alerta (línea roja).

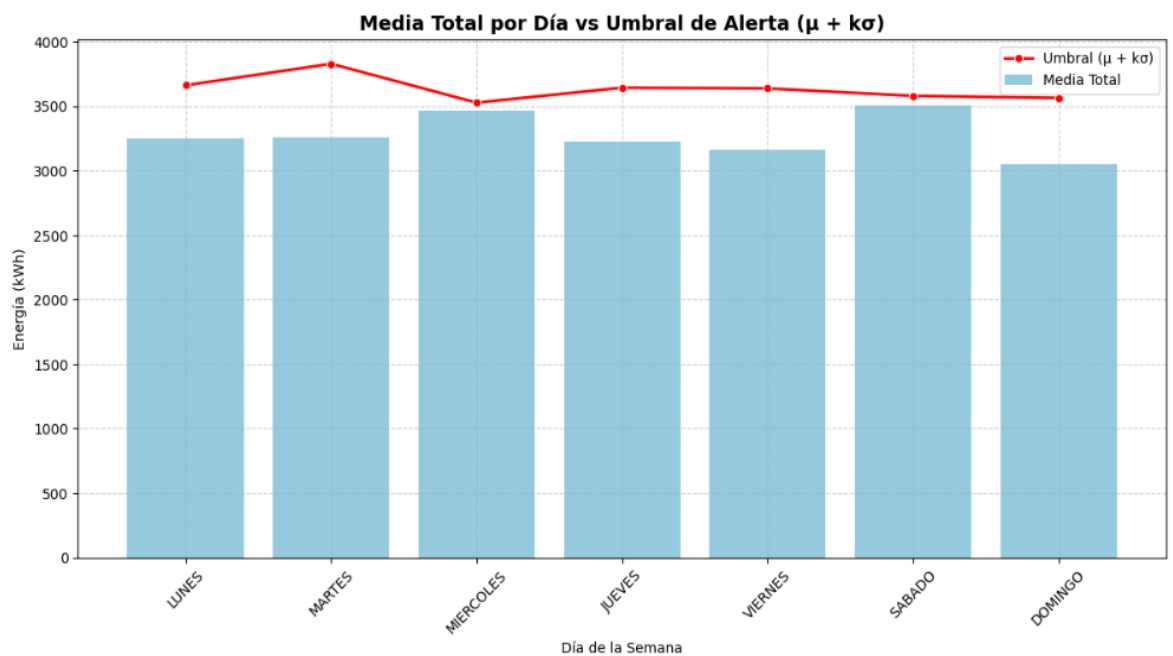


Ilustración 3.27 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta

Es evidente que los valores para el martes, miércoles y sábado están cerca del umbral, especialmente el miércoles y el sábado, sin embargo, no lo superan.

La Ilustración 3.28 muestra un gráfico de pastel que distribuye los días con y sin aumentos inusuales de demanda.

Distribución de Días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

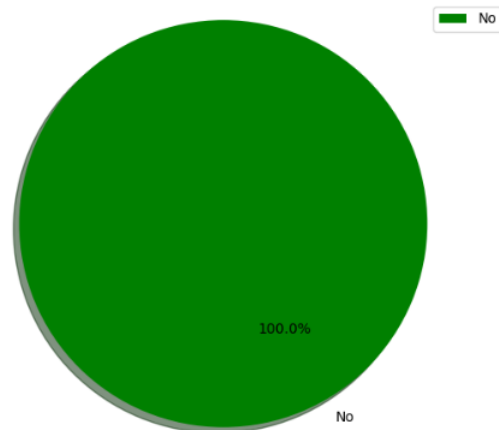


Ilustración 3.28 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

El gráfico de pastel indica que el 100% de los días *no presentan aumentos inusuales de demanda*, lo que confirma que es robusto para evitar detecciones falsas en el consumo moderado no registrado con $k = 2$.

3.4.2.3.4. Resumen Consolidado de Energía por día

La Ilustración 3.29 resume la energía facturada (registrada) junto con las pérdidas técnicas y no técnicas, separadas por día.

	Día	Energía Registrada (kWh)	Pérdida Técnica (kWh)	Pérdida No Técnica (kWh)	Energía Total (kWh)	% Registrada	% Pérdida Técnica	% Pérdida No Técnica
0	LUNES	78047.555421	1094.880779	0.000000	79142.436200	98.616569	1.383431	0.000000
1	MARTES	68722.438963	1094.880779	9485.038721	79302.358463	86.658758	1.380641	11.960601
2	MIÉRCOLES	73685.323242	1094.880779	9485.038721	84265.242742	87.444504	1.299327	11.256170
3	JUEVES	77393.092937	1094.880779	0.000000	78487.973716	98.605034	1.394966	0.000000
4	VIERNES	75847.429688	1094.880779	0.000000	76942.310467	98.577011	1.422989	0.000000
5	SABADO	74656.217530	1094.880779	9485.038721	85236.137030	87.587519	1.284527	11.127955
6	DOMINGO	73272.585878	1094.880779	0.000000	74367.466657	98.527742	1.472258	0.000000

Ilustración 3.29 Resumen energético diario

- Se observa que hay una prevalencia considerable de pérdidas no técnicas, acercándose al **12%** del total diario. Sin embargo, en el análisis estadístico ejecutado empleando un umbral de dos desviaciones estándar ($k=2$), no fue suficientemente bajo como para que estas pérdidas sean detectadas como aumentos inusuales.
- En consecuencia, el sistema no habilitó la alerta estadística, clasificando las pérdidas en el rango que el algoritmo, conforme a su configuración de sensibilidad, reconoce como normal. Tal circunstancia pone de relieve la necesidad de revisar los niveles de alerta vigentes para asegurar una detección más temprana de este tipo de anomalías.

La Ilustración 3.30 detalla el consumo energético diario por tipo.

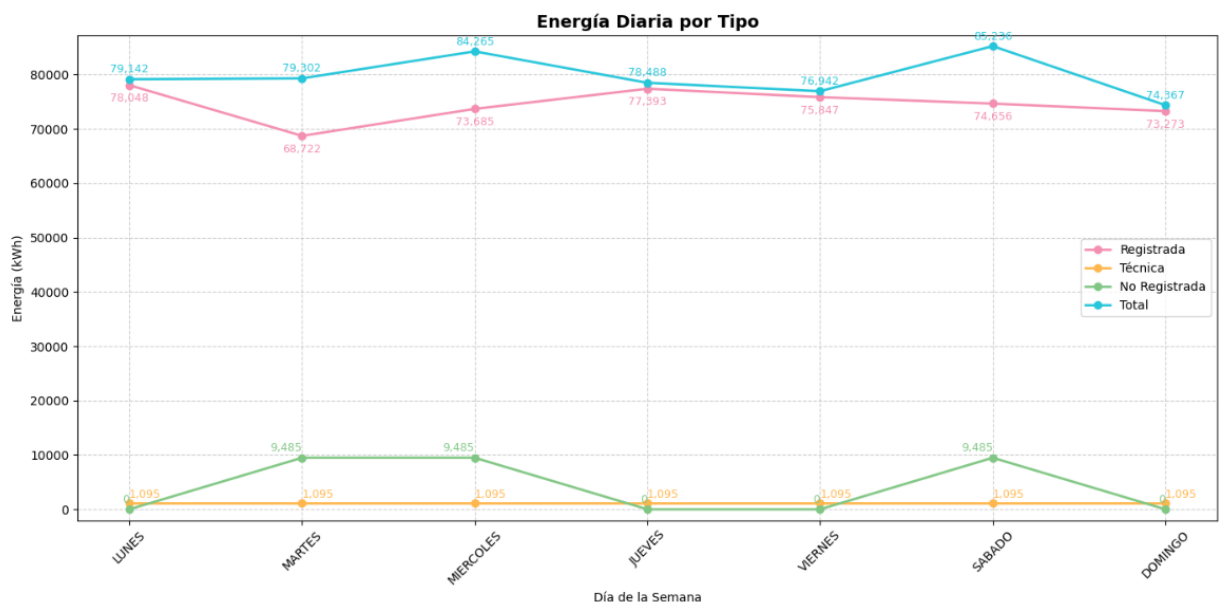


Ilustración 3.30 Comportamiento semanal de energía por tipo

Este gráfico proporciona una clara ilustración del comportamiento diario de cada tipo de energía:

- Las líneas de energía no registrada están claramente pronunciadas el martes, miércoles y sábado.
- Las pérdidas técnicas son constantes, como se había anticipado.
- La energía registrada disminuye en días de pérdida no técnica, demostrando el impacto del hurto.

3.4.2.4. Caso 3 - Consumo no registrado severo (5 días)

Este escenario simula una situación de hurto generalizado en el alimentador, simulando pérdidas no técnicas durante cinco días de la semana (*martes, miércoles, viernes, sábado y domingo*). El perfil alterado muestra un total de 10,182.04 kWh de consumo de energía no facturada fuera de una pérdida técnica que supera los 10 MWh. Este caso permite evaluar el comportamiento del algoritmo bajo condiciones extremas. El parámetro de sensibilidad estadística se estableció en $k = 1$.

3.4.2.4.1. Simulación del Perfil de Carga Alterado

Se analizan los efectos de las pérdidas no técnicas en la curva de demanda típicas y se cuantifica la cantidad de energía.

A continuación, se muestra la comparación del perfil típico diario y el perfil con alterado con consumo no registrado, para cada día. Además, se presentan también las curvas de Energía acumulada diaria con y sin consumo no registrado para cada día de la semana.

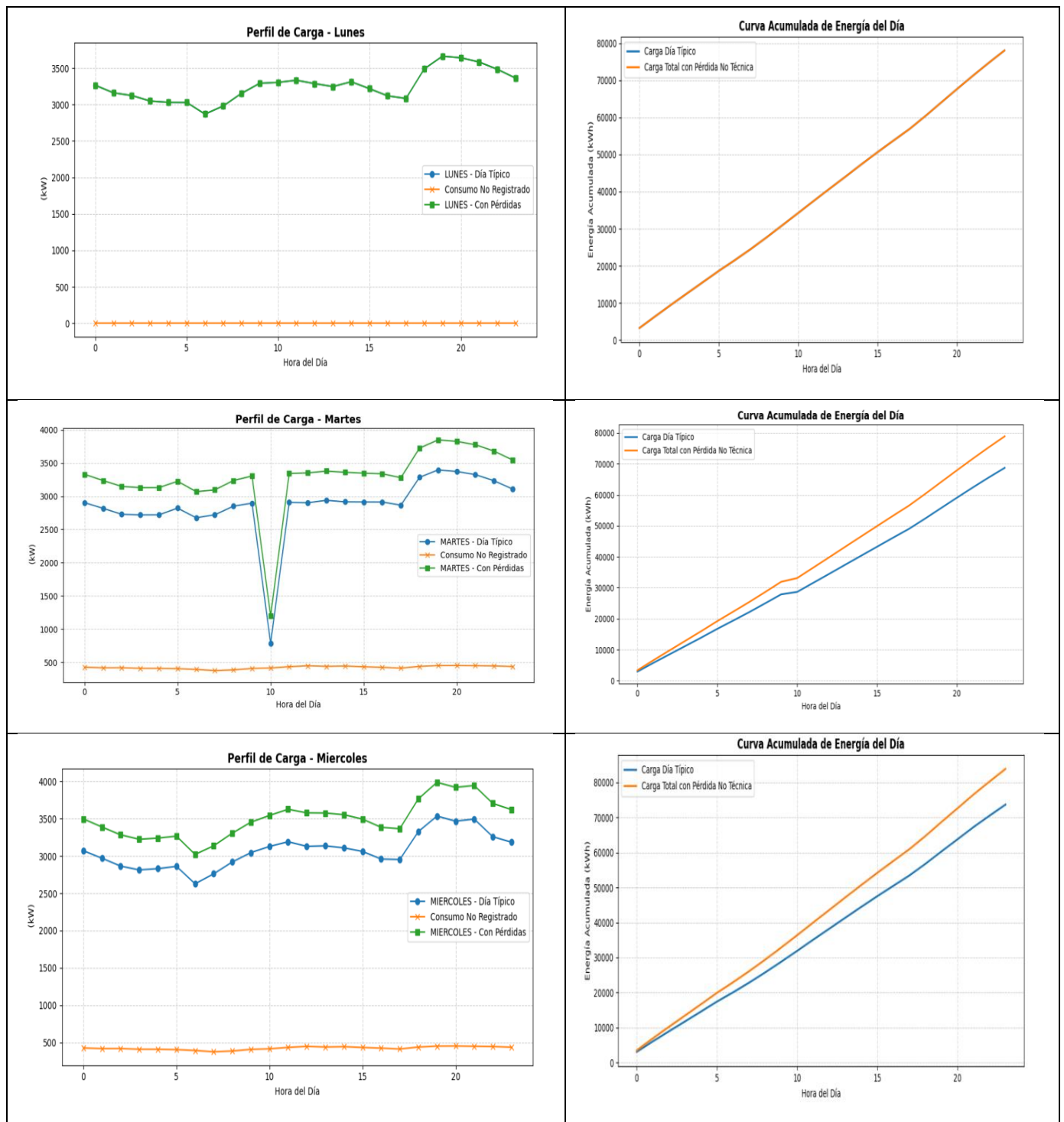


Ilustración 3.31 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado - Lunes, Martes y Miércoles, Caso 3

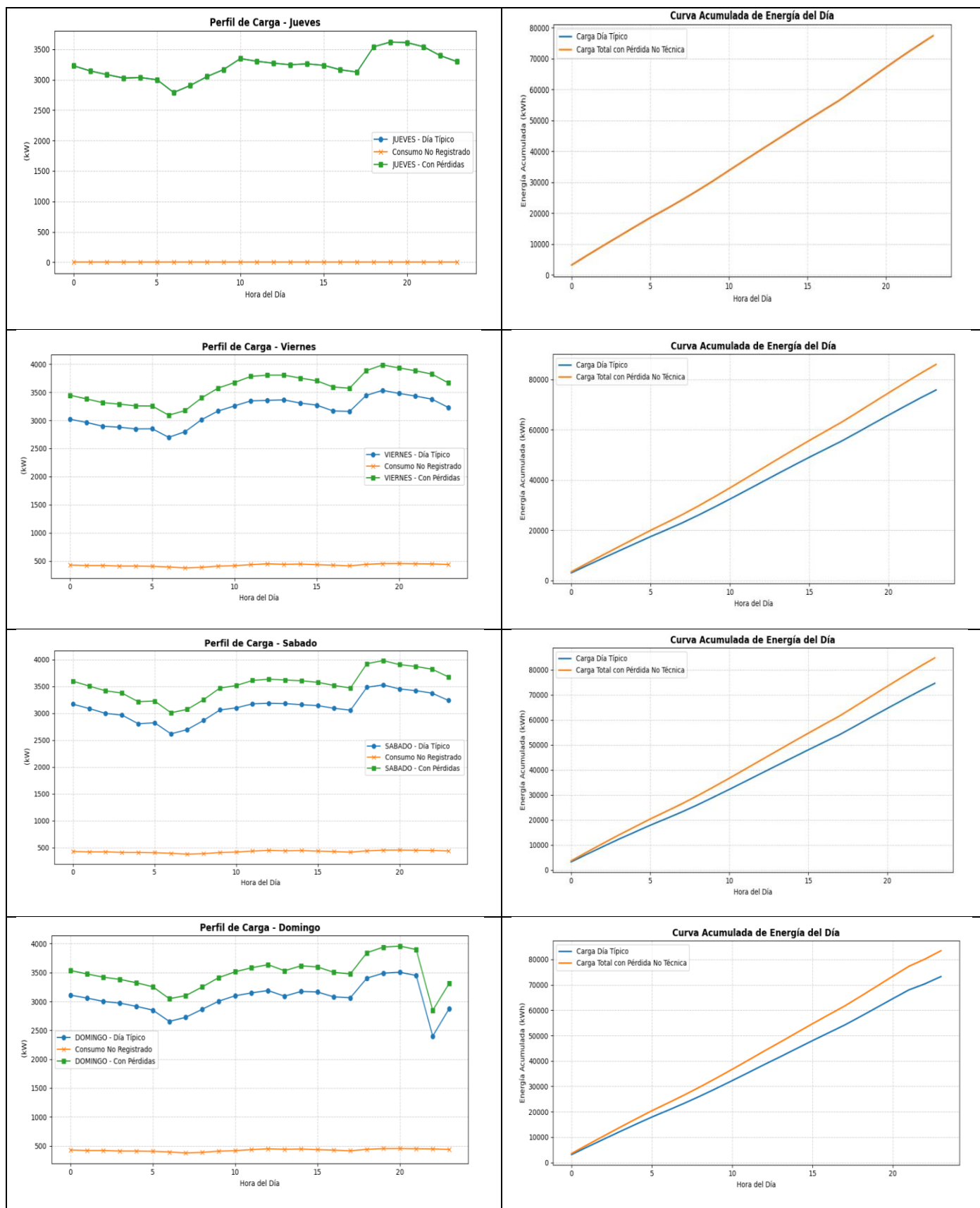


Ilustración 3.32 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 3

3.4.2.4.2. Distribución porcentual de energía por día

Se estructuran los datos de energía contabilizada, pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas en forma porcentual para cada día. Esto permite distinguir con nitidez el porcentaje de energía por categoría respecto al total diario, lo que resulta esencial para medir la magnitud de las pérdidas no técnicas en relación con las pérdidas inherentes al sistema.

