

Modelo de optimización no lineal para estimación de perfiles de carga en sistemas eléctricos de distribución

Nonlinear optimization model for load profile estimation in electrical distribution systems

Alvaro N. Chiguano V.¹, Leonardo F. Rentería B.¹

¹Universidad Nacional de Chimborazo, Riobamba, Ecuador

alvaro.chiguano@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0002-7651-9728>

leonardo.renteria@unach.edu.ec

<https://orcid.org/0000-0003-0056-5602>

Correspondencia: alvaro.chiguano@unach.edu.ec

Recibido: 22/05/2024

Aceptado: 13/07/2024

Publicado: 14/08/2024

Resumen

Este artículo presenta una metodología novedosa para abordar el problema de la estimación de perfiles de carga en sistemas de distribución eléctrica, enfrentando desafíos como la escasez de datos y la variabilidad en el comportamiento de los consumidores. El enfoque se basa en la utilización de datos históricos proporcionados por la Empresa Eléctrica Riobamba (EERSA), los cuales permiten desarrollar modelos de optimización no lineales que diferencian los perfiles de carga según el tipo de cliente. Estos modelos se centran en los perfiles de potencia activa y reactiva, teniendo en cuenta las restricciones que afectan su comportamiento. Un aspecto fundamental del estudio es la validación de la precisión de estos perfiles, la cual se realiza mediante la comparación de datos medidos por equipos de medio voltaje con datos estimados a partir de los perfiles de carga en un alimentador específico dentro de la red de distribución de EERSA. Este enfoque no solo aborda las limitaciones de datos y la variabilidad del comportamiento del consumidor, sino que también demuestra la viabilidad de utilizar modelos de optimización para mejorar la precisión en la estimación de perfiles de carga y su aplicación en la gestión de sistemas de distribución eléctrica. Los resultados obtenidos indican un avance significativo en la precisión de la estimación de

perfiles de carga, lo que proporciona valiosos conocimientos para la planificación y operación de sistemas eléctricos de distribución.

Palabras clave: Comportamiento, distribución, estimación, optimización, perfil, validación.

Abstract

This article presents a novel methodology to address the problem of load profile estimation in electrical distribution systems, tackling challenges such as data scarcity and variability in consumer behavior. It relies on historical data provided by the Electric Company of Riobamba (EERSA), enabling the development of nonlinear optimization models that differentiate load profiles by customer type. These models focus on active and reactive power profiles, considering constraints affecting their behavior. A key aspect is validating the accuracy of these profiles, achieved by comparing data measured by medium-voltage equipment with data estimated from load profiles in a specific feeder within EERSA's distribution network. This approach not only handles data limitations and consumer behavior variability but also demonstrates the feasibility of using optimization models to enhance load profile estimation accuracy and its application in distribution system management. The results signify substantial progress in load profile estimation accuracy, offering valuable insights for planning and operating electrical distribution systems. By leveraging historical data and optimization techniques, this study contributes to refining load profile estimation methodologies, thus addressing pertinent challenges in the field and providing actionable insights for system management and planning purposes.

Keywords: Behavior, distribution, estimation, optimization, profile, validation.

Introducción

La estimación de estado en sistemas eléctricos es un proceso fundamental para garantizar la operación confiable y eficiente de las redes de energía eléctrica. Consiste en inferir el estado operativo actual del sistema, como voltajes, corrientes y condiciones de carga, utilizando mediciones disponibles en puntos estratégicos de la red [1]. Este proceso es crucial ya que proporciona información en tiempo real sobre el comportamiento del sistema, permitiendo a los operadores tomar decisiones informadas para mantener la estabilidad y seguridad del sistema eléctrico [2]. Además, la estimación de estado facilita la detección y localización de

posibles fallas, contribuyendo así a la mejora de la calidad del servicio y la reducción de tiempos de respuesta ante contingencias.

Dentro de los sistemas eléctricos de distribución, la estimación de estado adquiere una importancia aún mayor debido a la naturaleza descentralizada y compleja de estas redes. A diferencia de las redes de transmisión, donde las mediciones son más abundantes y se encuentran en puntos estratégicos, en los sistemas de distribución las mediciones suelen ser escasas y dispersas [3]. Esto se debe a la gran cantidad de puntos de conexión, que incluyen consumidores residenciales, comerciales e industriales, así como la presencia de dispositivos de generación distribuida y almacenamiento de energía [4]. Por lo tanto, la estimación de estado en sistemas de distribución se enfrenta al desafío de integrar datos de múltiples fuentes y aplicar técnicas avanzadas de estimación y fusión de datos para obtener una imagen precisa y actualizada del estado operativo de la red. Esto es fundamental para optimizar la operación y planificación de la distribución de energía eléctrica, así como para facilitar la integración de recursos energéticos distribuidos y la adopción de tecnologías de red inteligente [5].

La estimación de estado en sistemas eléctricos de distribución se realiza empleando diversos métodos y técnicas diseñados para adaptarse a las características particulares de estas redes. Entre los enfoques más comunes se encuentra el uso de métodos estadísticos que aprovechan múltiples lecturas y mediciones [6][7]. Estos métodos incluyen técnicas de regresión, análisis de series temporales, modelos de predicción probabilística, técnicas de agrupamiento [8][9][10][11]. Al combinar múltiples lecturas de datos con modelos estadísticos, es posible obtener estimaciones precisas del estado del sistema, incluso en entornos donde las mediciones son escasas o están sujetas a ruido [12]. Este enfoque estadístico ofrece una visión más completa y robusta del comportamiento de la red, lo que facilita la toma de decisiones informadas para la operación y planificación eficientes del sistema eléctrico de distribución.

Además de los enfoques basados en filtros, se están desarrollando y aplicando técnicas de estimación de estado basadas en inteligencia artificial y aprendizaje automático en sistemas eléctricos de distribución. Por ejemplo, el uso de algoritmos de redes neuronales, como las redes neuronales convolucionales (CNN) o redes neuronales profundas (DNN), esto permite procesar grandes volúmenes de datos de manera eficiente y extraer patrones complejos para

estimar el estado del sistema [5] [13]. Estas técnicas tienen la ventaja de adaptarse dinámicamente a cambios en las condiciones de la red y pueden integrar una amplia gama de datos, incluidos datos históricos, datos meteorológicos y datos operativos, para mejorar la precisión y robustez de la estimación de estado en sistemas eléctricos de distribución.

Otro enfoque prometedor para la estimación de estado en sistemas eléctricos de distribución es la obtención de curvas de carga. Estas curvas representan la relación entre la demanda de energía eléctrica y variables como factores sociales, económicos y ambientales [14]. Mediante el análisis de datos históricos de consumo y la aplicación de técnicas de interpolación, extrapolación u optimización, es posible generar curvas de carga para diferentes puntos de la red [15][16]. Estas curvas proporcionan una estimación precisa de la demanda de energía en tiempo real, lo que puede utilizarse como información adicional para mejorar la estimación de estado, especialmente en áreas donde la disponibilidad de mediciones es limitada [17]. Al integrar las curvas de carga con otras fuentes de datos y técnicas de modelado, se puede obtener una visión más completa y precisa del estado operativo de la red de distribución eléctrica.

Flujos de carga y estimación de estados en empresas distribuidoras

Diversos programas utilizados para el cálculo de flujos de carga en sistemas eléctricos de medio voltaje (MV) requieren perfiles de carga de los usuarios como parte fundamental del proceso de cálculo. Estos perfiles de carga proporcionan información detallada sobre el consumo de energía eléctrica a lo largo del tiempo, permitiendo a los programas modelar con precisión la demanda eléctrica en diferentes momentos del día y en distintas condiciones operativas [18]. Al integrar estos perfiles de carga con otros datos del sistema, como la topología de la red, las características de los equipos y las restricciones operativas, los programas pueden calcular con mayor exactitud los flujos de carga en la red eléctrica, lo que resulta esencial para una operación segura y eficiente del sistema.

Actualmente, en el Ecuador todas las empresas distribuidoras utilizan el software DMS (Sistema de Gestión de Distribución, por sus siglas en inglés) [19], dentro del cual los procesos de cálculo de flujos de carga y estimación de estado dependen de las curvas de carga por tipo de cliente para su adecuado funcionamiento [20]. Estas curvas de carga

representan los patrones de consumo de energía eléctrica para diferentes categorías de usuarios.

El software DMS requiere la diferenciación de tantos tipos de cliente como sea posible para realizar una estimación precisa de la carga y del estado en los sistemas eléctricos. Sin embargo, las clasificaciones de clientes utilizadas generalmente por las empresas distribuidoras se dividen en categorías principales, que incluyen clientes residenciales urbanos y rurales, comerciales, industriales y alumbrado público. Además, estas clasificaciones pueden subdividirse en periodos temporales, como días laborables, fines de semana o días festivos, lo que permite una modelización más precisa de los patrones de consumo de energía.

Es importante destacar que la introducción de información incorrecta o inexacta en el software DMS puede resultar en fallas en la estimación de estado. Cuando los parámetros medidos y los estimados difieren significativamente, el software puede no converger correctamente, lo que afecta la capacidad del sistema para proporcionar estimaciones precisas del estado operativo de la red eléctrica

Metodología

Una de las principales características que dificultan la estimación de los perfiles de carga radica en que se cuenta con una cantidad limitada de mediciones además de la ya mencionada naturaleza aleatoria de las cargas. Esto último implica que a lo largo del día los diferentes tipos de usuarios cuentan con comportamientos de consumo diferentes y por lo tanto sus aportes a la demanda total consumida medida a nivel de subestación o en la red de medio voltaje puede variar a lo largo del día.

Para el presente análisis, se considerarán distintas categorías para la clasificación de tipos de usuarios, que incluyen residenciales urbanos y rurales, residenciales urbanos y rurales con reporte de cocción eléctrica, comerciales, industriales, alumbrado público, así como la clasificación otros, dispositivos que comprenden equipos específicos como bombas de agua, sistemas de iluminación, semáforos, entre otros.

Generalmente, un sistema eléctrico de distribución se compone de varias subestaciones, y dentro de cada subestación se encuentran varios alimentadores a los cuales están conectados

los diferentes tipos de usuarios (figura 1). Por lo tanto, se puede afirmar que la energía total consumida en cada alimentador corresponderá a la suma de la energía consumida por cada usuario conectado a dicho alimentador.

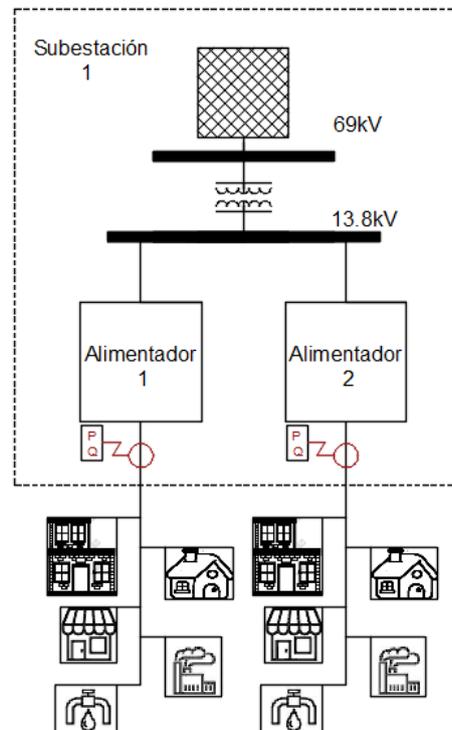


Figura 1. Unifilar de subestación eléctrica

La información relevante proporcionada por la Empresa Eléctrica Riobamba (EERSA) abarca datos como el consumo promedio de energía por cada tipo de usuario. Este conjunto de información, facilitado por el área comercial de la EERSA, refleja el promedio del consumo de energía reportado en las facturas eléctricas de los usuarios durante los primeros seis meses de 2023 dentro del área de concesión de la empresa. Este registro detallado permite una comprensión precisa de los patrones de consumo y las preferencias de energía de los diferentes tipos de clientes.

De igual manera, el área de operaciones de la EERSA proporciona un registro histórico de las medidas de potencia activa (P) y reactiva (Q) registradas a nivel de cada subestación. Este análisis profundo permitirá establecer un perfil promedio representativo del consumo de potencia activa y reactiva por cada alimentador de cada subestación.

Por otro lado, para el análisis del consumo de energía del alumbrado público, se utilizará el dato de la sumatoria de las potencias activas de todas las luminarias conectadas a cada alimentador. Esta medida permitirá evaluar de manera integral el consumo de potencia instantánea requerida por el alumbrado público en cada alimentador analizado.

La estimación de perfiles de carga como problema de optimización

Para el presente análisis se establece que la potencia instantánea consumida por cada alimentador corresponde a una fracción del valor promedio de potencia diaria consumida por cada uno de los clientes conectados a este. Esta determinación se basa en el entendimiento de que la carga eléctrica en un alimentador se compone de múltiples consumidores con diferentes patrones y niveles de consumo. Al asignar una fracción del consumo promedio de energía a cada cliente, se puede calcular con mayor precisión la carga total en el alimentador en un momento dado. Esta aproximación permite considerar de manera más precisa el efecto individual de los usuarios en la demanda.

Finalmente, la relación propuesta entre los valores estimados de la potencia activa (P) y reactiva (Q) con el consumo promedio de potencia por cada tipo de usuario se define por las ecuaciones 1 y 2:

$$P_{eih} = \partial_{1h}TU_i + \partial_{2h}TR_i + \partial_{3h}TUC_i + \partial_{4h}TRC_i + \partial_{5h}TC_i + \partial_{6h}TI_i + \partial_{7h}TPA_i + \partial_{8h}TO_i + p \quad (1)$$

$$Q_{eih} = \phi_{1h}TU_i + \phi_{2h}TR_i + \phi_{3h}TUC_i + \phi_{4h}TRC_i + \phi_{5h}TC_i + \phi_{6h}TI_i + \phi_{7h}TPA_i + \phi_{8h}TO_i + q \quad (2)$$

Donde:

P_{eih} : Potencia activa estimada en el alimentador i en el instante h.

Q_{eih} : Potencia reactiva estimada en el alimentador i en el instante h.

TU: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios residenciales urbanos conectados al alimentador i.

TR: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios residenciales rurales conectados al alimentador i.

TUC: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios residenciales urbanos con cocción eléctrica conectados al alimentador *i*.

TRC: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios residenciales rurales con cocción eléctrica conectados al alimentador *i*.

TC: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios comerciales conectados al alimentador *i*.

TI: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios industriales conectados al alimentador *i*.

TAP: Total de potencia activa promedio del alumbrado público conectado al alimentador *i*.

TO: Total de potencia activa promedio diario consumida por los usuarios clasificados como otros conectados al alimentador *i*.

∂_{ih} : Fracción por unidad (p.u.) de demanda de potencia activa (*P*) por tipo de usuario *i* en el instante *h*.

\emptyset_{ih} : Fracción por unidad (p.u.) de demanda de potencia reactiva (*Q*) por tipo de usuario *i* en el instante *h*.

p : Pérdidas de potencia activa.

q : Pérdidas de potencia reactiva.

Dado que las pérdidas por técnicas de potencia activa en las redes de distribución de la EERSA no superan el 5% [21], se ha decidido no tomarlas en cuenta para el resto del análisis. Estas pérdidas, aunque presentes, se consideran mínimas y no tienen un impacto significativo en los resultados del análisis en curso.

Tomando en cuenta como referencia el indicador error cuadrático medio (MSE) se puede definir el error entre las potencias activas y reactivas medidas y las potencias estimadas por las ecuaciones 1 y 2 como dos funciones de minimización.

Para la potencia activa (*P*):

$$f_1: \min \left(\frac{1}{N} \sum (P_{eih} - P_{mih})^2 \right) \quad (3)$$

Para la potencia reactiva (*Q*):

$$f_2: \min \left(\frac{1}{N} \sum (Q_{eih} - Q_{mih})^2 \right) \quad (4)$$

Donde:

P_{mih} : Potencia activa medida en el alimentador *i* en el instante *h*.

Q_{mih} : Potencia reactiva medida en el alimentador i en el instante h .

Donde las variables de optimización corresponden a las constantes ∂_{ih} y ϕ_{ih} .

Finalmente, la obtención de los valores de ∂_{ih} y ϕ_{ih} por cada tipo de usuario y en cada hora culminarán en la obtención de los perfiles de carga p.u. por cada tipo de usuario dentro de la red de medio voltaje. Estos perfiles de carga proporcionarán una representación detallada y generalizada del comportamiento de consumo de energía eléctrica de cada tipo de usuario a lo largo del día.