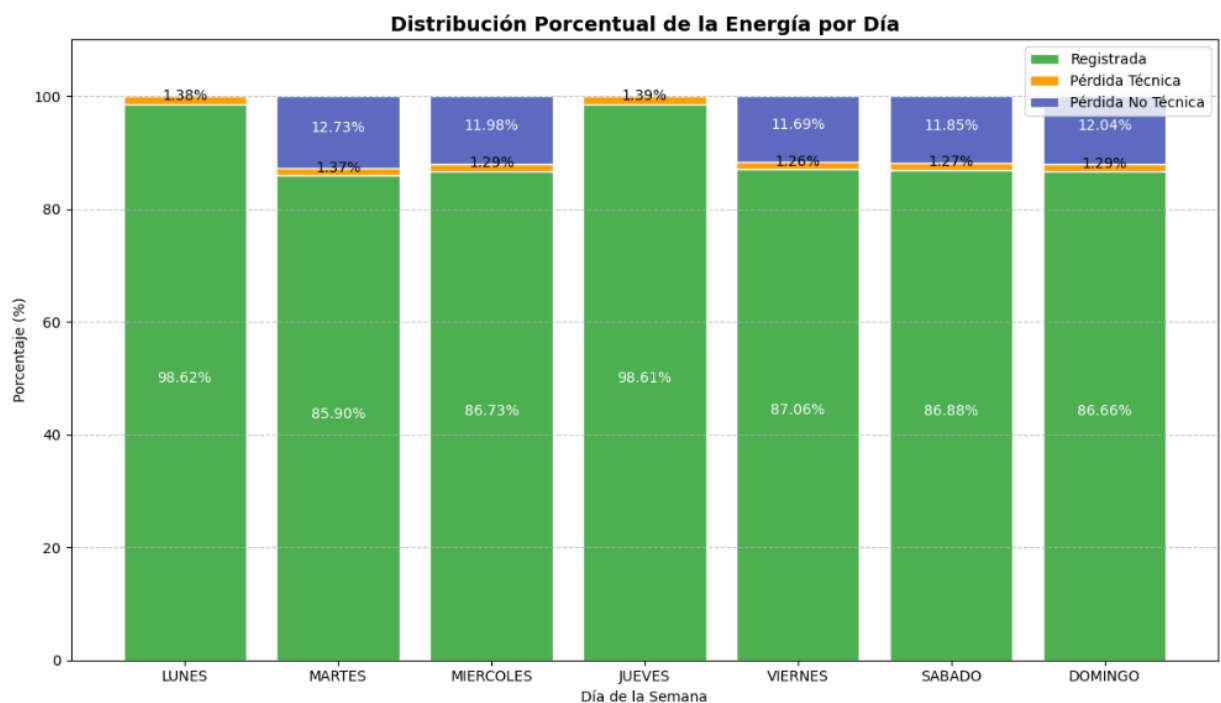


Ilustración 3.33 Distribución porcentual diaria de energía

La Ilustración 3.33 muestra la evolución diaria de la energía registrada o facturada, las pérdidas técnicas y las pérdidas no técnicas, de dicha gráfica se pueden realizar las siguientes observaciones:

- Los lunes y los jueves, la facturación alcanza niveles superiores al **98%**, lo que indica un desempeño normal y consistente del sistema.
- Por el contrario, los martes, miércoles, viernes, sábado y domingo muestran incrementos superiores al **11%** en pérdidas no técnicas, lo que indica la existencia de consumos no registrados o incrementos inusuales de demanda.

- Las pérdidas técnicas promedio, en cambio, se mantienen en torno al **1.3%**, confirmando así la efectividad del sistema de estimación empleado.

3.4.2.4.3. Detección de Aumentos Inusuales de Demanda

Como ya se mencionó en la metodología se estableció un umbral de detección definido como:

$$Umbral = u_{tipica} + k \sigma_{tipico}; \text{ siendo } k = 1.$$

- Donde k representa un factor de sensibilidad. En este análisis se ha decidido utilizar un umbral de $k = 1$. Esta decisión se apoya en el hecho de que, en un entorno normal, al utilizar esta constante se presenta una probabilidad inferior al 0,01 %.
- Tal configuración minimiza la probabilidad de falsos positivos lo que previene la emisión de alertas durante períodos que se caracterizan por variaciones naturales o previamente anticipadas.
- La elección del umbral provoca que la detección se limite únicamente a aumentos inusuales de demanda que pueden estar vinculados a consumos que no han quedado debidamente contabilizados.

Se aplica el procedimiento estadístico sobre el conjunto de datos simulados y se enumeran los días en que se identifican aumentos inusuales de consumo mediante detección positiva.

La Ilustración 3.34 muestra el Análisis estadístico diario y los días en que se presentaron aumentos inusuales de demanda

Día	Media Típico	Desv. Típico	Media Total	Umbral ($\mu + k\sigma$)	¿Aumento Inusual?
LUNES	3251.98	205.20	3251.98	3457.18	No
MARTES	2863.43	482.97	3287.69	3346.40	No
MIÉRCOLES	3070.22	228.79	3494.47	3299.01	Sí
JUEVES	3224.71	209.52	3224.71	3434.23	No
VIERNES	3160.31	239.08	3584.56	3399.39	Sí
SABADO	3110.68	234.88	3534.93	3345.55	Sí
DOMINGO	3053.02	255.85	3477.28	3308.87	Sí

Ilustración 3.34 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda

La alerta de aumento inusual se activa cuando la media total de energía excede dicho umbral. Bajo este criterio, se señalan como días con aumentos inusuales de demanda los días: **miércoles, viernes, sábado y domingo**.

Este hallazgo se correlaciona con la incidencia de pérdidas no técnicas, validando estadísticamente la efectividad del algoritmo de detección.

La Ilustración 3.35 compara la media diaria total de energía (barras azul celeste) con el umbral de alerta (línea roja).

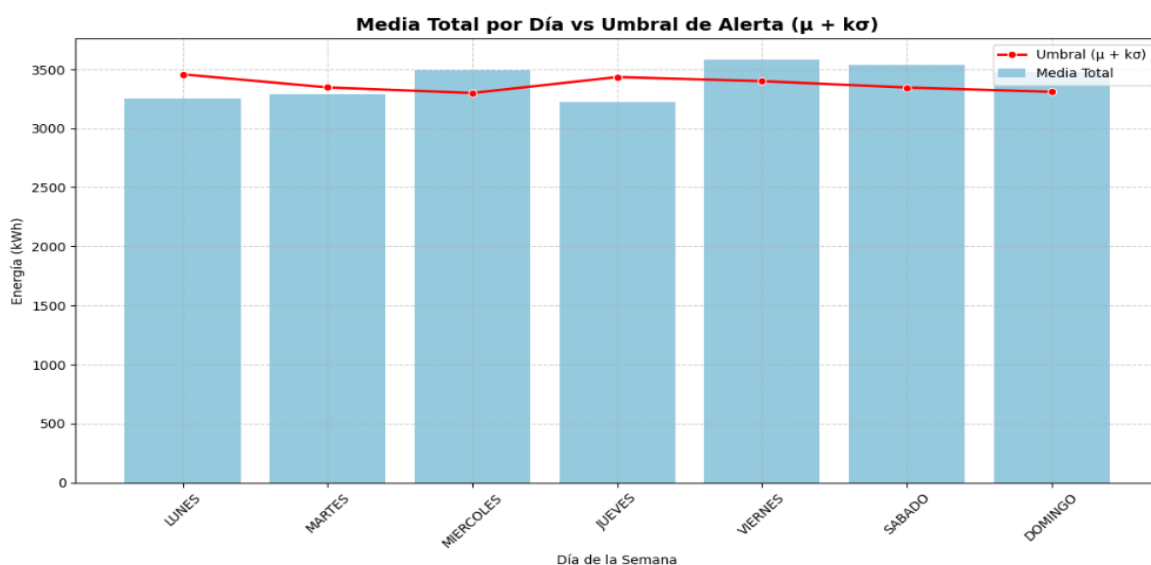


Ilustración 3.35 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta

Los días **miércoles, viernes, sábado y domingo** superan el umbral y, al mismo tiempo, presentan pérdidas no técnicas.

La Ilustración 3.36 muestra un gráfico de pastel que distribuye los días con y sin aumentos inusuales de demanda.

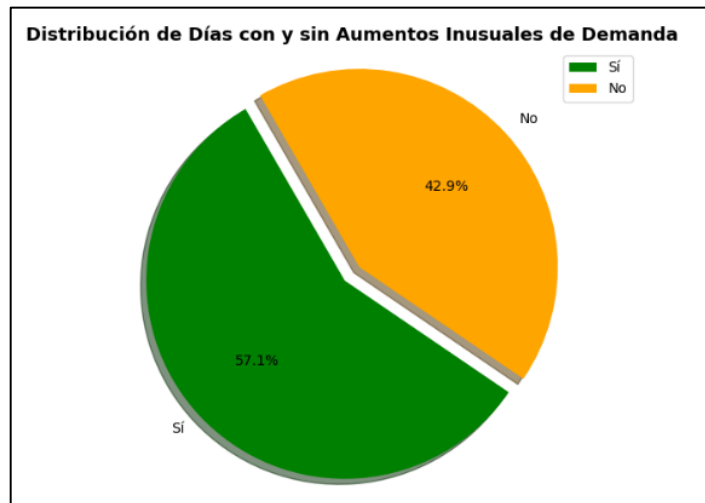


Ilustración 3.36 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

El **57.1 %** de los días analizados presentan incrementos significativos de demanda. Este resultado señala que las pérdidas no técnicas se manifiestan con frecuencia a lo largo de la semana, lo que amerita la necesidad de implementar medidas correctivas o de llevar a cabo investigaciones más profundas.

3.4.2.4.4. Resumen Consolidado de Energía por día

La Ilustración 3.37 resume la energía facturada (registrada) junto con las pérdidas técnicas y no técnicas, separadas por día.

	Día	Energía Registrada (kWh)	Pérdida Técnica (kWh)	Pérdida No Técnica (kWh)	Energía Total (kWh)	% Registrada	% Pérdida Técnica	% Pérdida No Técnica
0	LUNES	78047.555421	1094.880779	0.000000	79142.436200	98.616569	1.383431	0.000000
1	MARTES	68722.438963	1094.880779	10182.035859	79999.355601	85.903741	1.368612	12.727647
2	MIÉRCOLES	73685.323242	1094.880779	10182.035859	84962.239880	86.727143	1.288668	11.984190
3	JUEVES	77393.092937	1094.880779	0.000000	78487.973716	98.605034	1.394966	0.000000
4	VIERNES	75847.429688	1094.880779	10182.035859	87124.346326	87.056527	1.256688	11.686786
5	SABADO	74656.217530	1094.880779	10182.035859	85933.134168	86.877103	1.274108	11.848789
6	DOMINGO	73272.585878	1094.880779	10182.035859	84549.502516	86.662350	1.294958	12.042692

Ilustración 3.37 Resumen energético diario

- Se observa que la energía facturada o registrada presenta una disminución considerable en los días en que las pérdidas no técnicas son más elevadas.
- Estos datos permiten la obtención de porcentajes y la realización de un análisis energético detallado para cada día.

El resumen energético diario complementa los análisis gráficos, y permite la cuantificación de manera precisa de la magnitud de las pérdidas por tipo.

La Ilustración 3.38 detalla el consumo energético diario por tipo.

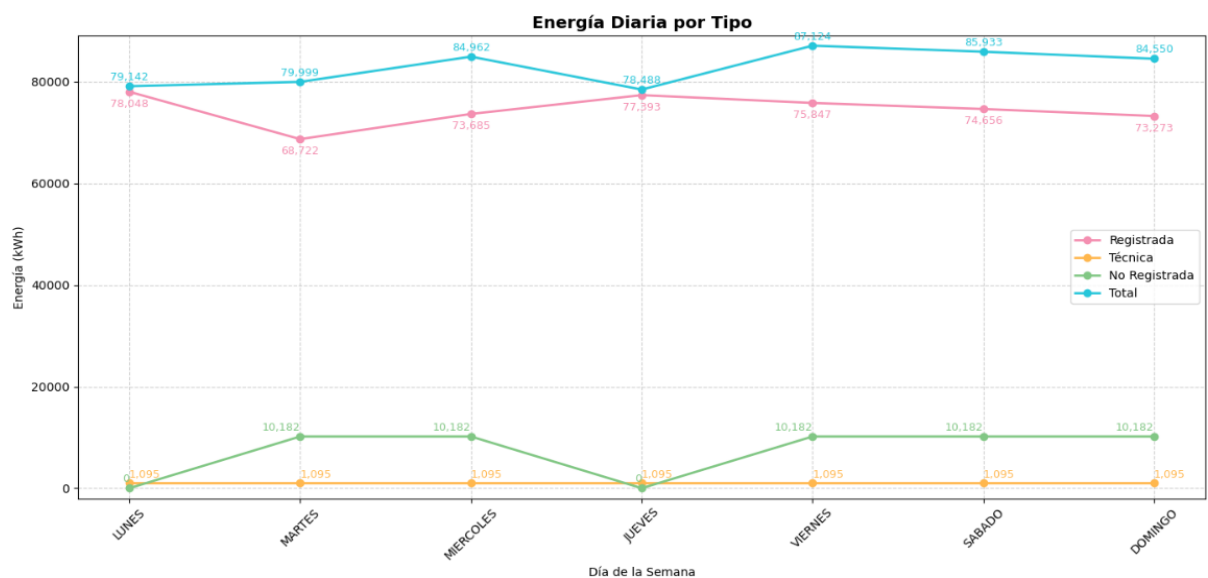


Ilustración 3.38 Comportamiento semanal de energía por tipo

De la gráfica se pudo observar lo siguiente:

- La curva de energía total (línea azul) alcanza su pico el viernes, superando los **87.000 kWh**.
- Las pérdidas no técnicas (línea verde) son nulas los lunes y jueves, mientras que en el resto de la semana se presentan siempre con valores de **10.182 kWh**.
- La energía registrada (línea rosa) refleja la dinámica de las pérdidas: se reduce en los días que se presentan pérdidas no técnicas, ya que parte de la energía consumida no se contabiliza.
- La energía técnica (línea naranja) presenta una estabilidad constante durante toda la semana, lo que resulta congruente con el comportamiento esperado del sistema.

3.4.2.5. Caso 4 – Escenario Perdidas No técnicas puntual o extremo (1 día)

Escenario con pérdidas no técnicas mínimas, que presenta hurtos ocasionales por parte de un usuario residencial. Solo un día muestra alteración (miércoles). Este caso es útil para probar cuán sensible es el algoritmo a pequeñas anomalías.

Las pérdidas técnicas se mantienen constantes en 1.094,88 kWh. El parámetro de sensibilidad estadística se estableció en $k = 0$.

3.4.2.5.1. Simulación del Perfil de Carga Alterado

A continuación, se muestra la comparación del perfil típico diario y el perfil alterado con consumo no registrado, para cada día. Además, se presentan también las curvas de Energía acumulada diaria con y sin consumo no registrado para cada día de la semana.

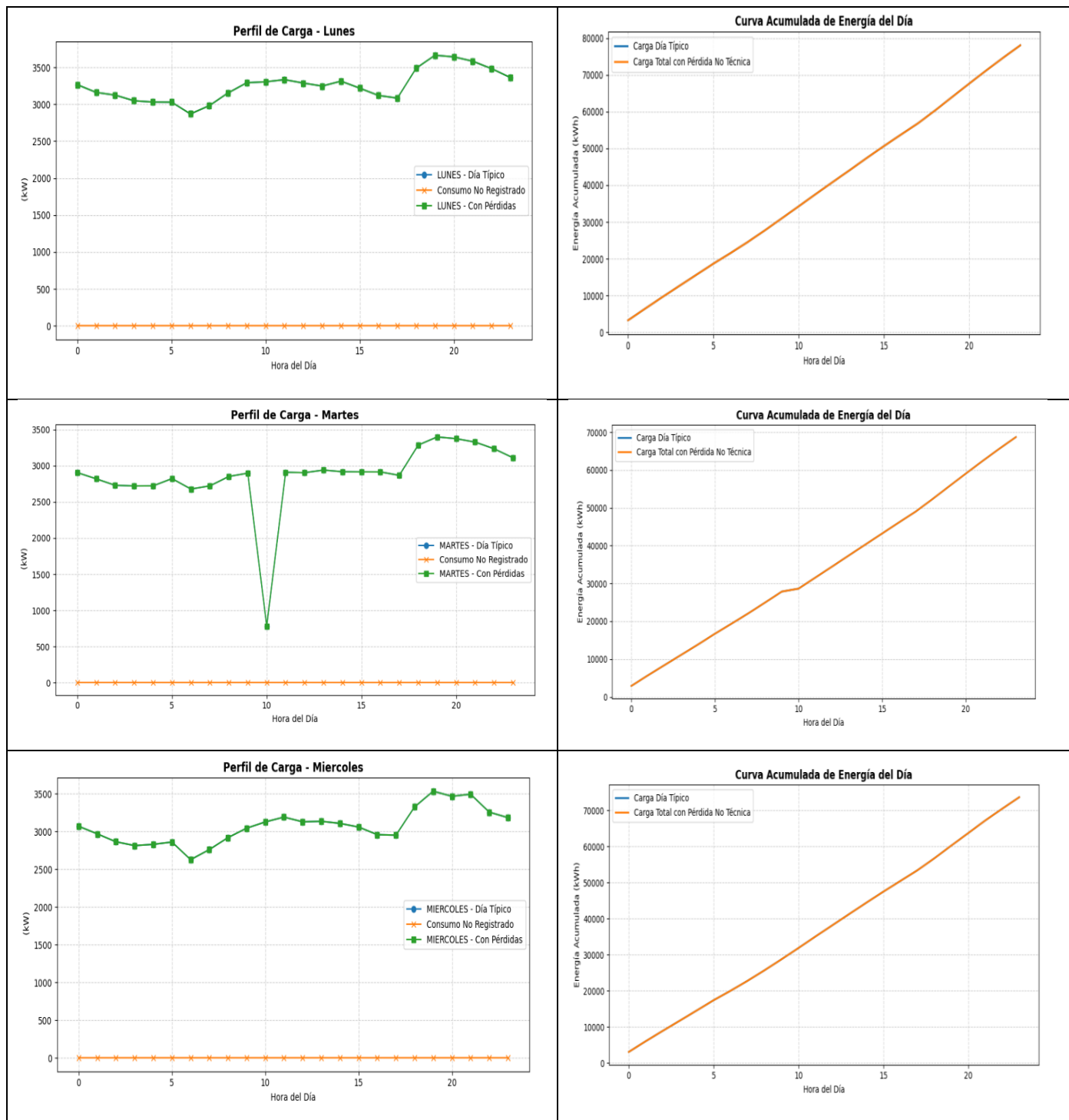


Ilustración 3.39 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Lunes, Martes y Miércoles, Caso 4

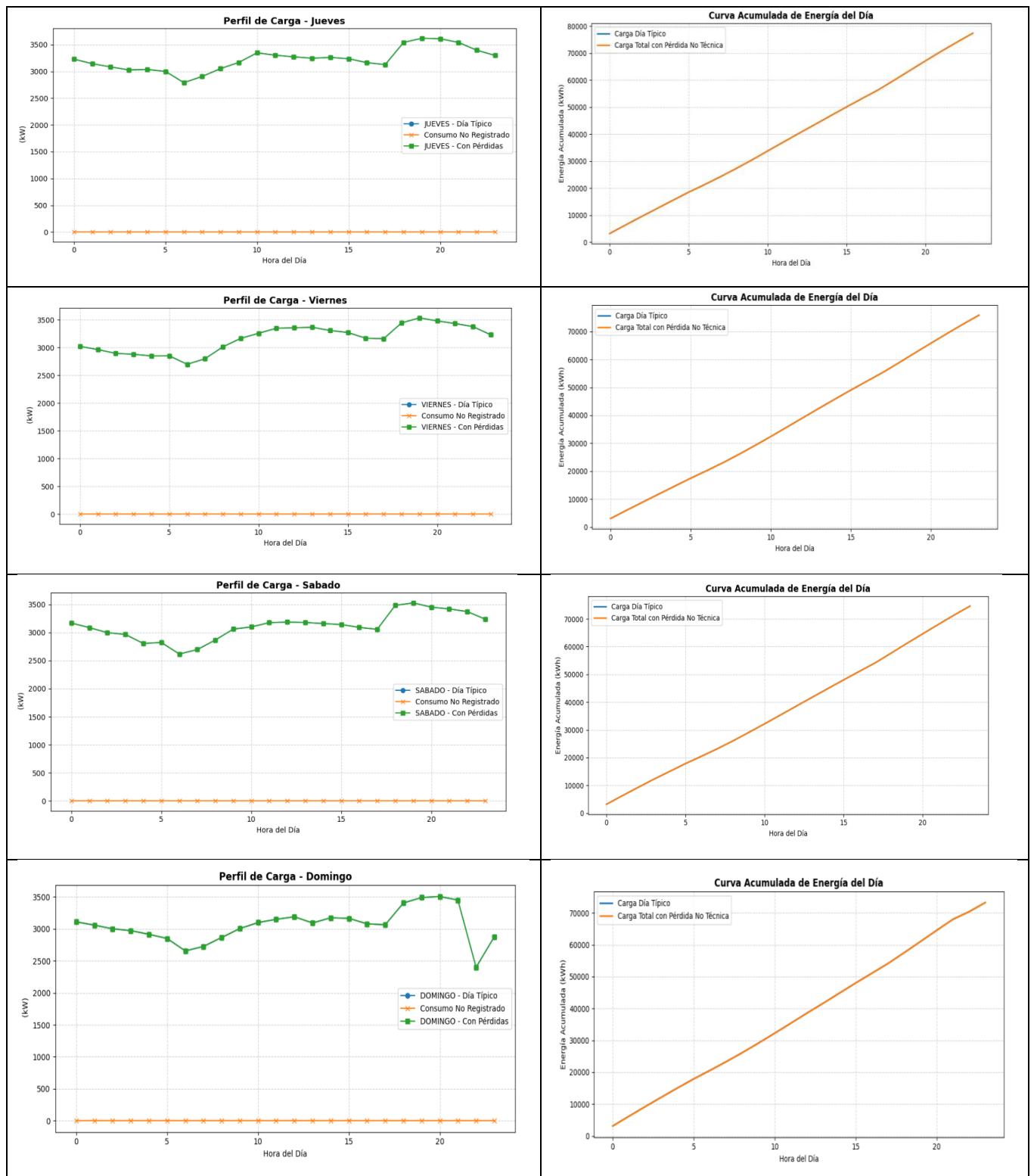


Ilustración 3.40 Comparación del Perfil de Carga Típico, Alterado y Energía Acumulada con Consumo No Registrado – Jueves, Viernes, Sábado y Domingo, Caso 4

3.4.2.5.2. Distribución porcentual de energía por día

Se estructuran los datos de energía contabilizada, pérdidas técnicas y pérdidas no técnicas en forma porcentual para cada día. Esto permite distinguir con claridad el porcentaje de energía por categoría respecto al total diario, lo que resulta esencial para medir la magnitud de las pérdidas no técnicas en relación con las pérdidas inherentes al sistema.

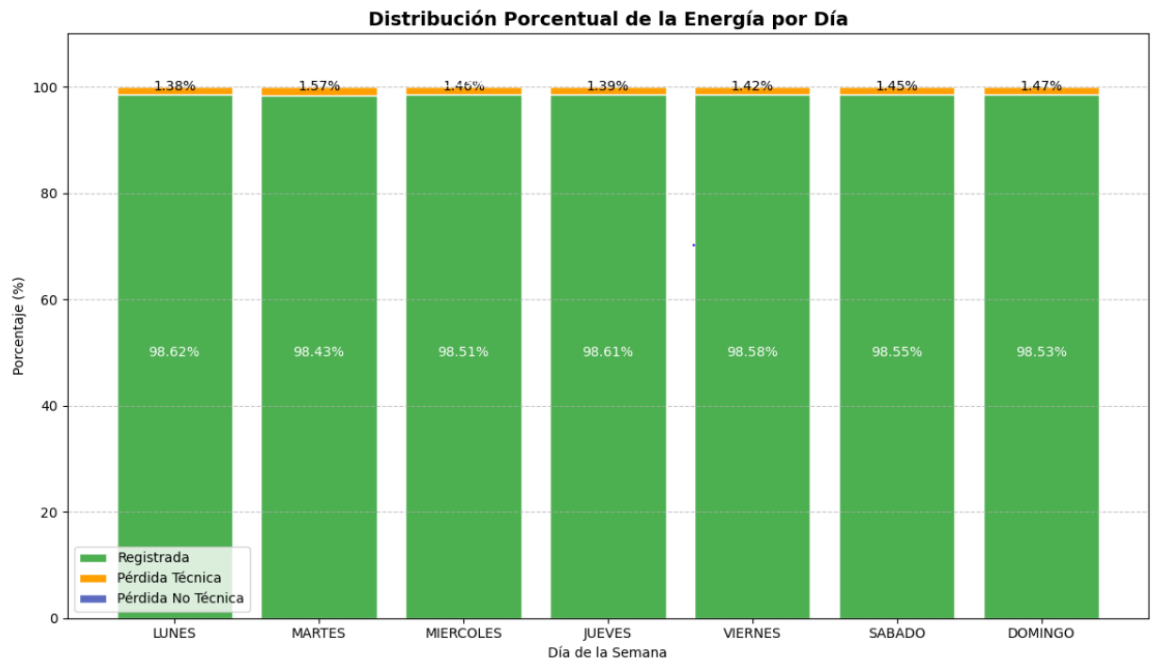


Ilustración 3.41 Distribución porcentual diaria de energía

La Ilustración 3.41 muestra la evolución diaria de la energía registrada o facturada, las pérdidas técnicas y las pérdidas no técnicas, de dicha gráfica se pueden realizar las siguientes observaciones:

- Todos los días de la semana la energía registrada es superior al **98%**.
- El miércoles muestra incrementos en pérdidas no técnicas del **0.026%**, lo que indica incrementos inusuales de demanda.
- Las pérdidas técnicas, en cambio, oscilan entre el **1.38% y 1.57%**, confirmando así la efectividad del sistema de estimación empleado.

3.4.2.5.3. Detección de Aumentos Inusuales de Demanda

Como ya se mencionó en la metodología se estableció un umbral de detección definido como:

$$Umbral = u_{tipica} + k \sigma_{tipico}; \text{ siendo } k = 0$$

- Donde k representa un factor de sensibilidad. En este análisis se ha decidido utilizar un umbral de $k = 0$. Significa que tiene alta sensibilidad, es decir el algoritmo detecta cualquier desviación que superen la media incluso en el caso de que la magnitud sea reducida. Sin embargo, existe un alto riesgo que genere un incremento considerable de los falsos positivos en alertas innecesarias cuando se presente oscilaciones normales, pudiendo crear confusión entre las perdidas no técnicas.
- Tal configuración minimiza la probabilidad de falsos positivos lo que previene la emisión de alertas durante períodos que se caracterizan por variaciones naturales o previamente anticipadas.
- La elección del umbral provoca que la detección se limite únicamente a aumentos inusuales de demanda que pueden estar vinculados a consumos que no han quedado debidamente contabilizados.

Se aplica el procedimiento estadístico sobre el conjunto de datos simulados y se enumeran los días en que se identifican aumentos inusuales de consumo mediante detección positiva.

La Ilustración 3.42 muestra el Análisis estadístico diario y los días en que se presentaron aumentos inusuales de demanda

Día	Media Típico	Desv. Típico	Media Total	Umbral ($\mu + k\sigma$)	¿Aumento Inusual?
LUNES	3251.98	205.20	3251.98	3251.98	No
MARTES	2863.43	482.97	2863.43	2863.43	No
MIÉRCOLES	3070.22	228.79	3071.03	3070.22	Sí
JUEVES	3224.71	209.52	3224.71	3224.71	No
VIERNES	3160.31	239.08	3160.31	3160.31	No
SABADO	3110.68	234.88	3110.68	3110.68	No
DOMINGO	3053.02	255.85	3053.02	3053.02	No

Ilustración 3.42 Detección de días con Aumentos inusuales de Demanda

- La alerta de Aumento Inusual se activa cuando la Media Total (3071.03 kWh) sobrepasa su propio umbral el día miércoles. Es el único día que sobrepasa su umbral de alerta (3070.22 kWh) por lo que la alerta se activa.
- En el resto de los días, la Media Total es equivalente al Umbral, lo que indica que el algoritmo funciona con un umbral calculado de precisión, sin márgenes o tolerancias.

La Ilustración 3.43 muestra la energía total diaria (barras azul celeste) y el umbral de alerta (línea roja).

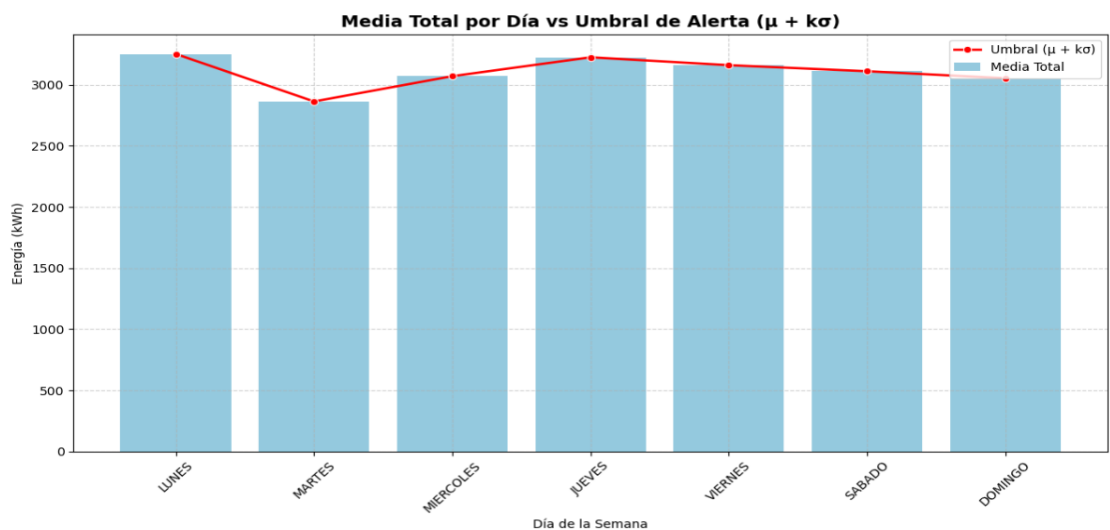


Ilustración 3.43 Comparativos de Media de Energía total diaria Vs. Umbral de alerta

Se confirma que el algoritmo es capaz de identificar aumentos de forma discreta, e incluso, de difícil apreciación. No obstante, el hecho de que el límite superior no tenga márgenes puede propiciar negativos erróneos si se presentan variaciones en la información.