Restricciones del modelo

La inclusión de restricciones en el modelo de optimización permitirá desarrollar un enfoque más sensible a los comportamientos distintivos de los diversos tipos de clientes, lo que resultará en un modelo más preciso y adaptable a las necesidades específicas de cada grupo de usuarios. Las restricciones del modelo se basan en características del comportamiento de la carga, así como en la presencia de alimentadores con cargas predominantemente compuestas por un tipo específico de cliente.

La primera de las restricciones del modelo de optimización consideradas se relacionan con la operación del alumbrado público, el cual se mantiene encendido durante un periodo de 12 horas, desde las 18:00 hasta las 06:00 horas [22].

Para la función de minimización de la potencia activa (ecuación 3), esta restricción se puede definir como:

$$\partial_{70}, \dots, \partial_{75} = 2 \quad (5)$$

$$\partial_{76}, \dots, \partial_{717} = 0 \quad (6)$$

$$\partial_{718}, \dots, \partial_{723} = 2 \quad (7)$$

Para la función de minimización para la potencia reactiva (ecuación 4) se toma como valor referencial un factor de potencia (fp) para el alumbrado público de 0.8 [23]. Por lo tanto:

$$fp = \frac{P}{S} = 0.8 \quad (8)$$

$$S = \sqrt{P^2 + Q^2} \quad (9)$$

$$\frac{P}{\sqrt{P^2 + Q^2}} = 0.8 \quad (10)$$

Para un valor de $P=1$ reemplazado en la ecuación 10, se obtiene:

$$Q = 0.75 \quad (11)$$

Finalmente, la restricción para el modelo de optimización de la potencia reactiva se define en las ecuaciones 12, 13 y 14.

$$\phi_{70}, \dots, \phi_{75} = 0.75 \quad (12)$$

$$\phi_{76}, \dots, \phi_{717} = 0.75 \quad (13)$$

$$\phi_{718}, \dots, \phi_{723} = 0.75 \quad (14)$$

Dado que la estimación de las potencias activas se realizará multiplicando las potencias promedio por los valores de los perfiles de carga p.u. por tipo de cliente. Sin embargo, este enfoque introduce una nueva restricción, ya que el promedio de los valores los perfiles de carga p.u. para cada tipo de cliente debe ser igual a uno. Esta restricción obliga a la normalización de los perfiles ya que es crucial para garantizar que la distribución de la carga se mantenga coherente con el consumo promedio de energía de cada cliente.

$$\frac{\sum_{h=0}^{23} \phi_{1h}}{24}, \dots, \frac{\sum_{h=0}^{23} \phi_{8h}}{24} = 1 \quad (15)$$

La restricción de normalización mencionada se debe aplicar exclusivamente a los valores de los perfiles de carga de potencia activa, y no a los perfiles de carga de potencia reactiva.

La figura 2 y 3 exhibe los perfiles de carga normalizados de P y Q para un alimentador con carga predominantemente comercial, donde el 66% de la energía consumida corresponde a usuarios de tipo comercial.

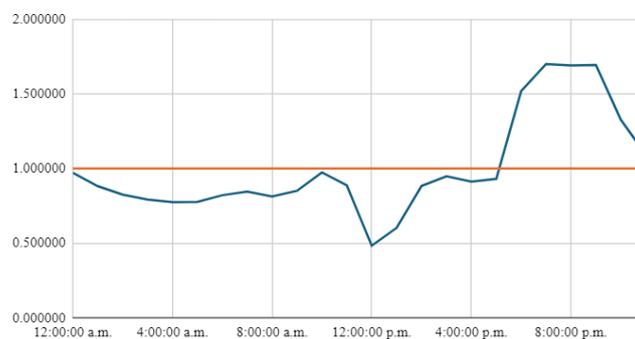


Figura 2. Perfil normalizado de P (p.u.) en alimentador con carga del 66% comercial

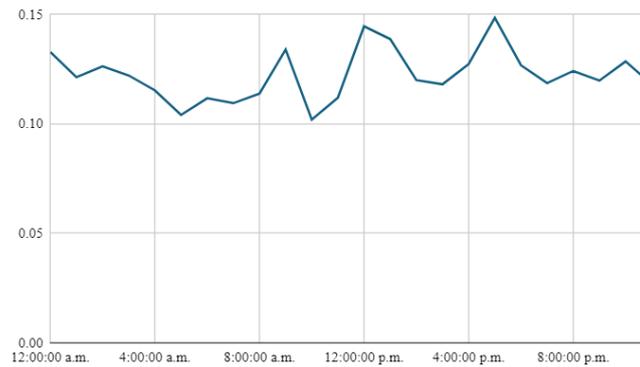


Figura 3. Perfil de Q (p.u.) en alimentador con carga del 66% comercial

Por otro lado, los alimentadores que presenten cargas mayormente compuestas por un tipo específico de cliente se utilizarán como referencia. Esta estrategia implica la implementación de nuevas restricciones, donde se establecerá que el comportamiento de ciertos tipos de clientes debe estar dentro de un margen definido en base a las curvas con cargas predominantes. Al incorporar estas restricciones, se asegura que el modelo de optimización considere de manera precisa las características de consumo de energía de cada tipo de cliente, al tiempo que proporciona un margen de seguridad para ajustar posibles variaciones y garantizar la convergencia del modelo de optimización.

En este análisis, el proceso previo de obtención de restricciones por perfiles de tipo de usuario, que pueden ser utilizados como perfiles de referencia, será llevado a cabo únicamente en alimentadores que cuenten con un porcentaje mayor o igual al 60% de consumo predominante de un tipo de usuario específico. Esta selección se realiza con el fin de enfocar los esfuerzos en aquellos alimentadores donde la presencia de un tipo de usuario particular es significativa, lo que permitirá una mayor precisión en la modelización y optimización. Al aplicar este criterio se concentrará la atención en áreas donde se espera que las restricciones basadas en perfiles de usuarios sean más efectivas y relevantes.

Resultados

Para realizar el análisis, se dispone de datos de un total de 34 alimentadores pertenecientes a la EERSA. Estos datos incluyen los valores promedio de las potencias activas y reactivas entregadas por cada alimentador por cada hora, así como el total de las potencias diarias medias consumidas por cada tipo de cliente dentro de cada alimentador. Esta información

detallada proporciona una base para la comprensión de los patrones de consumo de energía en la red eléctrica de la EERSA.

Para este análisis, se considera diversas clasificaciones de tipos de clientes para las redes de la EERSA. Estas incluyen clientes residenciales urbanos y rurales, así como una categoría adicional que abarca a los residenciales urbanos y rurales con reporte de cocción eléctrica, además, se contemplan clientes comerciales, industriales, aquellos relacionados con el alumbrado público y una clasificación adicional denominada "otros", que abarca cualquier tipo de cliente no categorizado en las clasificaciones anteriores.

La tabla 1 presenta un resumen de los alimentadores que serán utilizados como referencia para el análisis de restricciones.

Tabla 1

Alimentadores de la EERSA con consumo predominante de un tipo de usuario específico

SE	Alimentador	Nombre	Tipo de clientes predominante	Porcentaje
1	4	Tarqui	Residencial urbano	61 %
10	1	Chunchi	Residencial rural	67 %
2	6	Brigada	Comercial	66 %

El modelo de optimización propuesto, al tratarse de un modelo no lineal, requiere de un software especializado para su implementación. En este sentido, se ha optado por utilizar el software de acceso libre Julia, que ofrece una amplia gama de herramientas y librerías para la solución de problemas de optimización. Julia proporciona una plataforma robusta y flexible que permite abordar de manera eficiente modelos matemáticos complejos como el presente. Para la optimización de este modelo, se utiliza el método del punto interior, una técnica ampliamente utilizada para encontrar el mínimo de funciones no lineales.