La Ilustración 3.44 muestra un gráfico de pastel que distribuye los días con y sin aumentos inusuales de demanda.

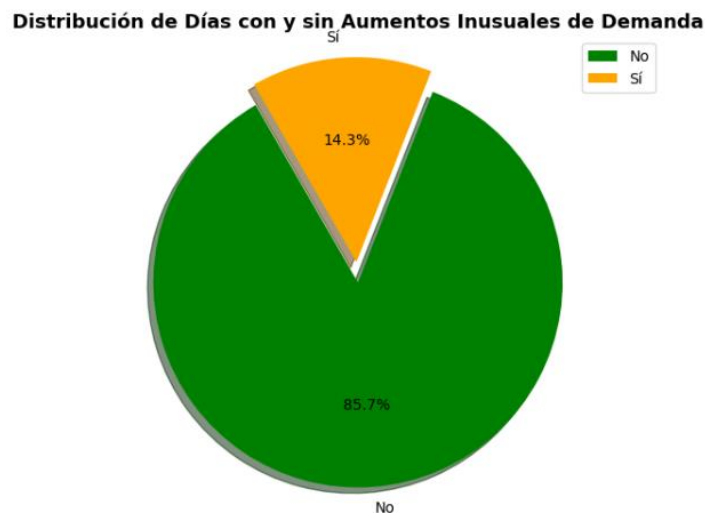


Ilustración 3.44 Distribución de días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda

- Un 14.3% de periodos (1 de 7) aparece en la categoría días con aumento inusual.
- Este resultado coincide con el gráfico anterior, confirmando que solo el miércoles fue identificado con anomalías. Esto valida la coherencia del sistema de detección.

3.4.2.5.4. Resumen Consolidado de Energía por día

La Ilustración 3.45 resume la energía facturada (registrada) junto con las pérdidas técnicas y no técnicas, separadas por día.

	Día	Energía Registrada (kWh)	Pérdida Técnica (kWh)	Pérdida No Técnica (kWh)	Energía Total (kWh)	% Registrada	% Pérdida Técnica	% Pérdida No Técnica
0	LUNES	78047.555421	1094.880779	0.0	79142.436200	98.616569	1.383431	0.00000
1	MARTES	68722.438963	1094.880779	0.0	69817.319742	98.431792	1.568208	0.00000
2	MIÉRCOLES	73685.323242	1094.880779	19.5	74799.704021	98.510180	1.463750	0.02607
3	JUEVES	77393.092937	1094.880779	0.0	78487.973716	98.605034	1.394966	0.00000
4	VIERNES	75847.429688	1094.880779	0.0	76942.310467	98.577011	1.422989	0.00000
5	SABADO	74656.217530	1094.880779	0.0	75751.098309	98.554634	1.445366	0.00000
6	DOMINGO	73272.585878	1094.880779	0.0	74367.466657	98.527742	1.472258	0.00000

Ilustración 3.45 Resumen energético diario

- El sistema detecta el porcentaje de pérdida no técnica como un aumento inusual a pesar de que su valor es bajo (0.026%).
- Esto muestra que el algoritmo puede detectar pérdidas no técnicas muy menores si están concentradas en un solo día debido al enfoque estadístico aplicado.

La Ilustración 3.46 detalla el consumo energético diario por tipo.

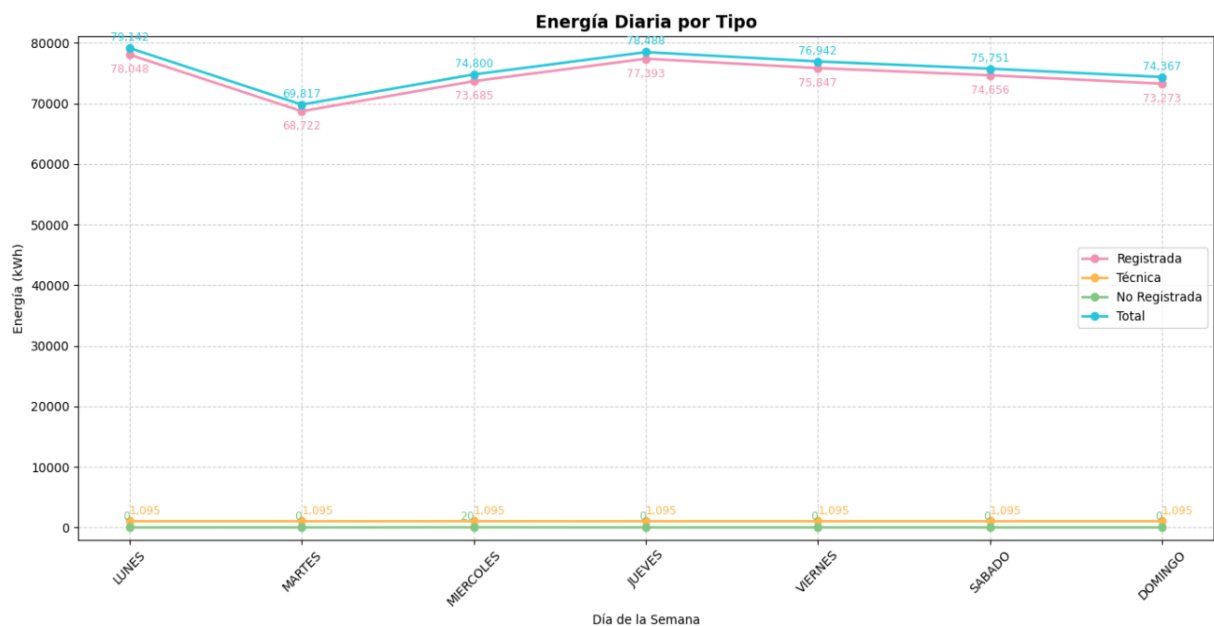


Ilustración 3.46 Comportamiento semanal de energía por tipo

Este gráfico proporciona una clara ilustración del comportamiento diario de cada tipo de energía:

- La energía total y registrada siguen un patrón similar al de los otros casos.
- El miércoles, hay una ligera separación entre las líneas de energía registrada y total, lo que indica la presencia de una pequeña pérdida no técnica.
- La energía técnica (línea amarilla) se mantiene constante.

3.5 Resumen comparativo de casos de simulación

La tabla 3.4 resume los diferentes escenarios considerados en la simulación del proyecto, cuyo propósito es evaluar el desempeño del algoritmo de detección de pérdidas no técnicas y aumentos inusuales de demanda. Se incluyen las pérdidas técnicas constantes, el consumo no registrado inyectado de forma controlada, el período de días afectados, la sensibilidad del umbral (valor del parámetro k), la identificación de aumentos inusuales de demanda.

3.5.1 Justificación del Valor de la constante k

- El parámetro k actúa como un umbral de sensibilidad en el modelo estadístico; su valor define la severidad del criterio para calificar un aumento como inusual.
- El escenario base (Caso 0) fija k en 4 para asegurar que el algoritmo no registre falsos positivos en un perfil que no presenta pérdidas no técnicas.
- A medida que los casos siguientes incrementan el porcentaje de las pérdidas no técnicas simuladas, se reduce progresivamente el valor de k hasta alcanzar 0, lo que amplía el detector a variaciones de menor magnitud. En el Caso 4, la inyección del consumo no registrado es de 19.5 kWh, valor que con $k = 0$ aún activa la alerta, evidenciando la sensibilidad del modelo frente a consumos no registrados pequeños.

Esta metodología permite la simulación de escenarios con pérdidas no técnicas en redes reales incluyendo tanto hurtos específicos como consumos no registrados con magnitudes pequeñas.

3.5.2 Comportamiento del algoritmo por caso

- **Caso 0:** No se aprecian aumentos inusuales, validando que el modelo mantiene precisión y estabilidad bajo condiciones normales. Esto indica que el modelo evita generar falsos positivos en escenarios donde solo hay pérdidas técnicas y no se dispone de consumo no registrado.
- **Caso 1:** Se simulan pérdidas en días seleccionados (miércoles y viernes). Con el parámetro $k = 3$, el sistema no identifica aumentos inusuales debido a que la energía adicional se mantiene dentro de la variabilidad esperada del perfil. Aun así, las pérdidas no técnicas son visibles en el balance energético, lo que muestra la utilidad del modelo para cuantificar hurtos aunque no supere el umbral estadístico.
- **Caso 2:** Se amplía el conjunto de días con alteraciones (martes, miércoles y sábado) y se incrementa la energía no registrada. Ajustando $k = 2$, el modelo aumenta la sensibilidad, aunque los incrementos continúan por debajo de los niveles de alerta. Este fenómeno demuestra que la alta dispersión de los datos en ciertos días (desviación estándar alta) tiende a ocultar pérdidas reales, dificultando la detección a través de aproximaciones estrictamente estadísticas.
- **Caso 3:** Se plantea una variación extrema, cinco días (martes, miércoles, viernes, sábado y domingo) con la máxima carga no registrada. Con $k = 1$ se consigue activar la alerta de aumentos inusuales de demanda. Este escenario prueba que el sistema es capaz de manifestar hurtos generalizados, calibrando el umbral de alerta lo suficientemente fino para no producir falsas alarmas en operaciones normales, evitando por tanto riesgos de paralización del servicio.

- **Caso 4:** A pesar de que la pérdida total es inferior (19.5 kWh) en su solo día (miércoles), el sistema la registra con $k = 0$, lo que evidencia la capacidad del algoritmo para detectar aumentos pequeños. Este caso demuestra que el modelo puede identificar pérdidas iniciales o micro hurtos, siempre que se utilice una configuración sensible. Es especialmente útil para la detección en redes con baja variación de demanda.

3.5.3 Utilidad en la práctica real

El esquema propuesto permite ajustar la flexibilidad para graduar la sensibilidad del sistema en función del entorno y la exigencia operativa.

- Un parámetro k elevado (valores 3 o 4) proporciona cobertura de vigilancia amplia, diseñado para entornos donde la tolerancia a falsos positivos es extremadamente baja.
- Un k medio (1 o 2) se aplica en investigaciones donde se sospecha de pérdidas de magnitud leve a moderada, equilibrando cobertura y costo computacional.
- Un k mínimo (valores 0) delimita la detección a auditorías puntuales, como en barrios donde se sospecha de hurto de energía.

Esto permite la integración en redes inteligentes (Smart Grids) o como una herramienta de apoyo dentro de plataformas de control y auditoría energética.

Los datos del resumen comparativo de casos de simulación se detallan a continuación en la tabla 3.4

Tabla 3.4 Resumen comparativo de casos de simulación y detección de aumentos inusuales de demanda

CASO	Pérdida Técnica Estimada (kWh)	Consumo No Facturado (kWh)	Días Alterados	k (Sensibilidad)	Justificación del valor de k	¿Se detectaron aumentos inusuales?	Razones de detección	¿Se detectaron pérdidas no técnicas?	Utilidad práctica
0	1094,88	0	Ninguno	4	Valor alto de referencia para evitar falsos positivos.	No	No hubo alteraciones; el perfil energético se mantiene dentro del rango típico esperado.	No	Validación del algoritmo en condiciones normales.

1	1094,88	5603,59	miércoles, viernes	3	Moderada sensibilidad para capturar eventos puntuales.	No	La variación introducida no supera la dispersión natural.	Sí	Detectar hurtos esporádicos en días específicos.
2	1094,88	9485,04	martes, miércoles, sábado	2	Alta sensibilidad ante múltiples días alterados.	No	La desviación estándar es Alta en días con pérdidas	Sí	Identificar hurtos moderados con patrón semanal.
3	1094,88	10182,04	martes, miércoles, viernes, sábado, domingo	1	Máxima sensibilidad sin llegar al extremo de k=0.	Sí	El perfil energético presenta alteraciones sistemáticas en casi toda la semana.	Sí	Útil en redes con hurtos generalizado.
4	1094,88	19,5	miércoles	0	Sensibilidad máxima para detectar pérdidas mínimas.	Sí	A pesar de ser una pérdida leve, fue detectada por la sensibilidad máxima establecida.	Sí	Permite detectar pérdidas incipientes o micro hurtos.

CAPÍTULO 4

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

- El uso del método BCB puede considerarse como un método eficiente y preciso dentro de la metodología de estimación de estados en sistemas de distribución radial. La baja variabilidad en los errores de estimación en los casos estudiados demuestra la aplicabilidad.
- El sistema pudo detectar tanto pérdidas técnicas como no técnicas con alta precisión en los casos propuestos tomando en cuenta la selección apropiada de la sensibilidad k , ya que el valor de la sensibilidad debe ser suficiente para detectar aumentos inusuales de demanda evitando catalogar eventos normales como pérdidas técnicas, es decir, evitando falsos positivos.
- La aplicación de esta metodología en lenguaje de programación de Python permite que el sistema se escale a redes más complicadas aplicando la misma metodología, lo que hace posible estudiar diversas topologías de red.
- Se valida que el método propuesto utilizado en el sistema IEEE 13 barras tiene la capacidad de estimar estados con precisión aceptable, detectar pérdidas técnicas en circuitos de distribución, reconocer eventos sospechosos de consumo no registrado, y generar gráficas con resultados numéricos que sean aplicables a redes de distribución reales.
- El algoritmo propuesto que utiliza análisis estadístico de datos con parámetros como la media y la desviación estándar de demanda diaria ha demostrado ser efectivo para monitorear aumentos inusuales de demanda asociados con pérdidas no técnicas (consumo no registrado). La funcionalidad de alerta del algoritmo se mantuvo incluso en presencia de escenarios de incremento leve, incluso con casos de consumo no técnico de 1 kWh/día.

- El umbral establecido en el valor medio (promedio) más el parámetro de sensibilidad k multiplicado por la desviación estándar de la demanda de consumo ($\mu + k\sigma$) actuó como criterio y funcionalidad generador de alertas para consumos no técnicos. Los resultados demuestran que la probabilidad de superar el umbral de alerta establecido aumenta con el crecimiento del consumo no técnico, confirmando la precisión de la detección.
- La visualización apropiada de los resultados permite elaborar conclusiones sobre el estado del sistema y adicionalmente se refuerzan los hallazgos sobre consumos técnicos y no técnicos. La distinción entre la energía total y la energía registrada se vuelve pronunciada en los días caracterizados por pérdidas no técnicas significativas.
- En el escenario sin pérdidas no técnicas (Caso 0), el algoritmo no emitió ninguna alerta de aumento inusual, lo que confirma su precisión y fiabilidad durante condiciones operativas normales. En el resto de los casos se encontró que la detección tuvo éxito en registrar consumos no deseados.
- Implementar este sistema en un modelo de distribución típico como el IEEE de 13 barras y datos de consumo histórico reales demuestra la viabilidad de utilizar este enfoque en redes reales siempre que haya perfiles de consumo y datos de topología de red confiables disponibles.

Recomendaciones

- En el caso de red de distribución real, es propicio hablar de adaptar umbrales a las condiciones de esa red. Justamente, esto podría mejorar la precisión de la detección de pérdidas no técnicas en redes que son altamente variables.
- Probar este sistema con las mediciones de datos reales sería ventajoso porque el rendimiento se observa bajo la condición real donde algunos ajustes de la configuración del algoritmo serán necesarios.