Estimación de perfiles de carga de potencia activa (P)

El modelo de optimización implementado en el software Julia para la determinación de los perfiles de carga de la potencia activa (P) por tipo de usuario está definido como:

$$f_1: \min \left(\frac{1}{N} \sum (P_{eih} - P_{mih})^2 \right) \quad (16)$$

Variando: $\partial_{i0}, \dots, \partial_{i23}$

Sujeto a:

$$P_{eih} = \partial_{1h}TU_i + \partial_{2h}TR_i + \partial_{3h}TUC_i + \partial_{4h}TRC_i + \partial_{5h}TC_i + \partial_{6h}TI_i + \partial_{7h}TPA_i + \partial_{8h}TO_i \quad (17)$$

$$\partial_{70}, \dots, \partial_{75} = 2 \quad (18)$$

$$\partial_{76}, \dots, \partial_{717} = 0 \quad (19)$$

$$\partial_{718}, \dots, \partial_{723} = 2 \quad (20)$$

$$\frac{\sum_{h=0}^{23} \partial_{1h}}{24}, \dots, \frac{\sum_{h=0}^{23} \partial_{8h}}{24} = 1 \quad (21)$$

Adicionalmente las restricciones delimitadas por los valores referenciales determinados a partir de las curvas de demanda de los alimentadores con cargas predominantemente compuestas por un tipo específico de cliente mostradas en las figuras 4,5 y 6, donde se ha elegido que los márgenes de búsqueda se limitan de acuerdo \pm el porcentaje del usuario predominante.

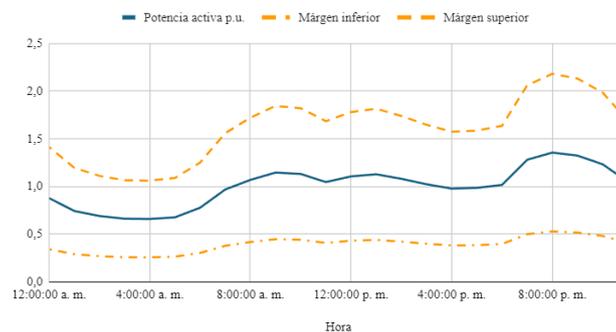


Figura 4. Margen de búsqueda de P p.u. en alimentador con carga del 61% residencial urbana

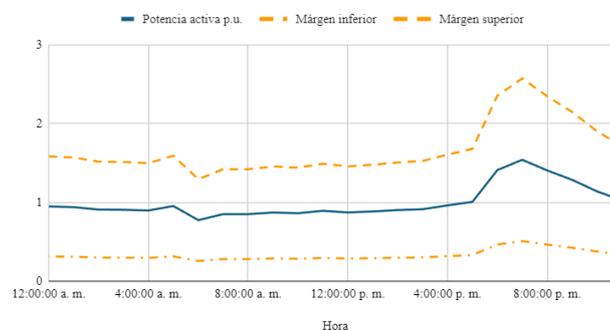


Figura 5. Margen de búsqueda de P p.u. en alimentador con carga del 67% residencial rural

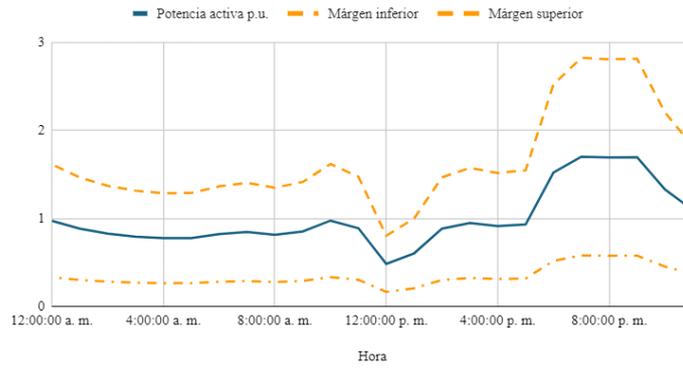


Figura 6. Margen de búsqueda de P p.u. en alimentador con carga del 66% comercial

Finalmente, figuras 7 a la 14 presentan los resultados encontrados por el modelo de optimización para la determinación de los perfiles de carga por tipo de cliente para la potencia activa.

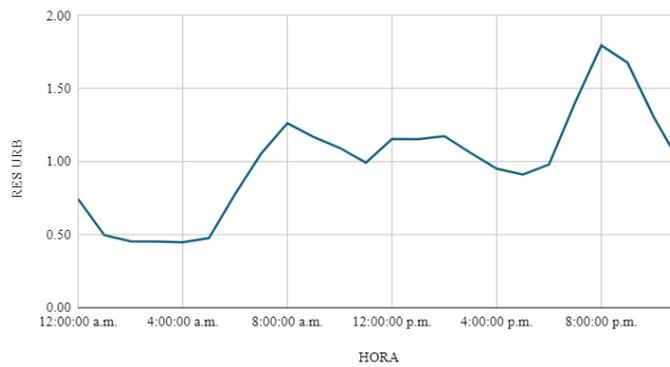


Figura 7. Perfil de carga de P (p.u.) de usuarios residenciales urbanos

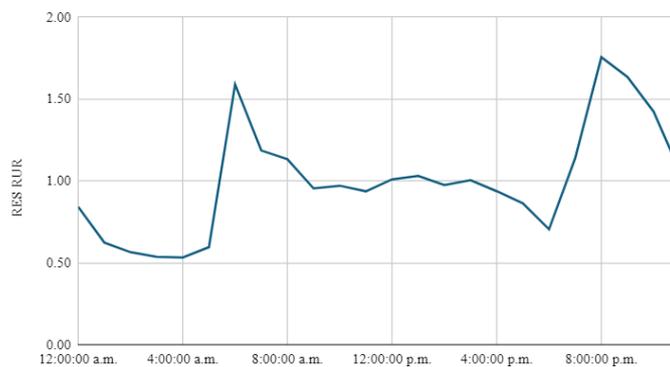


Figura 8. Perfil de carga de P p.u. de usuarios residenciales rurales

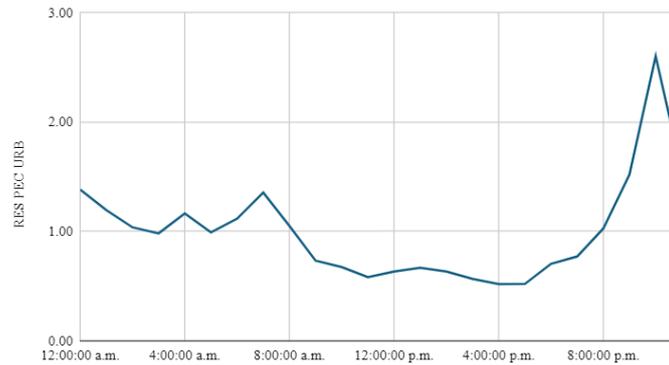


Figura 9. Perfil de carga de P p.u. de usuarios residenciales urbanos con cocción eléctrica

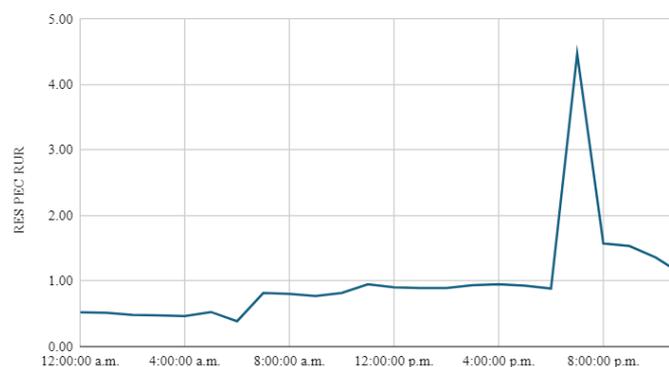


Figura 10. Perfil de carga de P p.u. de usuarios residenciales rurales con cocción eléctrica

Los resultados obtenidos de los perfiles de carga para los usuarios residenciales se ajustaron dentro de los parámetros esperados, mostrando un comportamiento consistente con las expectativas previas. Sin embargo, es importante notar que para los usuarios residenciales rurales se observan importantes picos de carga tanto en la mañana como en la noche. Esta disparidad en comparación con los usuarios residenciales urbanos, quienes solo muestran un pico de carga relevante durante las horas nocturnas, resalta las diferencias en los patrones de consumo de energía entre áreas urbanas y rurales.

En los perfiles de carga de los usuarios residenciales con cocción eléctrica, se notan importantes picos de carga durante las horas de la noche. Estos picos de carga son considerablemente más altos en comparación con los encontrados para los perfiles de carga de usuarios residenciales sin cocción eléctrica. Este hallazgo plantea una alerta sobre los posibles efectos potenciales de la implementación masiva de la cocción eléctrica en las redes eléctricas y en el despacho de generación eléctrica. La concentración de la demanda durante

las horas de la noche puede ejercer presión adicional sobre la infraestructura eléctrica y requerir ajustes en las estrategias de operación y planificación para garantizar la estabilidad y eficiencia del sistema eléctrico en su conjunto.

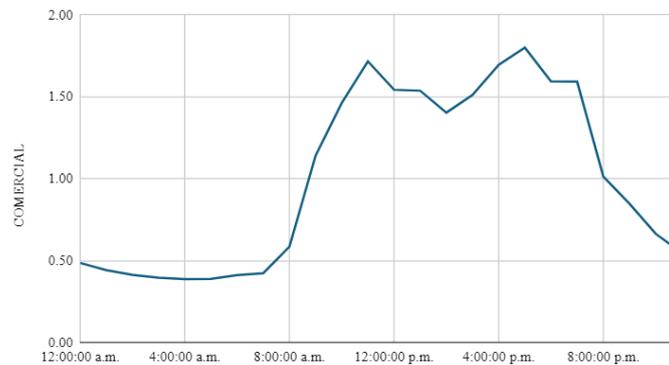


Figura 11. Perfil de carga de P p.u. de usuarios comerciales

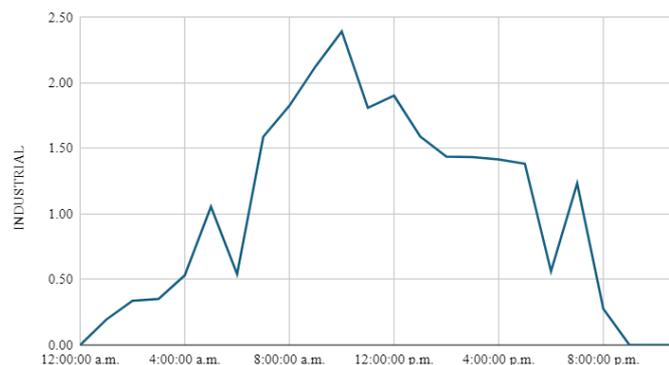


Figura 12. Perfil de carga de P p.u. de usuarios industriales

Al analizar los resultados de los perfiles de carga de los usuarios comerciales e industriales, se observa que estos se encuentran dentro de lo esperado, mostrando un patrón consistente en el que el mayor consumo de energía ocurre durante las horas laborales. Sin embargo, resulta curioso notar que el perfil de carga de los usuarios industriales indica que su consumo disminuye a cero en altas horas de la noche. Esta disminución abrupta en el consumo durante la noche puede deberse a la interrupción de las operaciones industriales durante ese período, lo que sugiere una relación directa entre el consumo de energía industrial y las actividades laborales.

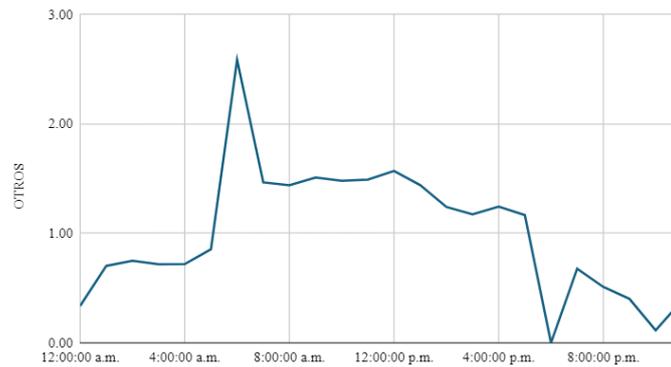


Figura 13. Perfil de carga de P p.u. de usuarios clasificados como otros

El perfil de carga de los usuarios clasificados como "otros" engloban una variedad de cargas que incluyen semáforos, bombas de agua, casas comunales y canchas deportivas, etc. Dado este conjunto diverso, no se tenían expectativas previas sobre su comportamiento. Sin embargo, según los resultados obtenidos, se observa que este grupo presenta un pico significativo de demanda durante las horas de la mañana.

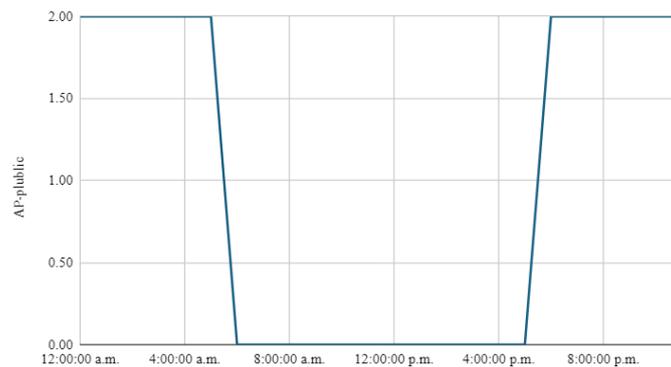


Figura 14. Perfil de carga de P p.u. de alumbrado público

Estimación de perfiles de carga de potencia reactiva (Q)

El modelo de optimización implementado en el software Julia para la determinación de los perfiles de carga de la potencia reactiva (Q) por tipo de usuario está definido como:

$$f_2: \min \left(\frac{1}{N} \sum (Q_{eih} - Q_{mih})^2 \right) \quad (22)$$

Variando: $\emptyset_{i0}, \dots, \emptyset_{i23}$

Sujeto a:

$$Q_{eih} = \phi_{1h}TU_i + \phi_{2h}TR_i + \phi_{3h}TUC_i + \phi_{4h}TRC_i + \phi_{5h}TC_i + \phi_{6h}TI_i + \phi_{7h}TPA_i + \phi_{8h}TO_i \quad (23)$$

$$\phi_{70}, \dots, \phi_{75} = 0.75 \quad (24)$$

$$\phi_{76}, \dots, \phi_{717} = 0.75 \quad (25)$$

$$\phi_{718}, \dots, \phi_{723} = 0.75 \quad (26)$$

Adicionalmente, las figuras 15, 16 y 17 muestran las restricciones delimitadas por los márgenes determinados a partir de las curvas de demanda de los alimentadores con cargas predominantemente compuestas por un tipo específico de cliente. Estos márgenes se aplican sobre las curvas p.u. de potencia reactiva donde la normalización de estas se realiza con el mismo valor de potencia con el cual se normalizaron las curvas de potencia activa.

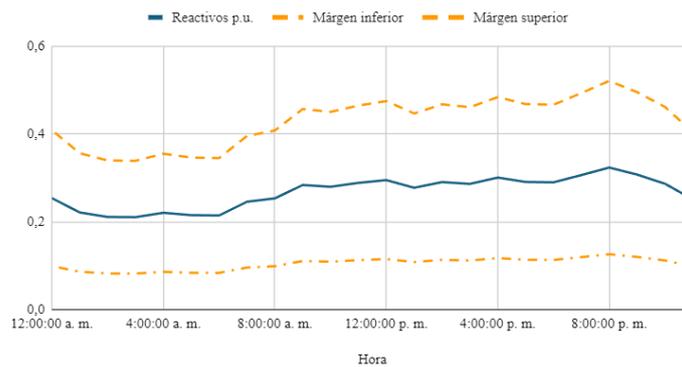


Figura 15. Margen de búsqueda de Q p.u. en alimentador con carga del 61% residencial urbana

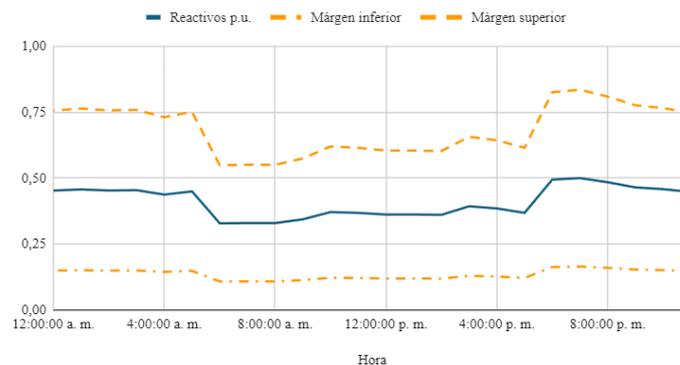


Figura 16. Margen de búsqueda de Q p.u. en alimentador con carga del 67% residencial rural

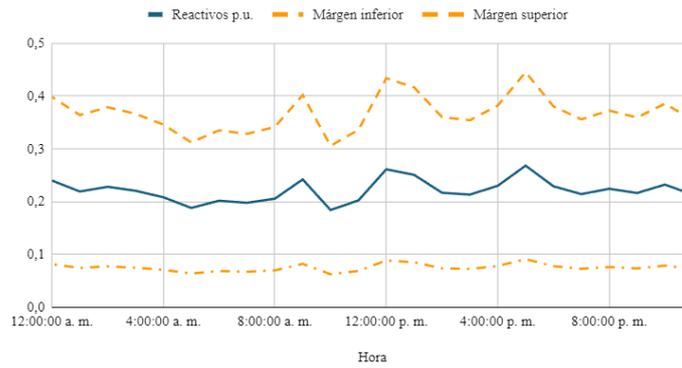


Figura 17. Margen de búsqueda de Q p.u. en alimentador con carga del 66% comercial

Las figuras 18 a la 25 presentan los resultados encontrados por el modelo de optimización para la determinación de los perfiles de carga por tipo de cliente para la potencia reactiva.