- El uso de modelos estadísticos avanzados en este marco permitiría la detección de patrones temporales más complejos, lo que permitiría un mayor tiempo de anticipación en la predicción de incrementos inusuales de demanda.
- Es posible mejorar la sensibilidad del sistema realizando un ajuste fino del parámetro umbral estadístico k . Ajustes basados en el análisis histórico de falsos positivos y negativos pueden mejorar la efectividad de las tasas de detección. Encontrar un valor ideal de sensibilidad k sería una contribución significativa en el futuro.
- Para entornos más dinámicos y complejos, se recomienda el uso de técnicas adicionales como redes neuronales, modelos supervisados o análisis avanzado de series temporales para detectar patrones anómalos fuera del alcance del análisis puramente estadístico.
- La inclusión de variables como el tipo de usuario (Residencial, Comercial, Industrial) o sector geográfico puede ayudar en la identificación más precisa de anomalías específicas y, por lo tanto, en las inspecciones más dirigidas.
- Se sugiere desarrollar tableros de monitoreo en tiempo real para que los sistemas de alerta optimicen el uso de recursos al permitir que las inspecciones dirigidas se realicen automáticamente basándose en parámetros establecidos.
- Tener en cuenta la estacionalidad de manera mensual y trimestral puede ayudar a evitar confundir los aumentos rutinarios asociados con las fluctuaciones de temperatura o las vacaciones con pérdidas encubiertas. Crear perfiles típicos por temporada nos permitiría ajustar los umbrales de manera dinámica.
- Los días marcados como inusuales pueden ser utilizados en la revisión de la refacturación de energía no medida, especialmente con la documentación de soporte de inspecciones técnicas o registros históricos de anomalías de facturación irregulares.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] K. Arias *et al.*, “Medición de la eficiencia en las empresas de distribución de energía en América Latina y el Caribe,” Oct. 2022.
- [2] A. Abur, *Power System State Estimation: Theory and Implementation* - Ali Abur, Antonio Gómez Expósito - Google Books. 2004.
- [3] Y.-F. Huang, S. Werner, J. Huang, N. Kashyap, and V. Gupta, “State Estimation in Electric Power Grids: Meeting New Challenges Presented by the Requirements of the Future Grid,” *IEEE Signal Process Mag*, vol. 29, no. 5, pp. 33–43, 2012, doi: 10.1109/MSP.2012.2187037.
- [4] H. Wang and N. N. Schulz, “A revised branch current-based distribution system state estimation algorithm and meter placement impact,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 1, pp. 207–213, 2004, doi: 10.1109/TPWRS.2003.821426.
- [5] R. Singh, B. C. Pal, and R. A. Jabr, “Distribution system state estimation through Gaussian mixture model of the load as pseudo-measurement,” *IET Generation, Transmission and Distribution*, vol. 4, no. 1, 2010, doi: 10.1049/iet-gtd.2009.0167.
- [6] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-Sánchez, and R. J. Thomas, “MATPOWER: Steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, no. 1, pp. 12–19, Feb. 2011, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2051168.
- [7] M. E. Baran and A. W. Kelley, “State Estimation for Real-Time Monitoring of Distribution Systems,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, no. 3, 1994, doi: 10.1109/59.336098.
- [8] J. P. Lopes, “Identifying load anomalies in power distribution systems using intelligent techniques,” *Energy Systems*, vol. 9, no. 1, pp. 45–63, 2018.
- [9] R. A. Yépez, A. Raúl, and J. Mori, *Economía de las pérdidas de electricidad en América Latina y El Caribe*. BID, 2024.

ANEXOS

ANEXO A

TABLA DE DATOS DE MEDICIONES HORARIAS DE CARGA DE ALIMENTADOR DE ESTUDIO

FECHA	FECHA	FECHA
01/02/2023	00:00:00	3364,72
01/02/2023	01:00:00	3305,00
01/02/2023	02:00:00	3233,93
01/02/2023	03:00:00	3149,21
01/02/2023	04:00:00	3155,95
01/02/2023	05:00:00	3143,55
01/02/2023	06:00:00	2981,18
01/02/2023	07:00:00	3058,57
01/02/2023	08:00:00	3200,67
01/02/2023	09:00:00	3375,43
01/02/2023	10:00:00	3372,69
01/02/2023	11:00:00	3444,82
01/02/2023	12:00:00	3386,10
01/02/2023	13:00:00	3344,40
01/02/2023	14:00:00	3372,15
01/02/2023	15:00:00	3301,69
01/02/2023	16:00:00	3181,73
01/02/2023	17:00:00	3139,79
01/02/2023	18:00:00	3539,29
01/02/2023	19:00:00	3700,08
01/02/2023	20:00:00	3700,49
01/02/2023	21:00:00	3666,96
01/02/2023	22:00:00	3530,18
01/02/2023	23:00:00	3402,74
02/02/2023	00:00:00	3254,32
02/02/2023	01:00:00	3226,60
02/02/2023	02:00:00	3158,33
02/02/2023	03:00:00	3060,33
02/02/2023	04:00:00	3089,15
02/02/2023	05:00:00	3093,79
02/02/2023	06:00:00	2907,63
02/02/2023	07:00:00	3058,93
02/02/2023	08:00:00	3187,16
02/02/2023	09:00:00	3294,30
02/02/2023	10:00:00	3428,64
02/02/2023	11:00:00	3401,46

02/02/2023	12:00:00	3387,83
02/02/2023	13:00:00	3349,32
02/02/2023	14:00:00	3336,77
02/02/2023	15:00:00	3256,19
02/02/2023	16:00:00	3180,74
02/02/2023	17:00:00	3146,18
02/02/2023	18:00:00	3579,73
02/02/2023	19:00:00	3613,06
02/02/2023	20:00:00	3592,21
02/02/2023	21:00:00	3488,08
02/02/2023	22:00:00	3369,95
02/02/2023	23:00:00	3339,74
03/02/2023	00:00:00	3213,91
03/02/2023	01:00:00	3115,92
03/02/2023	02:00:00	3039,83
03/02/2023	03:00:00	3020,67
03/02/2023	04:00:00	3031,78
03/02/2023	05:00:00	3020,44
03/02/2023	06:00:00	2785,09
03/02/2023	07:00:00	2886,25
03/02/2023	08:00:00	3060,66
03/02/2023	09:00:00	3102,44
03/02/2023	10:00:00	3306,67
03/02/2023	11:00:00	3249,16
03/02/2023	12:00:00	3203,02
03/02/2023	13:00:00	3181,04
03/02/2023	14:00:00	3125,76
03/02/2023	15:00:00	3112,79
03/02/2023	16:00:00	3053,10
03/02/2023	17:00:00	2991,17
03/02/2023	18:00:00	3388,27
03/02/2023	19:00:00	3509,40
03/02/2023	20:00:00	3511,45
03/02/2023	21:00:00	3455,98
03/02/2023	22:00:00	3316,73
03/02/2023	23:00:00	3227,74
04/02/2023	00:00:00	3136,29

04/02/2023	01:00:00	3100,92
04/02/2023	02:00:00	3051,89
04/02/2023	03:00:00	2988,18
04/02/2023	04:00:00	2905,13
04/02/2023	05:00:00	2711,82
04/02/2023	06:00:00	2549,64
04/02/2023	07:00:00	2608,40
04/02/2023	08:00:00	2762,67
04/02/2023	09:00:00	2858,99
04/02/2023	10:00:00	3000,85
04/02/2023	11:00:00	3070,24
04/02/2023	12:00:00	3128,62
04/02/2023	13:00:00	3031,79
04/02/2023	14:00:00	3097,20
04/02/2023	15:00:00	3125,96
04/02/2023	16:00:00	3081,78
04/02/2023	17:00:00	3074,56
04/02/2023	18:00:00	3376,65
04/02/2023	19:00:00	3412,03
04/02/2023	20:00:00	3398,82
04/02/2023	21:00:00	3393,20
04/02/2023	22:00:00	1432,40
04/02/2023	23:00:00	2560,36
05/02/2023	00:00:00	2903,69
05/02/2023	01:00:00	2817,45
05/02/2023	02:00:00	2728,37
05/02/2023	03:00:00	2719,59
05/02/2023	04:00:00	2720,71
05/02/2023	05:00:00	2821,02
05/02/2023	06:00:00	2676,29
05/02/2023	07:00:00	2720,65
05/02/2023	08:00:00	2850,31
05/02/2023	09:00:00	2896,25
05/02/2023	10:00:00	783,47
05/02/2023	11:00:00	2908,69
05/02/2023	12:00:00	2903,22
05/02/2023	13:00:00	2938,98
05/02/2023	14:00:00	2916,48
05/02/2023	15:00:00	2914,52
05/02/2023	16:00:00	2913,85
05/02/2023	17:00:00	2865,67
05/02/2023	18:00:00	3284,19
05/02/2023	19:00:00	3396,99
05/02/2023	20:00:00	3373,16
05/02/2023	21:00:00	3325,90
05/02/2023	22:00:00	3234,06

05/02/2023	23:00:00	3108,96
06/02/2023	00:00:00	3019,70
06/02/2023	01:00:00	2963,01
06/02/2023	02:00:00	2895,08
06/02/2023	03:00:00	2878,39
06/02/2023	04:00:00	2847,61
06/02/2023	05:00:00	2850,20
06/02/2023	06:00:00	2698,41
06/02/2023	07:00:00	2798,52
06/02/2023	08:00:00	3012,64
06/02/2023	09:00:00	3165,32
06/02/2023	10:00:00	3256,68
06/02/2023	11:00:00	3347,12
06/02/2023	12:00:00	3355,26
06/02/2023	13:00:00	3364,57
06/02/2023	14:00:00	3306,81
06/02/2023	15:00:00	3270,30
06/02/2023	16:00:00	3167,28
06/02/2023	17:00:00	3158,33
06/02/2023	18:00:00	3442,20
06/02/2023	19:00:00	3533,75
06/02/2023	20:00:00	3479,18
06/02/2023	21:00:00	3431,50
06/02/2023	22:00:00	3377,00
06/02/2023	23:00:00	3228,60
07/02/2023	00:00:00	3080,60
07/02/2023	01:00:00	3014,37
07/02/2023	02:00:00	2948,36
07/02/2023	03:00:00	2954,23
07/02/2023	04:00:00	2924,05
07/02/2023	05:00:00	2986,10
07/02/2023	06:00:00	2759,15
07/02/2023	07:00:00	2841,46
07/02/2023	08:00:00	2966,53
07/02/2023	09:00:00	3149,22
07/02/2023	10:00:00	3194,26
07/02/2023	11:00:00	3226,75
07/02/2023	12:00:00	3248,88
07/02/2023	13:00:00	3150,29
07/02/2023	14:00:00	3247,81
07/02/2023	15:00:00	3201,89
07/02/2023	16:00:00	3073,77
07/02/2023	17:00:00	3053,29
07/02/2023	18:00:00	3428,90
07/02/2023	19:00:00	3566,49
07/02/2023	20:00:00	3611,90

07/02/2023	21:00:00	3506,06
07/02/2023	22:00:00	3364,69
07/02/2023	23:00:00	3187,76
08/02/2023	00:00:00	3069,74
08/02/2023	01:00:00	2968,98
08/02/2023	02:00:00	2863,83
08/02/2023	03:00:00	2813,50
08/02/2023	04:00:00	2830,03
08/02/2023	05:00:00	2860,76
08/02/2023	06:00:00	2627,08
08/02/2023	07:00:00	2760,73
08/02/2023	08:00:00	2919,35
08/02/2023	09:00:00	3044,75
08/02/2023	10:00:00	3127,27
08/02/2023	11:00:00	3191,15
08/02/2023	12:00:00	3128,97
08/02/2023	13:00:00	3135,42
08/02/2023	14:00:00	3108,32
08/02/2023	15:00:00	3059,99
08/02/2023	16:00:00	2958,79
08/02/2023	17:00:00	2951,98
08/02/2023	18:00:00	3326,60
08/02/2023	19:00:00	3534,56
08/02/2023	20:00:00	3466,68
08/02/2023	21:00:00	3494,67
08/02/2023	22:00:00	3257,62
08/02/2023	23:00:00	3184,54
09/02/2023	00:00:00	3070,92
09/02/2023	01:00:00	2994,07
09/02/2023	02:00:00	2878,11
09/02/2023	03:00:00	2854,58
09/02/2023	04:00:00	2876,37
09/02/2023	05:00:00	2858,93
09/02/2023	06:00:00	2629,22
09/02/2023	07:00:00	2736,70
09/02/2023	08:00:00	2920,20
09/02/2023	09:00:00	3055,80
09/02/2023	10:00:00	3097,42
09/02/2023	11:00:00	3149,34
09/02/2023	12:00:00	3229,76
09/02/2023	13:00:00	3209,98
09/02/2023	14:00:00	3187,87
09/02/2023	15:00:00	3201,98
09/02/2023	16:00:00	3153,08
09/02/2023	17:00:00	3056,81
09/02/2023	18:00:00	3499,80

09/02/2023	19:00:00	3570,67
09/02/2023	20:00:00	3524,90
09/02/2023	21:00:00	3447,91
09/02/2023	22:00:00	3415,67
09/02/2023	23:00:00	3321,60
10/02/2023	00:00:00	3160,31
10/02/2023	01:00:00	3013,43
10/02/2023	02:00:00	3011,25
10/02/2023	03:00:00	2944,68
10/02/2023	04:00:00	2903,92
10/02/2023	05:00:00	2912,51
10/02/2023	06:00:00	2754,48
10/02/2023	07:00:00	2900,70
10/02/2023	08:00:00	3104,02
10/02/2023	09:00:00	3204,97
10/02/2023	10:00:00	3233,03
10/02/2023	11:00:00	3219,31
10/02/2023	12:00:00	3185,45
10/02/2023	13:00:00	3145,32
10/02/2023	14:00:00	3250,44
10/02/2023	15:00:00	3131,50
10/02/2023	16:00:00	3053,41
10/02/2023	17:00:00	3024,48
10/02/2023	18:00:00	3436,12
10/02/2023	19:00:00	3624,82
10/02/2023	20:00:00	3580,71
10/02/2023	21:00:00	3496,66
10/02/2023	22:00:00	3433,78
10/02/2023	23:00:00	3318,47
11/02/2023	00:00:00	3215,63
11/02/2023	01:00:00	3090,39
11/02/2023	02:00:00	3051,90
11/02/2023	03:00:00	2999,84
11/02/2023	04:00:00	2986,96
11/02/2023	05:00:00	2886,65
11/02/2023	06:00:00	2676,71
11/02/2023	07:00:00	2771,66
11/02/2023	08:00:00	2905,19
11/02/2023	09:00:00	3106,34
11/02/2023	10:00:00	3305,14
11/02/2023	11:00:00	3259,31
11/02/2023	12:00:00	3222,90
11/02/2023	13:00:00	3207,10
11/02/2023	14:00:00	3319,16
11/02/2023	15:00:00	3340,12
11/02/2023	16:00:00	3257,38

11/02/2023	17:00:00	3242,49
11/02/2023	18:00:00	3654,15
11/02/2023	19:00:00	3735,34
11/02/2023	20:00:00	3727,97
11/02/2023	21:00:00	3679,39
11/02/2023	22:00:00	3499,81
11/02/2023	23:00:00	3328,05
12/02/2023	00:00:00	3265,04
12/02/2023	01:00:00	3178,72
12/02/2023	02:00:00	3115,59
12/02/2023	03:00:00	3075,59
12/02/2023	04:00:00	2732,06
12/02/2023	05:00:00	2784,90
12/02/2023	06:00:00	2602,50
12/02/2023	07:00:00	2654,72
12/02/2023	08:00:00	2811,81
12/02/2023	09:00:00	3065,26
12/02/2023	10:00:00	3100,00
12/02/2023	11:00:00	3201,82
12/02/2023	12:00:00	3140,98
12/02/2023	13:00:00	3147,45
12/02/2023	14:00:00	3129,77
12/02/2023	15:00:00	3079,22
12/02/2023	16:00:00	3028,77
12/02/2023	17:00:00	3055,56
12/02/2023	18:00:00	3464,61
12/02/2023	19:00:00	3484,71
12/02/2023	20:00:00	3377,88
12/02/2023	21:00:00	3390,97
12/02/2023	22:00:00	3330,16
12/02/2023	23:00:00	3152,66
13/02/2023	00:00:00	2984,04
13/02/2023	01:00:00	2910,30
13/02/2023	02:00:00	2842,19
13/02/2023	03:00:00	2792,45
13/02/2023	04:00:00	2741,49
13/02/2023	05:00:00	2785,94
13/02/2023	06:00:00	2658,15
13/02/2023	07:00:00	2630,40
13/02/2023	08:00:00	2671,02
13/02/2023	09:00:00	2751,19
13/02/2023	10:00:00	2921,26
13/02/2023	11:00:00	2980,60
13/02/2023	12:00:00	2990,32
13/02/2023	13:00:00	3034,28
13/02/2023	14:00:00	3046,46