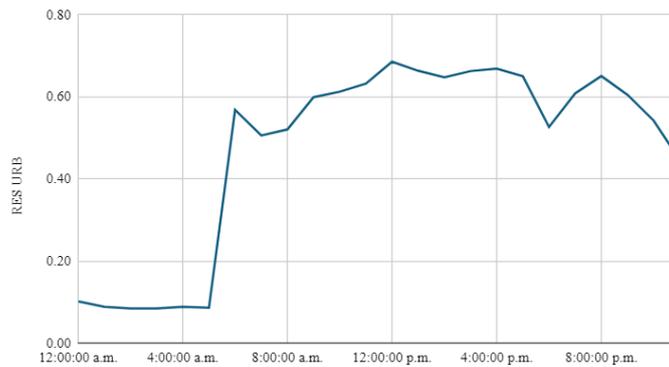


Figura 18. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios residenciales urbanos

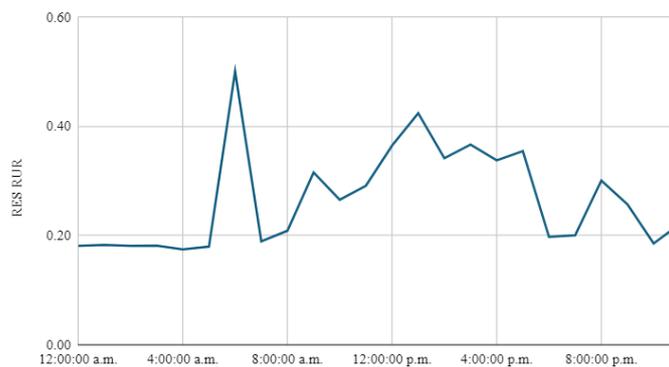


Figura 19. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios residenciales rurales

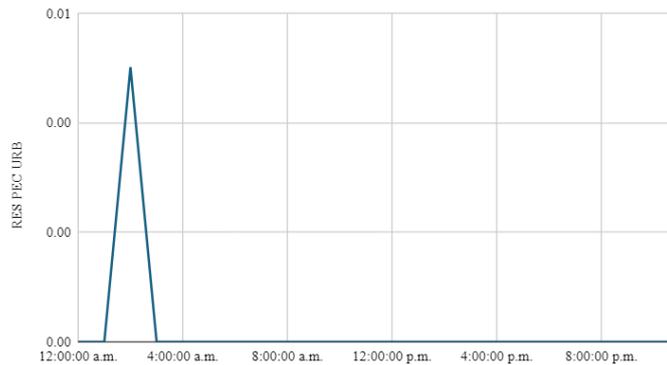


Figura 20. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios residenciales urbanos con cocción eléctrica

El perfil de carga obtenido para usuarios residenciales urbanos con cocción eléctrica indica que el modelo considera un mínimo aporte de reactivos al sistema, sugiriendo que el factor de potencia para este tipo de usuarios será siempre cercano a 1 a lo largo del día.

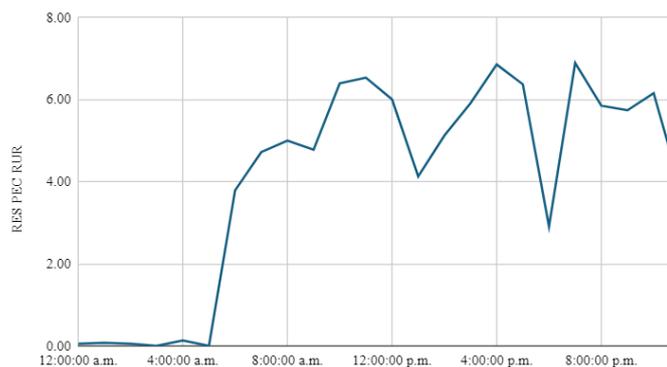


Figura 21. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios residenciales rurales con cocción eléctrica

Dentro de los resultados de los perfiles de carga de potencia reactiva de los usuarios residenciales, se observa que el comportamiento de consumo de potencia reactiva difiere notablemente del de potencia activa. Esta disparidad sugiere que los factores que influyen en el consumo de potencia reactiva pueden ser distintos o tener una influencia externa en comparación con los que afectan el consumo de potencia activa.

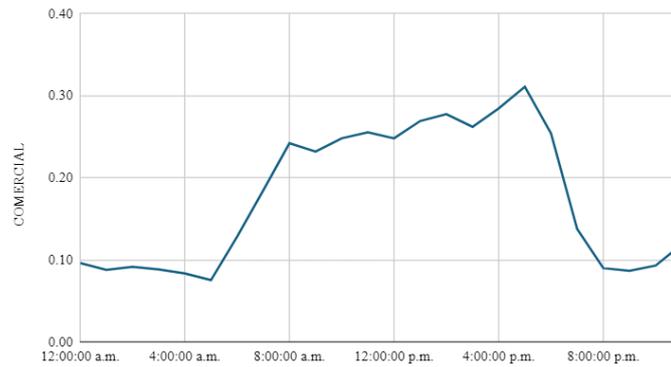


Figura 22. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios comerciales

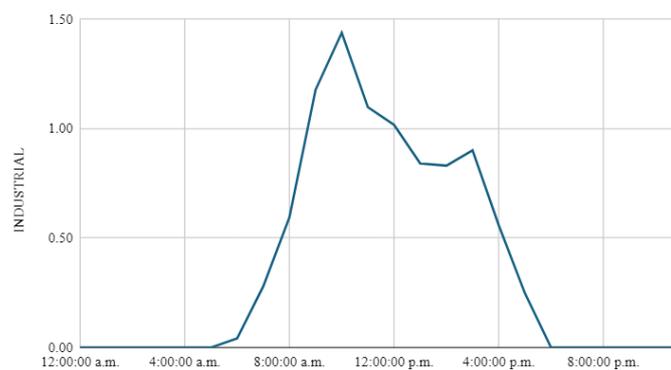


Figura 23. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios industriales

Los resultados de los perfiles de carga de potencia reactiva para usuarios comerciales e industriales muestran un comportamiento similar al de la potencia activa, lo que sugiere que el factor de potencia de estos tipos de cargas es más estable a lo largo del día.

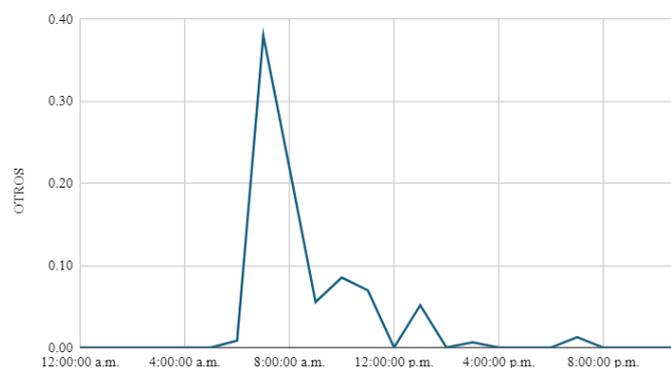


Figura 24. Perfil de carga de Q p.u. de usuarios clasificados como otros

En los usuarios clasificados como "otros", se revela la presencia de picos de demanda en la mañana. Este pico de potencia reactiva se puede atribuir a la operación de equipos con un alto consumo de reactivos, como motores. Se puede presumir que este momento coinciden con el encendido de bombas de agua u otros dispositivos similares que requieren un alto consumo de potencia reactiva para su funcionamiento.