13/02/2023	15:00:00	3098,87
13/02/2023	16:00:00	2928,98
13/02/2023	17:00:00	3008,65
13/02/2023	18:00:00	3350,17
13/02/2023	19:00:00	3534,57
13/02/2023	20:00:00	3510,83
13/02/2023	21:00:00	3454,17
13/02/2023	22:00:00	3264,71
13/02/2023	23:00:00	3110,32
14/02/2023	00:00:00	2994,99
14/02/2023	01:00:00	2911,38
14/02/2023	02:00:00	2876,52
14/02/2023	03:00:00	2749,03
14/02/2023	04:00:00	2728,22
14/02/2023	05:00:00	2617,45
14/02/2023	06:00:00	2496,46
14/02/2023	07:00:00	2551,99
14/02/2023	08:00:00	2797,79
14/02/2023	09:00:00	3016,97
14/02/2023	10:00:00	3084,86
14/02/2023	11:00:00	3186,45
14/02/2023	12:00:00	3126,89
14/02/2023	13:00:00	3173,42
14/02/2023	14:00:00	3265,52
14/02/2023	15:00:00	3237,84
14/02/2023	16:00:00	3205,02
14/02/2023	17:00:00	3144,85
14/02/2023	18:00:00	3542,40
14/02/2023	19:00:00	3615,81
14/02/2023	20:00:00	3642,58
14/02/2023	21:00:00	3577,68
14/02/2023	22:00:00	3508,90
14/02/2023	23:00:00	3386,11
15/02/2023	00:00:00	3266,14
15/02/2023	01:00:00	3177,07
15/02/2023	02:00:00	3114,93
15/02/2023	03:00:00	3068,13
15/02/2023	04:00:00	3047,41
15/02/2023	05:00:00	3173,80
15/02/2023	06:00:00	2973,56
15/02/2023	07:00:00	2977,91
15/02/2023	08:00:00	2969,19
15/02/2023	09:00:00	3030,39
15/02/2023	10:00:00	3261,95
15/02/2023	11:00:00	3433,35
15/02/2023	12:00:00	3298,27

15/02/2023	13:00:00	3466,00
15/02/2023	14:00:00	3451,23
15/02/2023	15:00:00	3422,73
15/02/2023	16:00:00	3350,73
15/02/2023	17:00:00	3254,69
15/02/2023	18:00:00	3630,76
15/02/2023	19:00:00	3748,58
15/02/2023	20:00:00	3653,48
15/02/2023	21:00:00	3573,13
15/02/2023	22:00:00	3545,45
15/02/2023	23:00:00	3392,79
16/02/2023	00:00:00	3242,01
16/02/2023	01:00:00	3187,49
16/02/2023	02:00:00	3163,46
16/02/2023	03:00:00	3122,31
16/02/2023	04:00:00	3075,94
16/02/2023	05:00:00	3106,64
16/02/2023	06:00:00	2930,20
16/02/2023	07:00:00	3035,68
16/02/2023	08:00:00	3134,47
16/02/2023	09:00:00	3172,52
16/02/2023	10:00:00	3347,76
16/02/2023	11:00:00	3426,03
16/02/2023	12:00:00	3388,64
16/02/2023	13:00:00	3487,32
16/02/2023	14:00:00	3377,87
16/02/2023	15:00:00	3323,42
16/02/2023	16:00:00	3297,11
16/02/2023	17:00:00	3378,50
16/02/2023	18:00:00	3787,89
16/02/2023	19:00:00	3902,43
16/02/2023	20:00:00	3854,63
16/02/2023	21:00:00	3708,50
16/02/2023	22:00:00	3575,24
16/02/2023	23:00:00	3304,55
17/02/2023	00:00:00	3188,10
17/02/2023	01:00:00	3080,90
17/02/2023	02:00:00	3131,85
17/02/2023	03:00:00	3065,74
17/02/2023	04:00:00	1474,31
17/02/2023	05:00:00	846,95
17/02/2023	06:00:00	796,13
17/02/2023	07:00:00	810,75
17/02/2023	08:00:00	2594,85
17/02/2023	09:00:00	2966,39
17/02/2023	10:00:00	3260,91

17/02/2023	11:00:00	3444,46
17/02/2023	12:00:00	3310,82
17/02/2023	13:00:00	3394,30
17/02/2023	14:00:00	3343,81
17/02/2023	15:00:00	3275,01
17/02/2023	16:00:00	3242,80
17/02/2023	17:00:00	3272,36
17/02/2023	18:00:00	3625,57
17/02/2023	19:00:00	3723,97
17/02/2023	20:00:00	3794,86
17/02/2023	21:00:00	3823,63
17/02/2023	22:00:00	3714,80
17/02/2023	23:00:00	3632,87
18/02/2023	00:00:00	3407,97
18/02/2023	01:00:00	3305,56
18/02/2023	02:00:00	3165,58
18/02/2023	03:00:00	3133,12
18/02/2023	04:00:00	3162,32
18/02/2023	05:00:00	3217,63
18/02/2023	06:00:00	3086,86
18/02/2023	07:00:00	3091,91
18/02/2023	08:00:00	3258,39
18/02/2023	09:00:00	3493,10
18/02/2023	10:00:00	3616,06
18/02/2023	11:00:00	3586,93
18/02/2023	12:00:00	3523,82
18/02/2023	13:00:00	3590,00
18/02/2023	14:00:00	3601,85
18/02/2023	15:00:00	3541,75
18/02/2023	16:00:00	3511,10
18/02/2023	17:00:00	3541,12
18/02/2023	18:00:00	3865,88
18/02/2023	19:00:00	3615,49
18/02/2023	20:00:00	3741,77
18/02/2023	21:00:00	3816,51
18/02/2023	22:00:00	3666,70
18/02/2023	23:00:00	3458,62
19/02/2023	00:00:00	3505,24
19/02/2023	01:00:00	3441,40
19/02/2023	02:00:00	3343,25
19/02/2023	03:00:00	3332,56
19/02/2023	04:00:00	3201,07
19/02/2023	05:00:00	3201,47
19/02/2023	06:00:00	3035,94
19/02/2023	07:00:00	3097,85
19/02/2023	08:00:00	3229,50

19/02/2023	09:00:00	3361,21
19/02/2023	10:00:00	3308,23
19/02/2023	11:00:00	3442,55
19/02/2023	12:00:00	3538,22
19/02/2023	13:00:00	3456,47
19/02/2023	14:00:00	3436,30
19/02/2023	15:00:00	3412,55
19/02/2023	16:00:00	3357,16
19/02/2023	17:00:00	3375,35
19/02/2023	18:00:00	3667,36
19/02/2023	19:00:00	3902,88
19/02/2023	20:00:00	3908,96
19/02/2023	21:00:00	3901,51
19/02/2023	22:00:00	3783,37
19/02/2023	23:00:00	3627,30
20/02/2023	00:00:00	3495,79
20/02/2023	01:00:00	3368,85
20/02/2023	02:00:00	3360,94
20/02/2023	03:00:00	3329,94
20/02/2023	04:00:00	3238,62
20/02/2023	05:00:00	3176,53
20/02/2023	06:00:00	2876,25
20/02/2023	07:00:00	2859,84
20/02/2023	08:00:00	3037,74
20/02/2023	09:00:00	3106,97
20/02/2023	10:00:00	3245,79
20/02/2023	11:00:00	3375,86
20/02/2023	12:00:00	3322,92
20/02/2023	13:00:00	3468,49
20/02/2023	14:00:00	3175,33
20/02/2023	15:00:00	3113,95
20/02/2023	16:00:00	2977,86
20/02/2023	17:00:00	2997,89
20/02/2023	18:00:00	3353,31
20/02/2023	19:00:00	3605,25
20/02/2023	20:00:00	3551,30
20/02/2023	21:00:00	3579,49
20/02/2023	22:00:00	3486,47
20/02/2023	23:00:00	3333,02
21/02/2023	00:00:00	3190,10
21/02/2023	01:00:00	3086,77
21/02/2023	02:00:00	3050,64
21/02/2023	03:00:00	2954,53
21/02/2023	04:00:00	2907,94
21/02/2023	05:00:00	2851,63
21/02/2023	06:00:00	2712,11

21/02/2023	07:00:00	2748,91
21/02/2023	08:00:00	2653,67
21/02/2023	09:00:00	2638,83
21/02/2023	10:00:00	2751,95
21/02/2023	11:00:00	2886,11
21/02/2023	12:00:00	3087,97
21/02/2023	13:00:00	3098,53
21/02/2023	14:00:00	2997,06
21/02/2023	15:00:00	2971,59
21/02/2023	16:00:00	2910,30
21/02/2023	17:00:00	2939,08
21/02/2023	18:00:00	3346,68
21/02/2023	19:00:00	3431,89
21/02/2023	20:00:00	3455,95
21/02/2023	21:00:00	3439,75
21/02/2023	22:00:00	3306,62
21/02/2023	23:00:00	3161,98
22/02/2023	00:00:00	3093,81
22/02/2023	01:00:00	2986,35
22/02/2023	02:00:00	2921,29
22/02/2023	03:00:00	2874,40
22/02/2023	04:00:00	2881,67
22/02/2023	05:00:00	3011,17
22/02/2023	06:00:00	2805,91
22/02/2023	07:00:00	2680,05
22/02/2023	08:00:00	2888,51
22/02/2023	09:00:00	3044,22
22/02/2023	10:00:00	3161,49
22/02/2023	11:00:00	3277,24
22/02/2023	12:00:00	3360,04
22/02/2023	13:00:00	3367,48
22/02/2023	14:00:00	3220,84
22/02/2023	15:00:00	3272,87
22/02/2023	16:00:00	3183,71
22/02/2023	17:00:00	3205,12
22/02/2023	18:00:00	1040,35
22/02/2023	19:00:00	3485,54
22/02/2023	20:00:00	3680,85
22/02/2023	21:00:00	3532,75
22/02/2023	22:00:00	3496,10
22/02/2023	23:00:00	3278,26
23/02/2023	00:00:00	3188,35
23/02/2023	01:00:00	3188,67
23/02/2023	02:00:00	3107,13
23/02/2023	03:00:00	3099,03
23/02/2023	04:00:00	3033,35

23/02/2023	05:00:00	3010,72
23/02/2023	06:00:00	2823,58
23/02/2023	07:00:00	2920,81
23/02/2023	08:00:00	3081,57
23/02/2023	09:00:00	3226,50
23/02/2023	10:00:00	3384,14
23/02/2023	11:00:00	3506,02
23/02/2023	12:00:00	3490,56
23/02/2023	13:00:00	3370,37
23/02/2023	14:00:00	3285,50
23/02/2023	15:00:00	3366,88
23/02/2023	16:00:00	3352,91
23/02/2023	17:00:00	3312,85
23/02/2023	18:00:00	3706,68
23/02/2023	19:00:00	3876,38
23/02/2023	20:00:00	3825,54
23/02/2023	21:00:00	3815,27
23/02/2023	22:00:00	3676,88
23/02/2023	23:00:00	3516,40
24/02/2023	00:00:00	3312,36
24/02/2023	01:00:00	3241,40
24/02/2023	02:00:00	3123,63
24/02/2023	03:00:00	3103,71
24/02/2023	04:00:00	3083,40
24/02/2023	05:00:00	3082,41
24/02/2023	06:00:00	2857,67
24/02/2023	07:00:00	2852,55
24/02/2023	08:00:00	3072,26
24/02/2023	09:00:00	3190,13
24/02/2023	10:00:00	3324,28
24/02/2023	11:00:00	3429,88
24/02/2023	12:00:00	3453,22
24/02/2023	13:00:00	3457,70
24/02/2023	14:00:00	3478,63
24/02/2023	15:00:00	3438,23
24/02/2023	16:00:00	3333,89
24/02/2023	17:00:00	3349,38
24/02/2023	18:00:00	3700,16
24/02/2023	19:00:00	3696,00
24/02/2023	20:00:00	3734,01
24/02/2023	21:00:00	3611,16
24/02/2023	22:00:00	3539,13
24/02/2023	23:00:00	3465,03
25/02/2023	00:00:00	3303,92
25/02/2023	01:00:00	3212,12
25/02/2023	02:00:00	3126,84

25/02/2023	03:00:00	3054,11
25/02/2023	04:00:00	3075,76
25/02/2023	05:00:00	2992,23
25/02/2023	06:00:00	2833,05
25/02/2023	07:00:00	2744,70
25/02/2023	08:00:00	2755,02
25/02/2023	09:00:00	2818,03
25/02/2023	10:00:00	2965,29
25/02/2023	11:00:00	3069,16
25/02/2023	12:00:00	3101,81
25/02/2023	13:00:00	3194,56
25/02/2023	14:00:00	3185,49
25/02/2023	15:00:00	3213,86
25/02/2023	16:00:00	3224,61
25/02/2023	17:00:00	3169,36
25/02/2023	18:00:00	3592,12
25/02/2023	19:00:00	3643,84
25/02/2023	20:00:00	3684,36
25/02/2023	21:00:00	3612,56
25/02/2023	22:00:00	3516,97
25/02/2023	23:00:00	3391,32
26/02/2023	00:00:00	3253,93
26/02/2023	01:00:00	3139,99
26/02/2023	02:00:00	3043,01
26/02/2023	03:00:00	3017,51
26/02/2023	04:00:00	2965,04
26/02/2023	05:00:00	2989,29
26/02/2023	06:00:00	2753,06
26/02/2023	07:00:00	2759,04
26/02/2023	08:00:00	2920,41
26/02/2023	09:00:00	3044,68
26/02/2023	10:00:00	3108,77
26/02/2023	11:00:00	3173,78
26/02/2023	12:00:00	3151,47
26/02/2023	13:00:00	3166,34
26/02/2023	14:00:00	3181,59
26/02/2023	15:00:00	3146,97
26/02/2023	16:00:00	3180,61
26/02/2023	17:00:00	3184,16
26/02/2023	18:00:00	3520,80
26/02/2023	19:00:00	3588,56
26/02/2023	20:00:00	3602,31
26/02/2023	21:00:00	3561,86
26/02/2023	22:00:00	3479,48
26/02/2023	23:00:00	3376,73
27/02/2023	00:00:00	3310,20

27/02/2023	01:00:00	3211,00
27/02/2023	02:00:00	3144,93
27/02/2023	03:00:00	3120,33
27/02/2023	04:00:00	3123,99
27/02/2023	05:00:00	3114,77
27/02/2023	06:00:00	2868,18
27/02/2023	07:00:00	2892,26
27/02/2023	08:00:00	3122,56
27/02/2023	09:00:00	3248,67
27/02/2023	10:00:00	3373,93
27/02/2023	11:00:00	3528,29
27/02/2023	12:00:00	3451,82
27/02/2023	13:00:00	3458,85
27/02/2023	14:00:00	3550,89
27/02/2023	15:00:00	3460,47
27/02/2023	16:00:00	3435,66
27/02/2023	17:00:00	3457,66
27/02/2023	18:00:00	3797,79
27/02/2023	19:00:00	3924,69
27/02/2023	20:00:00	3868,36
27/02/2023	21:00:00	3792,78
27/02/2023	22:00:00	3698,09
27/02/2023	23:00:00	3562,69
28/02/2023	00:00:00	3415,89

28/02/2023	01:00:00	3215,77
28/02/2023	02:00:00	3175,75
28/02/2023	03:00:00	3067,14
28/02/2023	04:00:00	3053,63
28/02/2023	05:00:00	3040,42
28/02/2023	06:00:00	2875,39
28/02/2023	07:00:00	2972,38
28/02/2023	08:00:00	3123,91
28/02/2023	09:00:00	3191,03
28/02/2023	10:00:00	3289,77
28/02/2023	11:00:00	3415,11
28/02/2023	12:00:00	3454,38
28/02/2023	13:00:00	3501,05
28/02/2023	14:00:00	3564,06
28/02/2023	15:00:00	3523,31
28/02/2023	16:00:00	3272,25
28/02/2023	17:00:00	3307,14
28/02/2023	18:00:00	3718,75
28/02/2023	19:00:00	3715,93
28/02/2023	20:00:00	3610,40
28/02/2023	21:00:00	3508,95
28/02/2023	22:00:00	3506,90
28/02/2023	23:00:00	3332,32

ALGORITMO IMPLEMENTADO EN PYTHON

```
# --- ENCABEZADO DEL PROYECTO ---
print("\n" + "="*200)
print("{:^200}".format("ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL"))
print("{:^200}".format("Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación"))
print("="*200 + "\n")

titulo = "IDENTIFICACIÓN DE AUMENTOS INUSUALES DE DEMANDA EN REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA MEDIANTE ESTIMACIÓN DE ESTADOS PARA LA DISMINUCIÓN DE PÉRDIDAS"
print("{:^200}".format(""" + titulo + """) + "\n")

print("{:^200}".format("Previo la obtención del Título de:"))
print("{:^200}".format("MAGÍSTER EN ELECTRICIDAD, MENCIÓN SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA\n"))

print("{:^200}".format("Autor:"))
print("{:^200}".format("Ing. Hamilton Jaime Bejeguen Naranjo\n"))

print("{:^200}".format("GUAYAQUIL - ECUADOR"))
print("{:^200}".format("Año: 2025"))
print("="*200)
```

```

print()

# --- LIBRERÍAS ---
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import os

# --- CONFIGURACIÓN DE ESTILO VISUAL ---
sns.set_theme(style="darkgrid")
plt.rcParams["figure.figsize"] = (10, 5)

# --- PARÁMETROS INICIALES DEL SISTEMA ---
class SystemParameters:
    def __init__(self):
        self.num_buses = 13
        self.base_kv = 4.16
        self.base_kva = 1000.0
        self.base_z = (self.base_kv * 1000** 2) / (self.base_kva*1000)
        self.max_iterations = 100
        self.tolerance = 1e-6
        self.confidence_level = 0.95

params = SystemParameters()

# --- CLASES BASE DEL SISTEMA ---
class Bus:
    def __init__(self, bus_id, type='PQ', v_mag=1.0, v_ang=0.0):
        self.id = bus_id
        self.type = type
        self.voltage_magnitude = v_mag
        self.voltage_angle = v_ang
        self.p_load = 0.0
        self.q_load = 0.0
        self.p_gen = 0.0
        self.q_gen = 0.0

class Branch:
    def __init__(self, from_bus, to_bus, r, x):
        self.from_bus = from_bus
        self.to_bus = to_bus
        self.r = r
        self.x = x
        self.z = complex(r, x)
        self.y = 1 / self.z

# --- SISTEMA IEEE13 ---
class IEEE13System:
    def __init__(self, params):
        self.params = params
        self.buses = {i: Bus(i, type='Slack' if i == 1 else 'PQ') for i in
range(1, params.num_buses + 1)}
        self.branches = []
        self._load_branch_data()

    def _load_branch_data(self):

```

```

        self.branch_data = [
            (1, 2, 0.0005, 0.0012), (2, 3, 0.0015, 0.0036), (3, 4, 0.0251,
0.0294),
            (4, 5, 0.0108, 0.0127), (5, 6, 0.0157, 0.0184), (6, 7, 0.0157,
0.0184),
            (7, 8, 0.0157, 0.0184), (8, 9, 0.0157, 0.0184), (9, 10, 0.0157,
0.0184),
            (10, 11, 0.0157, 0.0184), (11, 12, 0.0157, 0.0184), (12, 13,
0.0157, 0.0184)
        ]
        for from_bus, to_bus, r, x in self.branch_data:
            self.branches.append(Branch(from_bus, to_bus, r, x))

    def impedance_matrix(self):
        Z = np.zeros((self.params.num_buses, self.params.num_buses),
dtype=complex)
        for branch in self.branches:
            i = branch.from_bus - 1
            j = branch.to_bus - 1
            Z[i, j] = branch.z
            Z[j, i] = branch.z
        return Z

    def admittance_matrix(self):
        Y = np.zeros((self.params.num_buses, self.params.num_buses),
dtype=complex)
        for branch in self.branches:
            i = branch.from_bus - 1
            j = branch.to_bus - 1
            Y[i, i] += branch.y
            Y[j, j] += branch.y
            Y[i, j] -= branch.y
            Y[j, i] -= branch.y
        return Y

    def power_flow_gauss_seidel(self):
        Ybus = self.admittance_matrix()
        V = np.ones(self.params.num_buses, dtype=complex)
        for _ in range(self.params.max_iterations):
            V_prev = V.copy()
            for i in range(1, self.params.num_buses):
                Pi = self.buses[i+1].p_gen - self.buses[i+1].p_load
                Qi = self.buses[i+1].q_gen - self.buses[i+1].q_load
                sum_term = sum(Ybus[i, j]*V[j] for j in
range(self.params.num_buses) if j != i)
                V[i] = (1 / Ybus[i, i]) * ((Pi - 1j*Qi)/np.conj(V[i]) -
sum_term)
            if np.max(np.abs(V - V_prev)) < self.params.tolerance:
                break
        return V

# -----Configuración del entorno de visualización
plt.style.use('default') # Usando estilo por defecto de matplotlib
sns.set_theme() # Aplicando tema de seaborn
sns.set_palette("husl")

print("---Configuración inicial completada:---")

```

```

print(f"Número de buses: {params.num_buses}")
print(f"Voltaje base: {params.base_kv} kV")
print(f"Potencia base: {params.base_kva} kVA")
print(f"Impedancia base: {params.base_z:.2f} Ω")
print(f"Nivel de confianza: {params.confidence_level*100}%")

# Definir los datos de las líneas (branch_data)
branch_data = [
    (1, 2, 0.0005, 0.0012),
    (2, 3, 0.0015, 0.0036),
    (3, 4, 0.0251, 0.0294),
    (4, 5, 0.0108, 0.0127),
    (5, 6, 0.0157, 0.0184),
    (6, 7, 0.0157, 0.0184),
    (7, 8, 0.0157, 0.0184),
    (8, 9, 0.0157, 0.0184),
    (9, 10, 0.0157, 0.0184),
    (10, 11, 0.0157, 0.0184),
    (11, 12, 0.0157, 0.0184),
    (12, 13, 0.0157, 0.0184)
]

# Crear y mostrar la tabla de parámetros de las líneas
columnas = ["Desde (Bus)", "Hacia (Bus)", "R (pu)", "X (pu)", "|Z| (pu)",
            "|Y| (pu)"]
tabla_lineas = []

for desde, hacia, r, x in branch_data:
    z = complex(r, x)
    y = 1 / z
    tabla_lineas.append([desde, hacia, round(r, 6), round(x, 6),
        round(abs(z), 6), round(abs(y), 6)])

df_lineas = pd.DataFrame(tabla_lineas, columns=columnas)
print("\n--- PARÁMETROS DE LAS LÍNEAS DEL SISTEMA IEEE 13 BARRAS ---")
display(df_lineas)

# --- MATRIZ DE IMPEDANCIA Y ADMITANCIA ---
system = IEEE13System(params)
Z = system.impedance_matrix()
Y = system.admittance_matrix()

# --- Mostrar la matriz de impedancia Z de forma legible ---
print("\n--- Matriz de Impedancia Z ---")
bus_labels = [f"Barra {i+1}" for i in range(params.num_buses)]
Z_df = pd.DataFrame(Z, index=bus_labels, columns=bus_labels)
Z_df_formatted = Z_df.apply(lambda col: col.map(lambda z: f"{z.real:.4f} +
j{z.imag:.4f}"))
display(Z_df_formatted)

# --- Mostrar la matriz de admitancia Y de forma legible ---
print("\n--- Matriz de Admitancia Y ---")
bus_labels = [f"Barra {i+1}" for i in range(params.num_buses)]
Y_df = pd.DataFrame(Y, index=bus_labels, columns=bus_labels)
Y_df_formatted = Y_df.apply(lambda col: col.map(lambda y: f"{y.real:.4f} +
j{y.imag:.4f}"))
display(Y_df_formatted)

```

```

# --- FLUJO DE CARGA GAUSS-SEIDEL ---
V = system.power_flow_gauss_seidel()
print("\n--- Resultados del Flujo de Potencia (Gauss-Seidel) ---")
for i, v in enumerate(V, start=1):
    print(f"Barra {i}: {abs(v):.4f} p.u., ángulo: {np.angle(v,
deg=True):.2f}°")

# En las siguientes secciones se continua con:
# - Estimador BCB
# - Pérdidas técnicas  $I^2R$ 
# - Perfil de día típico vs con pérdidas
# - Análisis estadístico por día
# - Visualización de pérdidas técnicas y no técnicas
# - Detección de aumentos inusuales por día

# Indicar al usuario que el código base está listo para continuar con
cálculos avanzados
print("\n...Configuración del sistema, líneas, matrices y flujo de carga
listos. Continúe con el estimador y análisis de pérdidas...")

# PARTE 2: Implementación del estimador de estados BCB con matriz H y
mediciones

class StateEstimatorBCB:
    def __init__(self, system):
        self.system = system
        self.Y = system.admittance_matrix()
        self.num_buses = system.params.num_buses

    def compute_H_matrix(self, V):
        """Construye la matriz H (Jacobiana) para estimación de estados"""
        H = np.zeros((self.num_buses - 1, self.num_buses), dtype=float)
        for i in range(1, self.num_buses):
            for j in range(self.num_buses):
                if i == j:
                    H[i-1, j] = 1.0 # Parcial de V respecto a sí mismo
                else:
                    H[i-1, j] = 0.0
        return H

    def estimate_states(self, V_measured):
        """Estimación de estados usando pseudo-inversa de H"""
        H = self.compute_H_matrix(V_measured)
        z = np.abs(V_measured[1:]) # mediciones desde la barra 2
        x_hat = np.linalg.pinv(H) @ z
        x_hat_full = np.insert(x_hat, 0, 1.0) # insertar estado conocido de
la slack bus
        return x_hat_full

# Ejecución del estimador
estimator = StateEstimatorBCB(system)
V_measured = V + np.random.normal(0, 0.005, len(V)) # Añadir pequeña
perturbación
V_estimated = estimator.estimate_states(V_measured)

# Mostrar resultados de la estimación

```

```

#print("\n--- Estimación de Estados con el Método BCB ---")
#for i, v in enumerate(V_estimated, start=1):
#    print(f"Barra {i}: {v:.4f} p.u.")

# --- PARTE 3: ESTIMACIÓN DE ESTADOS Y CÁLCULO DE PÉRDIDAS CON BCB ---

class StateEstimatorBCB:
    def __init__(self, system):
        self.system = system
        self.Ybus = system.admittance_matrix()
        self.num_buses = system.params.num_buses

    def build_H_matrix(self):
        H = np.zeros((self.num_buses, self.num_buses))
        np.fill_diagonal(H, 1)
        return H

    def estimate_states(self, v_measured):
        H = self.build_H_matrix()
        z = np.array([v_measured.get(i+1, 1.0) for i in
range(self.num_buses)])
        x_hat = np.linalg.pinv(H.T @ H) @ H.T @ z
        return x_hat

    def calculate_branch_currents(self, V_est):
        I_branches = []
        for branch in self.system.branches:
            i = branch.from_bus - 1
            j = branch.to_bus - 1
            I = (V_est[i] - V_est[j]) / branch.z
            I_branches.append((i+1, j+1, I))
        return I_branches

    def calculate_technical_losses(self, V_est):
        losses = []
        total_loss = 0
        for branch in self.system.branches:
            i = branch.from_bus - 1
            j = branch.to_bus - 1
            I = (V_est[i] - V_est[j]) / branch.z
            Ploss = (abs(I) ** 2) * branch.r
            total_loss += Ploss
            losses.append((i+1, j+1, Ploss))
        return losses, total_loss

# Suponiendo que 'system' ya fue definido en la parte anterior:
estimator_bcb = StateEstimatorBCB(system)

# Simulamos mediciones de voltajes (puedes cambiarlas según tu caso real)
v_medidas = {1: 1.00, 7: 0.98, 13: 0.97}

# Estimar estados de voltaje
v_estimados = estimator_bcb.estimate_states(v_medidas)

# Calcular pérdidas técnicas
perdidas_por_linea, perdida_total_pu =
estimator_bcb.calculate_technical_losses(v_estimados)

```

```

# Mostrar estados estimados de voltaje
print("\n--- Estados Estimados de Voltaje por Barra (Método BCB) ---")
for i, v in enumerate(v_estimados, start=1):
    print(f"(Barra {i}): {v:.4f} p.u.")

# Mostrar pérdidas por línea
print("\n--- Pérdidas Técnicas por Rama (Estimación BCB) ---")

# Crear DataFrame para resumen tabular
lineas = [f"{desde}→{hasta}" for desde, hasta, _ in perdidas_por_linea]
pérdidas = [ploss for _, _, ploss in perdidas_por_linea]
df_perdidas = pd.DataFrame({
    "Línea": lineas,
    "Pérdida Técnica (p.u.)": pérdidas
})
print(df_perdidas.to_string(index=False))

# Mostrar total de pérdidas
print(f"\n Pérdida Técnica Total Estimada: {perdida_total_pu:.6f} p.u.")

# GRAFICA DE BARRAS DE PERDIDAS TECNICAS POR LINEA
plt.style.use('default')
fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 5))
sns.barplot(x="Línea", y="Pérdida Técnica (p.u.)", data=df_perdidas, ax=ax)

# Título y etiquetas
ax.set_title("Pérdidas Técnicas por Línea (Estimador BCB)", fontsize=13,
fontweight='bold')
ax.set_xlabel("Línea", fontsize=12)
ax.set_ylabel("Pérdida Técnica (p.u.)", fontsize=12)
plt.xticks(rotation=45)

# AÑADIR VALORES ENCIMA DE LAS BARRAS (ajustado para que no se salgan)
for bar in ax.patches:
    height = bar.get_height()
    if height > 0:
        ax.text(
            bar.get_x() + bar.get_width() / 2,
            height + 0.0002, # Ajuste más bajo
            f'{height:.4f}',
            ha='center',
            va='bottom',
            fontsize=9
        )

# Estilo de rejilla
ax.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)

plt.tight_layout()
plt.show()

from tabulate import tabulate

# --- PARTE 4: CÁLCULO Y ANALISIS DE PÉRDIDAS NO TECNICAS ---

# Leer archivo actualizado