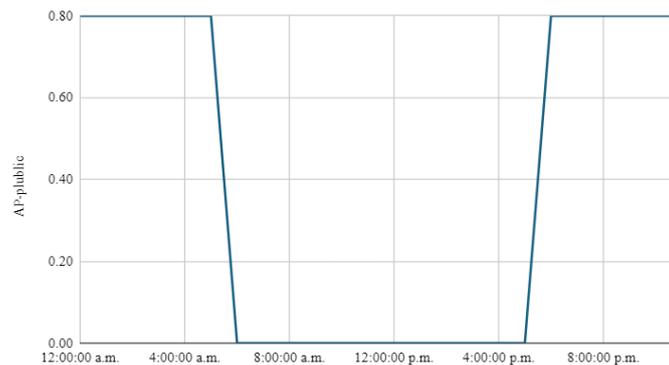


Figura 25. Perfil de carga de Q p.u. de alumbrado público

Uso de los perfiles en la estimación de carga en redes de MV

En sistemas eléctricos de distribución, el paso más crucial en el proceso de estimación de estado es la determinación precisa de la carga en cada punto de la red. Esta información es fundamental, ya que sirve como base para realizar cálculos posteriores de corrientes y voltajes en el sistema. Conocer la carga en cada ubicación específica permite a los operadores del sistema evaluar la demanda eléctrica actual y proyectada, identificar posibles puntos de congestión y diseñar estrategias para garantizar un suministro eléctrico seguro y eficiente.

Para este análisis, se tomará como referencia la información del alimentador 3 de la subestación 2 (La Georgina) perteneciente a la EERSA. Este alimentador cuenta con un total de 5 reconectadores en su red de medio voltaje. Es importante destacar que estos reconectadores son equipos teledados, lo que significa que pueden proporcionar datos en tiempo real sobre variables como potencias, corrientes y voltajes. En este sentido, se utilizarán los perfiles de carga por tipo de usuario para estimar las potencias activas y reactivas demandadas en cada uno de estos equipos reconectadores. Los resultados obtenidos serán validados comparándolos con los valores reales medidos por los equipos teledados, lo que permitirá evaluar su precisión y confiabilidad.

El alimentador de prueba La Georgina de la EERSA está compuesto por una variedad de cargas como residenciales urbanas (RU), residenciales urbanas con cocción eléctrica (RUCI), comercial (COM), industrial (IND), otros (OT) y alumbrado público (AP). Su topología y distribución de potencias promedio por tipo de cliente, expresada en MW, se representadas en la figura 26.

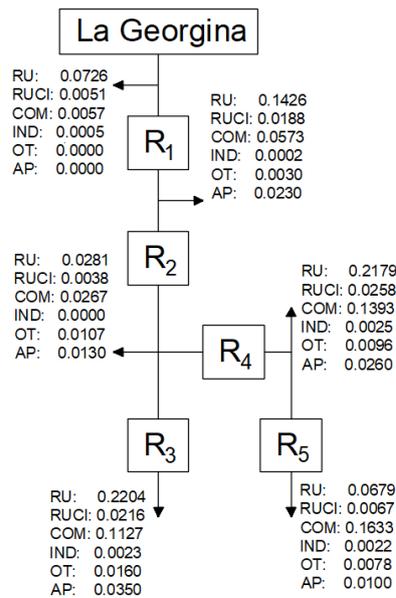


Figura 26. Topología y potencias promedio (MW) del alimentador La Georgina

En base a las curvas de carga obtenidas en los resultados y las potencias promedio indicadas en el alimentador de prueba, se puede estimar las potencias consumidas en cada equipo reconfigurador.

La figura 27 presenta una comparación entre los resultados de la estimación con las mediciones de la potencia activa durante un periodo de 24 horas para un día aleatorio entre semana en el reconfigurador #3, el cual se caracteriza por tener una alta proporción de clientes residenciales urbanos.

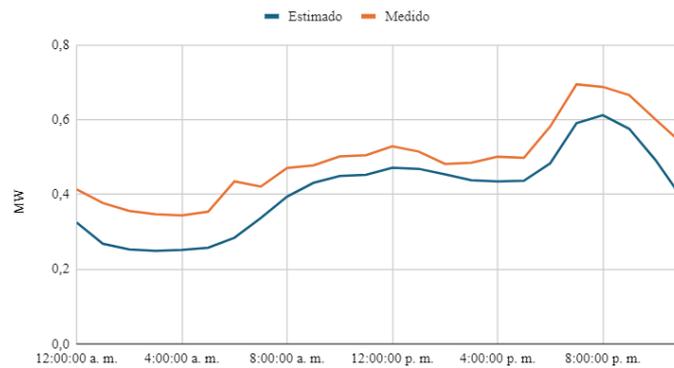


Figura 27. Curva de carga de P estimada y medida en el reconector N°3

De manera similar la figura 28 presenta una comparación de los resultados de la estimación como de la medición de la potencia activa durante un periodo de 24 horas para el reconector #5, el cual se caracteriza por tener una alta proporción de clientes de tipo comercial.

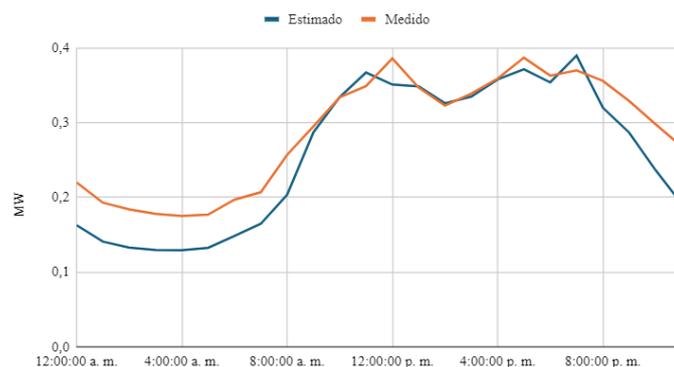


Figura 28. Curva de carga de P estimada y medida en el reconector N°5

Se observa que el método de estimación de la carga, utilizando las curvas de perfiles de carga por tipo de cliente, demuestra una buena respuesta en lo que respecta a la estimación de los perfiles de potencia demandada en puntos aleatorios de la red.

A pesar de que las figuras anteriores ofrecen una comparación visual, es imperativo realizar una validación numérica para respaldar los hallazgos.

Para ello, basándose en trabajos como [24], la comparación y validación del modelo obtenido se realizará en base al cálculo de los siguientes indicadores: la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el coeficiente de determinación (R^2) y el coeficiente de correlación (r).

Los datos utilizados para la evaluación corresponden a los valores medidos por los equipos reconectores del alimentador La Georgina a lo largo del mes de mayo de 2024 y sus resultados son mostrados en las tablas 2 y 3.

Tabla 2

Comparación de valores medidos y estimados de potencia activa

Nodo	RMSE	R ²	r
La Georgina	0.127	0.933	0.966
R1	0.170	0.926	0.962
R2	0.119	0.914	0.956
R3	0.068	0.910	0.954
R4	0.079	0.922	0.960
R5	0.046	0.809	0.899

En conjunto, los valores altos de R² y r, junto con un RMSE bajo, indican que el modelo obtenido tiene un desempeño muy bueno y es muy fiable para hacer estimaciones precisas de potencia activa a lo largo del alimentador.

Tabla 3

Comparación de valores medidos y estimados de potencia reactiva

Nodo	RMSE	R ²	r
La Georgina	0.131	0.827	0.909
R1	0.195	0.519	0.720
R2	0.155	0.492	0.702
R3	0.088	0.131	0.361
R4	0.124	0.198	0.445
R5	0.027	0.171	0.414

Tomando en cuenta que el modelo fue desarrollado en base a los valores medios en las cabeceras de los alimentadores de la EERSA, los valores estimados de potencia reactiva para el alimentador La Georgina parecen estar bien calibrados para la cabecera, pero pierden precisión a medida que la estimación requerida se aleja de la subestación. Esto sugiere que hay factores adicionales que afectan la potencia reactiva a lo largo del alimentador que no están siendo capturados adecuadamente por el modelo actual.

Se evidencia que, si bien el modelo para la estimación de la potencia activa revela un alto grado de precisión, con errores pequeños entre los datos estimados y medidos, el modelo para la estimación de la potencia reactiva tiene un desempeño moderadamente bueno, pero aún presenta margen para mejoras.