```

```

archivo_datos_actualizado = "DATOS INICIALES ALIMENTADOR.xlsx"
df_datos = pd.read_excel(archivo_datos_actualizado)

# Unir fecha y hora en un datetime
df_datos['DATETIME'] = pd.to_datetime(df_datos['FECHA'].astype(str) + ' ' +
df_datos['HORA'].astype(str), errors='coerce')
df_datos = df_datos.dropna(subset=['DATETIME'])

# Extraer nombre del día de la semana y hora
df_datos['DIA_NOMBRE'] = df_datos['DATETIME'].dt.day_name()
df_datos['HORA_REDONDEADA'] = df_datos['DATETIME'].dt.strftime('%H:%M:%S')

# Calcular promedio horario para cada día de la semana real (lunes a domingo)
dias_semana = ['Monday', 'Tuesday', 'Wednesday', 'Thursday', 'Friday',
'Saturday', 'Sunday']
tabla_completa = pd.DataFrame({'Hora': range(1, 25)})

# Obtener la lista de horas del día
horas_dia = sorted(df_datos['HORA_REDONDEADA'].unique())
tabla_completa['Hora_Texto'] = horas_dia

# Añadir columnas de cada día
for dia, nombre_col in zip(dias_semana, ['LUNES', 'MARTES', 'MIERCOLES',
'JUEVES', 'VIERNES', 'SABADO', 'DOMINGO']):
    grupo = df_datos[df_datos['DIA_NOMBRE'] == dia]
    promedio_por_hora =
grupo.groupby('HORA_REDONDEADA')['KW'].mean().reindex(horas_dia).reset_index(
drop=True)
    tabla_completa[nombre_col] = promedio_por_hora

# Calcular día típico
dia_tipico =
df_datos.groupby('HORA_REDONDEADA')['KW'].mean().reindex(horas_dia).reset_inde
x(drop=True)
tabla_completa['DIA TIPICO'] = dia_tipico.round(2)

# Eliminar columna auxiliar de hora en texto si no se requiere
tabla_completa.drop(columns='Hora_Texto', inplace=True)

# Exportar todo a una sola hoja en Excel
ruta_final = "SERIES_TIEMPO_TIPICAS_24HORAS_UNIFICADA.xlsx"
tabla_completa.to_excel(ruta_final, index=False)

ruta_final

#_____

# Cargar los datos
archivo_series = 'SERIES_TIEMPO_TIPICAS_24HORAS_UNIFICADA.xlsx'
df_series = pd.read_excel(archivo_series)

# Asegurar nombres de columnas esperados
dias_semana = ['LUNES', 'MARTES', 'MIERCOLES', 'JUEVES', 'VIERNES', 'SABADO',
'DOMINGO']
hora_col = 'Hora'

# Convertir la columna 'Hora' en una representación legible de tiempo

```



```

horas_str = [(str(int(h - 1)).zfill(2) + ":00") for h in df_series[hora_col]]

# Graficar las series de tiempo
plt.figure(figsize=(14, 8))

for dia in dias_semana:
    if dia in df_series.columns:
        plt.plot(horas_str, df_series[dia], label=dia.capitalize())

# Añadir el día típico si existe
if 'DIA TIPICO' in df_series.columns:
    plt.plot(horas_str, df_series['DIA TIPICO'], label='Día Típico',
             color='black', linewidth=2.5, linestyle='--')

plt.title("Series de Tiempo Típicas de 24 Horas por Día", fontsize=14,
          fontweight='bold')
plt.xlabel("Hora del Día")
plt.ylabel("Potencia Promedio (kW)")
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

# _____
# CARGA DE ARCHIVOS
file_tipico = "SERIES_TIEMPO_TIPICAS_24HORAS_UNIFICADA.xlsx"
file_hurto = "CONSUMO_NO_REGISTRADO.xlsx"

df_tipico = pd.read_excel(file_tipico)
df_robo = pd.read_excel(file_hurto)

# Identificar columnas de días
dias_semana = ["lunes", "martes", "miercoles", "jueves", "viernes", "sabado",
               "domingo"]
columnas_dias = [col for col in df_tipico.columns if any(d in col.lower() for
d in dias_semana)]
columnas_dias = sorted(columnas_dias, key=lambda d:
dias_semana.index(d.lower()))

# Columnas del archivo de pérdidas no técnicas
columna_robo = "Consumo No Registrado - Caso 3"
columna_no_tecnica = "Consumo No Registrado - Caso 0"

# Inicializar lista de resultados
resultados = []
energia_diaria = []

for col in columnas_dias:
    perfil_tipico = df_tipico[col].values

    # Asignar perfil de pérdida según el día
    if any(d in col.lower() for d in ["miercoles"]):
        perfil_robo = df_robo[columna_robo].values
    else:
        perfil_robo = df_robo[columna_no_tecnica].values

```

```

perfil_total = perfil_tipico + perfil_robo

# Gráficos de Consumo por día
print()
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(perfil_tipico, label=f"{col} - Día Típico", marker='o')
plt.plot(perfil_robo, marker='x', label='Consumo No Registrado')
plt.plot(perfil_total, label=f"{col} - Con Pérdidas", marker='s')
plt.title(f"Perfil de Carga - {col.title()}", fontsize=13,
fontweight='bold')
plt.xlabel("Hora del Día")
plt.ylabel(" (kW) ")
plt.legend()
plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.tight_layout()
plt.show()
print()

#-----
# --- CÁLCULOS DE ENERGÍA ---
energia_tipica = perfil_tipico.sum()
energia_robo = perfil_robo.sum()
perdida_tecnica_kwh = perdida_total_pu * params.base_kva * 24 #
Asumiendo p.u. convertidos
energia_total = perfil_total.sum() + perdida_tecnica_kwh

# --- PORCENTAJES ---
porc_tecnica = perdida_tecnica_kwh / energia_total * 100
porc_robo = energia_robo / energia_total * 100
porc_util = 100 - porc_tecnica - porc_robo

# --- CURVA ENERGIA ACUMULADA POR HORA ---
plt.figure(figsize=(10, 5))
plt.plot(np.cumsum(perfil_tipico), label="Carga Día Típico", linewidth=2)
plt.plot(np.cumsum(perfil_total), label="Carga Total con Pérdida No
Técnica", linewidth=2)
plt.title("Curva Acumulada de Energía del Día", fontsize=13,
fontweight='bold')
plt.xlabel("Hora del Día")
plt.ylabel("Energía Acumulada (kWh) ")
plt.legend()
plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.tight_layout()
plt.show()

# --- MOSTRAR RESULTADOS PERDIDAS---
print("\n--- RESUMEN DE PERDIDAS POR DIA---")
print(f"Energía Registrada: {energia_tipica:.2f} kWh ({porc_util:.2f}%)")
print(f"Pérdida Técnica Estimada: {perdida_tecnica_kwh:.2f} kWh
({porc_tecnica:.2f}%)")
print(f"Pérdida No Técnica: {energia_robo:.2f} kWh ({porc_robo:.2f}%)")
print()

#-----

# Estadísticas

```

```

media_tipico = np.mean(perfil_tipico)
desv_tipico = np.std(perfil_tipico)
media_total = np.mean(perfil_total)

# Criterio más estricto para que se detecte la anomalía
k = 1 # Factor de sensibilidad estadística
umbral_alerta = media_tipico + k * desv_tipico
hay_anomalia = media_total > umbral_alerta

resultados.append({
    "Día": col,
    "Media Típico": round(media_tipico, 2),
    "Desv. Típico": round(desv_tipico, 2),
    "Media Total": round(media_total, 2),
    "Umbral ( $\mu + k\sigma$ )": round(umbral_alerta, 2),
    "¿Aumento Inusual?": "Sí" if hay_anomalia else "No"
})

energia_diaria.append({
    "Día": col,
    "Energía Registrada (kWh)": energia_tipica,
    "Pérdida Técnica (kWh)": perdida_tecnica_kwh,
    "Pérdida No Técnica (kWh)": energia_robo,
    "Energía Total (kWh)": energia_total
})

df_energia = pd.DataFrame(energia_diaria)

# Calcular energía total
df_energia['Energía Total (kWh)'] = df_energia['Energía Registrada (kWh)'] +
df_energia['Pérdida Técnica (kWh)'] + df_energia['Pérdida No Técnica (kWh)']

# Calcular porcentajes
df_energia['% Registrada'] = 100 * df_energia['Energía Registrada (kWh)'] /
df_energia['Energía Total (kWh)']
df_energia['% Pérdida Técnica'] = 100 * df_energia['Pérdida Técnica (kWh)'] /
df_energia['Energía Total (kWh)']
df_energia['% Pérdida No Técnica'] = 100 * df_energia['Pérdida No Técnica
(kWh)'] / df_energia['Energía Total (kWh)']

# _____

# Preparar el gráfico
fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 7))

bar1 = ax.bar(df_energia['Día'], df_energia['% Registrada'],
label='Registrada', color='#4CAF50', edgecolor='white')
bar2 = ax.bar(df_energia['Día'], df_energia['% Pérdida Técnica'],
bottom=df_energia['% Registrada'], label='Pérdida Técnica',
color='#FFA000', edgecolor='white')
bar3 = ax.bar(df_energia['Día'], df_energia['% Pérdida No Técnica'],
bottom=df_energia['% Registrada'] + df_energia['% Pérdida Técnica'],
label='Pérdida No Técnica', color='#5C6BC0', edgecolor='white')

# Añadir etiquetas numéricas

```

```

for i in range(len(df_energia)):
    total = 100
    ax.text(i, df_energia['% Registrada'][i]/2, f"{df_energia['% Registrada'][i]:.2f}%", ha='center', color='white', fontsize=10)
    ax.text(i, df_energia['% Registrada'][i] + df_energia['% Pérdida Técnica'][i]/2, f"{df_energia['% Pérdida Técnica'][i]:.2f}%", ha='center', color='black', fontsize=10)
    if df_energia['% Pérdida No Técnica'][i] > 0:
        ax.text(i, df_energia['% Registrada'][i] + df_energia['% Pérdida Técnica'][i] + df_energia['% Pérdida No Técnica'][i]/2, f"{df_energia['% Pérdida No Técnica'][i]:.2f}%", ha='center', color='white', fontsize=10)

ax.set_title('Distribución Porcentual de la Energía por Día', fontsize=14, fontweight='bold')
ax.set_ylabel('Porcentaje (%)')
ax.set_xlabel('Día de la Semana')
ax.legend()
ax.set_ylim(0, 110)
ax.grid(axis='y', linestyle='--', alpha=0.7)
plt.xticks(rotation=0)
plt.tight_layout()
plt.show()

#
#
# Mostrar tabla formateada
tabla_resultado = tabulate(resultados, headers='keys', tablefmt='fancy_grid', showindex=False, floatfmt=".2f")
print("\n Análisis Estadístico por Día - Alertas de Aumentos Inusuales:\n")

# Ajuste de factor k ( sensibilidad de deteccion)
print(f"\n Ajuste de sensibilidad k = {k:.2f}")
print(f"\n La alerta de Aumento Inusual se ACTIVA cuando: Media Total > Umbral( $\mu + k\sigma$ )")
print(tabla_resultado)
print()
df_resultados = pd.DataFrame(resultados)

# Gráfico de barras de Media Total vs Umbral
plt.figure(figsize=(12, 6))
sns.barplot(x="Día", y="Media Total", data=df_resultados, label="Media Total", color='skyblue')
sns.lineplot(x="Día", y="Umbral ( $\mu + k\sigma$ )", data=df_resultados, label="Umbral ( $\mu + k\sigma$ )", color='red', linewidth=2, marker="o")

plt.title("Media Total por Día vs Umbral de Alerta ( $\mu + k\sigma$ )", fontsize=14, fontweight='bold')
plt.xlabel("Día de la Semana")
plt.ylabel("Energía (kWh)")
plt.legend()
plt.grid(True, linestyle="--", alpha=0.6)
plt.tight_layout()
plt.xticks(rotation=45)
plt.show()

# Gráfico tipo pastel de cantidad de días con y sin anomalía
conteo_anomalias = df_resultados["¿Aumento Inusual?"].value_counts()

```

```

labels = conteo_anomalias.index
sizes = conteo_anomalias.values

# Definir colores y explode dinámicamente
colors = ["orange" if label == "Sí" else "green" for label in labels]
explode = [0.08 if label == "Sí" else 0.02 for label in labels]

plt.figure(figsize=(6, 5))
plt.pie(
    sizes,
    labels=labels,
    autopct="%1.1f%%",
    startangle=120,
    colors=colors,
    explode=explode,
    shadow=True
)

plt.title("Distribución de Días con y sin Aumentos Inusuales de Demanda",
    fontsize=13, fontweight='bold')
plt.axis('equal')
plt.tight_layout()
plt.legend()
plt.show()

# Mostrar recuadro de resultados
print("---Resumen de Energía por Día:---")
display(df_energia)
print()

# Graficar los resultados

plt.figure(figsize=(14, 7))

# Graficar líneas con sus respectivos colores profesionales
plt.plot(df_energia['Día'], df_energia['Energía Registrada (kWh)'],
    marker='o', label='Registrada', linewidth=2, color='#F48FB1') # Rosa
plt.plot(df_energia['Día'], df_energia['Pérdida Técnica (kWh)'], marker='o',
    label='Técnica', linewidth=2, color='#FFB74D') # Amarillo suave
plt.plot(df_energia['Día'], df_energia['Pérdida No Técnica (kWh)'],
    marker='o', label='No Registrada', linewidth=2, color='#81C784') # Verde
    esmeralda
plt.plot(df_energia['Día'], df_energia['Energía Total (kWh)'], marker='o',
    label='Total', linewidth=2, color='#26C6DA') # Celeste profesional

# Agregar etiquetas numéricas
for i in range(len(df_energia)):
    # Energía Registrada (debajo del punto)
    plt.text(df_energia['Día'][i], df_energia['Energía Registrada (kWh)'][i]
    - 3000,
        f"{df_energia['Energía Registrada (kWh)'][i]:.0f}",
        ha='center', fontsize=9, color='#F48FB1')

    # Pérdida Técnica (debajo del punto)
    plt.text(df_energia['Día'][i], df_energia['Pérdida Técnica (kWh)'][i] +
    1000,
        f"{df_energia['Pérdida Técnica (kWh)'][i]:.0f}",

```

```

        ha='left', fontsize=9, color='#FFB74D')

    # Pérdida No Técnica (encima)
    plt.text(df_energia['Día'][i], df_energia['Pérdida No Técnica (kWh)'][i]
+ 1200,
            f"{df_energia['Pérdida No Técnica (kWh)'][i]:,.0f}",
            ha='right', fontsize=9, color='#81C784')

    # Energía Total (encima del punto)
    plt.text(df_energia['Día'][i], df_energia['Energía Total (kWh)'][i] +
1200,
            f"{df_energia['Energía Total (kWh)'][i]:,.0f}",
            ha='center', fontsize=9, color='#26C6DA')

# Personalización general
plt.title("Energía Diaria por Tipo", fontsize=14, fontweight='bold')
plt.xlabel("Día de la Semana")
plt.ylabel("Energía (kWh)")
plt.ylim(-2000, df_energia[['Energía Total (kWh)']].max().values[0] + 2000)
plt.xticks(rotation=45)
plt.grid(True, linestyle='--', alpha=0.6)
plt.legend()
plt.tight_layout()
plt.show()

# Supongamos que tienes un DataFrame con columnas:
# 'Día', 'Energía Registrada (kWh)', 'Pérdida Técnica (kWh)', 'Pérdida No
Técnica (kWh)'

energia_semanal = df_energia[['Energía Registrada (kWh)', 'Pérdida Técnica
(kWh)', 'Pérdida No Técnica (kWh)']].sum()
energia_semanal['Energía Total (kWh)'] = energia_semanal.sum()
energia_mensual = energia_semanal * 4

labels = ['Registrada', 'Pérdida Técnica', 'Pérdida No Técnica']
valores = [
    energia_mensual['Energía Registrada (kWh)'],
    energia_mensual['Pérdida Técnica (kWh)'],
    energia_mensual['Pérdida No Técnica (kWh)']
]

plt.figure(figsize=(8, 5))
bars = plt.bar(labels, valores, color=['#81C784', '#FFB74D', '#7986CB'])

# Mostrar valores sobre las barras
for bar in bars:
    yval = bar.get_height()
    plt.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, yval + 1000, f'{yval:,.0f}
kWh',
            ha='center', va='bottom', fontsize=10)

plt.title("Balance Energético Mensual Estimado", fontsize=13,
fontweight='bold')
plt.ylabel("Energía (kWh)")
plt.grid(True, axis='y', linestyle='--', alpha=0.6)
plt.tight_layout()
plt.show()

```