Conclusiones

Los resultados obtenidos a partir de la estimación de perfiles de carga utilizando la información histórica y comercial proporcionada demuestran una clara viabilidad de la metodología aplicada. La disponibilidad de datos detallados de la empresa eléctrica Riobamba permitió desarrollar modelos de optimización que ofrecen una precisión satisfactoria en la determinación de los perfiles de potencia activa demandada por diversos tipos de clientes en la red eléctrica.

Los perfiles de carga estimados muestran una buena precisión en la determinación de la potencia activa demandada en diferentes puntos de la red eléctrica. Sin embargo, se observa una discrepancia significativa en la estimación de la potencia reactiva, lo que sugiere la necesidad de mejorar el modelo utilizado y considerar nuevas restricciones para esta variable.

Dado que la implementación del modelo se basó únicamente en los datos correspondientes a las mediciones en las cabeceras de cada alimentador, es lógico considerar que los posibles errores encontrados podrían ser solventados mediante la inclusión de información adicional de otros equipos o lecturas adicionales en el análisis.

Debido a la precisión de los resultados encontrados para la estimación de la potencia activa, este estudio podría servir como base sólida para futuros trabajos en los cuales las discrepancias entre los valores de potencia activa medida y estimada podrían utilizarse como referencia para la detección de pérdidas técnicas, ya sea por fallos en equipos o por casos de robo de energía.

Referencias

- [1]. J. Constante and G. Colomé, “Estado del Arte y Tendencias en el Modelamiento de Carga,” *Rev. Técnica “energía,”* vol. 18, no. 2, pp. 1–12, 2022, doi: 10.37116/revistaenergia.v18.n2.2022.475.
- [2]. F. Elkarmi, “Load research as a tool in electric power system planning, operation, and control— The case of Jordan,” *Energy Policy,* vol. 36, no. 5, pp. 1757–1763, May 2008, doi: 10.1016/J.ENPOL.2008.01.033.
- [3]. C. H. Oh, S. Il Go, J. H. Choi, S. J. Ahn, and S. Y. Yun, “Voltage Estimation Method for Power Distribution Networks Using High-Precision Measurements,” *Energies,* vol. 13, no. 9, p. 2385, May 2020, doi: 10.3390/EN13092385.

- [4]. V. Sohrabi Tabar, S. Tohidi, S. Ghassemzadeh, and P. Siano, "Enhancing security and observability of distribution systems with optimal placement of μ PMUs and firewalls," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 135, p. 107601, Feb. 2022, doi: 10.1016/J.IJEPES.2021.107601.
- [5]. W. He, "Load Forecasting via Deep Neural Networks," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 122, pp. 308–314, Jan. 2017, doi: 10.1016/J.PROCS.2017.11.374.
- [6]. K. Foteinaki, R. Li, C. Rode, and R. K. Andersen, "Modelling household electricity load profiles based on Danish time-use survey data," *Energy Build.*, vol. 202, p. 109355, Nov. 2019, doi: 10.1016/J.ENBUILD.2019.109355.
- [7]. J. Namaganda-Kiyimba, J. Mutale, B. Azzopardi, B. Domenech, and A. GarcíaVilloria, "Improving the Load Estimation Process in the Design of Rural Electrification Systems," *Energies*, vol. 14, no. 17, p. 5505, Sep. 2021, doi: 10.3390/EN14175505.
- [8]. M. M. Hussain, S. Serwan, and Z. H. Zakaria, "Nodal Load Profiles Estimation for Time Series Load Flow Using Independent Component Analysis," vol. 6, no. 12, pp. 1050–1055, 2012.
- [9]. L. Giorgi, A. Obushevs, and P. Korba, "Electric Vehicles Load Profile Generator Based on the Probability Density Functions," *IEEE 62nd Int. Sci. Conf. Power Electr. Eng. Riga Tech. Univ.*, 2021, doi: 10.1109/RTUCON53541.2021.9711591.
- [10]. F. Yılmaz and Y. Eren, "A novel load profile generation method based on the estimation of regional usage habit parameters with genetic algorithm," *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 217, pp. 109–165, Apr. 2023, doi: 10.1016/J.EPSR.2023.109165.
- [11]. G. Grigoraş, F. Scarlatache, and G. Cârţină, "Load estimation for distribution systems using clustering techniques," *Proc. Int. Conf. Optim. Electr. Electron. Equipment, OPTIM*, pp. 301–306, 2012, doi: 10.1109/OPTIM.2012.6231789.
- [12]. E. Guillén-García, L. Morales-Velazquez, A. L. Zorita-Lamadrid, O. Duque-Perez, R. A. Osornio-Rios, and R. de J. Romero-Troncoso, "Identification of the electrical load by C-means from non-intrusive monitoring of electrical signals in non-residential buildings," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 104, pp. 21–28, Jan. 2019, doi: 10.1016/J.IJEPES.2018.06.040.
- [13]. C. Pavlatos, E. Makris, G. Fotis, V. Vita, and V. Mladenov, "Utilization of Artificial Neural Networks for Precise Electrical Load Prediction," *Technol.* 2023, Vol. 11, Page 70, vol. 11, no. 3, p. 70, May 2023, doi: 10.3390/TECHNOLOGIES11030070.
- [14]. J. Jeyaranjani and D. Devaraj, "Load Profile Generation for DR Program," *IEEE Int. Conf. Intell. Tech. Control. Optim. Signal Process.*, Apr. 2019, doi: 10.1109/INCOS45849.2019.8951357.

- [15]. M. Ntombela and K. Musasa, "Load Profile and Load Flow Analysis for a Grid System with Electric Vehicles Using a Hybrid Optimization Algorithm," *Sustain*, vol. 15, no. 12, p. 9390, Jun. 2023, doi: 10.3390/SU15129390.
- [16]. M. A. Hammad, B. Jereb, B. Rosi, and D. Dragan, "Methods and Models for Electric Load Forecasting: A Comprehensive Review," *Logist. Sustain. Transp.*, vol. 11, no. 1, pp. 51–76, 2020, doi: 10.2478/jlst-2020-0004.
- [17]. L. I. Dulău and D. Bică, "Power Flow Analysis with Loads Profiles," *Procedia Eng.*, vol. 181, pp. 785–790, Jan. 2017, doi: 10.1016/J.PROENG.2017.02.466.
- [18]. "CYME International - Software, Steady State Analysis with Load Profiles." <https://www.cyme.com/software/cymepm/>
- [19]. "From 5% to 94% Grid Visibility: How Ecuador Modernized Its Energy Distribution Network with ADMS - Schneider Electric Blog." <https://blog.se.com/infrastructure-andgrid/smart-grid/2019/02/22/from-5-to-94-gridvisibility-how-ecuador-modernized-its-energydistribution-network-with-adms/>
- [20]. "ADMS 3.9." <https://smartgrid.schneiderelectric.com/smartgrid/s/adms-39>
- [21]. Agencia de Regulación y Control de Energía y Recursos Naturales No Renovables, "Atlas del sector eléctrico Ecuatoriano 2021," 2021, [Online]. Available: <https://www.controlrecursosyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2022/04/Atlas2021.pdf>
- [22]. C. Vargas et al., "Diseño e Implementación de una Plataforma Informática CLOUD/GIS de Gestión, Operación y Control de Sistemas Fotovoltaicos de Iluminación," *Rev. Politécnica*, vol. 45, no. 2, pp. 19–30, May 2020, doi: 10.33333/RP.VOL45N2.
- [23]. I. Alejandro, G. Navarro, M. C. J. Josué, O. Mireles, I. Irving, and J. Carlos, "Demostración de la eficiencia real en tecnologías de iluminación fluorescente: factor de potencia en cargas no lineales," no. May 2016, 2015.
- [24]. J. A. Segovia, J. F. Toaquiza, J. R. Llanos, and D. R. Rivas, "Meteorological Variables Forecasting System Using Machine Learning and Open-Source Software," *Electron.*, vol. 12, no. 4, 2023, doi: 10.3390/electronics12041007.

Los autores no tienen conflicto de interés que declarar. La investigación fue financiada por la Universidad Nacional de Chimborazo y los autores.

Copyright (2024) © Alvaro N. Chiguano & Leonardo F. Rentería

Este texto está protegido bajo una licencia

[Creative Commons de Atribución Internacional 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

