

zzzzRecibido 14 de septiembre de 2024. Aceptado 29 de noviembre de 2024. Publicado 19 de diciembre de 2024.
ISSN: 2448-7775

Desagregación de Cargas mediante Monitoreo Energético No Intrusivo: Herramienta para la Eficiencia Energética en la Industria

ARMANDO JIMÉNEZ ZAVALA*, JOEL SALOME BAYLON.

Universidad Tecnológica de Manzanillo, Manzanillo, Colima, México.

*Autor de Correspondencia: armandojz@gmail.com

RESUMEN El monitoreo energético no intrusivo (NILM, por sus siglas en inglés) se ha convertido en una herramienta crucial para la eficiencia energética en edificios residenciales y comerciales. A partir del análisis de datos agregados de energía, la metodología NILM permite desagregar y monitorear el consumo de diferentes dispositivos sin la necesidad de instalar sensores en cada aparato. Esto permite gestionar un edificio de forma inteligente para optimizar la eficiencia energética empleando recursos limitados de infraestructura de medición y almacenamiento de datos. Este artículo examina varios casos de NILM, centrándose en el enfoque de su aplicación para mejorar la eficiencia energética, la detección de fallos y la gestión inteligente de energía. También se destacan los desafíos actuales y futuros en su implementación, particularmente en sistemas de aire acondicionado, donde el NILM ha demostrado ser una solución eficaz, y de bajo costo de implementación, para optimizar el rendimiento energético y reducir costos operativos. Se presenta un caso de estudio en la Universidad Tecnológica de Manzanillo, en donde aplicando monitoreo energético no intrusivo fue posible advertir desbalance de corrientes, cargas de operación continua y comportamientos cíclicos.

PALABRAS CLAVE— Monitoreo no intrusivo, desagregación de cargas, eficiencia energética, edificios inteligentes.

I. INTRODUCCIÓN

El avance hacia un entorno digitalizado está revolucionando la forma en que se genera, se consume y se gestiona la energía. En el ámbito del monitoreo energético, esta transformación digital está impulsando el desarrollo de herramientas innovadoras que permiten a los operadores de sistemas eléctricos y a los consumidores obtener una visión más profunda de sus sistemas energéticos, facilitando la toma de decisiones informadas, precisas y en tiempo real.

De acuerdo con el informe "Net Zero by 2050" de la Agencia Internacional de Energía (AIE), el sector energético es responsable de aproximadamente el 75% de las emisiones globales de gases de efecto invernadero [1]. Esto resalta la necesidad de optimizar el consumo energético en todos los sectores mediante herramientas como el monitoreo energético no intrusivo. Iniciativas enfocadas en la sostenibilidad y el uso eficiente de recursos, como la modernización de equipos obsoletos o en mal estado, la adopción de mejores prácticas de consumo y la integración de tecnologías más eficientes, permiten una reducción significativa de los desperdicios de energía.

Un área clave para la mejora de la eficiencia energética y la reducción de costos operativos es el monitoreo de cargas eléctricas en los centros de consumo [2]. La implementación de sistemas de medición energética facilita una operación más transparente, proporcionando datos precisos sobre el uso

de equipos, los tiempos de encendido y apagado, los niveles de demanda energética, y permite el registro detallado de estas operaciones. No obstante, uno de los principales desafíos en la transformación digital es la disponibilidad de capital para invertir en equipos avanzados de monitoreo. En este contexto, un sistema de monitoreo que minimice la cantidad de sensores necesarios para su funcionamiento puede ser determinante para el éxito de su implementación. De esta manera no solo se disminuyen los costos iniciales, sino que también se facilita la adopción de la tecnología, contribuyendo de manera significativa a la eficiencia energética, que es crucial en la lucha global por reducir las emisiones de carbono.

De acuerdo con el *Informe Nacional de Monitoreo de la Eficiencia Energética en México*, el consumo de energía está en aumento. Entre 1990 y 2015 el consumo de energía se incrementó 74.1% principalmente en electricidad generada por hidrocarburos, los cuales representan cerca del 85% del consumo total [3].

En el citado informe, dan cuenta de los programas de eficiencia energética más relevantes que se han impulsado en México, clasificando en tres principales vertientes:

1. La normalización de equipos, productos y sistemas consumidores de energía. En donde se busca que los nuevos equipos que ingresan al mercado cumplan con determinados niveles de eficiencia energética.

2. Programas de apoyo a usuarios finales. Programas destinados a los consumidores de energía para promover la sustitución de equipos y migrar a sistemas con mejor desempeño energético.
3. Programas de información y educación. Cursos, capacitaciones, talleres dirigidos a diversos conjuntos de usuarios con la finalidad de transmitirles las mejores prácticas en el uso de la energía.

En el contexto industrial, la implementación de sistemas de monitoreo energético se presenta como una herramienta fundamental para aumentar la eficiencia y competitividad. Publicaciones recientes dan cuenta de la importancia del modelado de las máquinas mediante el análisis de datos de consumo para así realizar pronósticos en el mantenimiento requerido y, por consiguiente, mejorar la eficiencia energética mediante la acción oportuna y con ello la rentabilidad de la industria [4]. Con respecto al consumo residencial, se estima que los costos de electricidad debidas a iluminación, electrónicos y otros usos finales en los cuales no se puede controlar ni predecir eficazmente la eficiencia energética, representan hasta un 40% de la facturación total en hogares de Estados Unidos [5].

El Monitoreo Energético No Intrusivo (NILM, por sus siglas en inglés: *Non Intrusive Load Monitoring*) es una tecnología clave que analiza el consumo de energía de forma detallada. Funciona midiendo el consumo energético desde el punto de suministro sin requerir sensores individuales en cada dispositivo [6].

NILM permite la desagregación de cargas desde un único punto de medición, ofreciendo a los usuarios información en tiempo real sobre el uso de energía de cada aparato eléctrico. Para una mejor representación, se puede observar la Fig.1 en donde se muestra el concepto de aplicación. Esta capacidad permite identificar ineficiencias. También facilita la reducción de costos y fomenta un uso más racional de los recursos energéticos [7], [8]. Otras aplicaciones del monitoreo no intrusivo incluyen la posibilidad de detectar el hurto de energía [9], lo que resulta de particular interés para el suministrador de energía; la capacidad de detectar consumos anormales (fallas) en un equipo conectado o una variación en la eficiencia energética [10].

Este artículo ha sido escrito con el propósito de destacar los beneficios de NILM en la eficiencia energética y mostrar cómo su implementación en diferentes sectores puede contribuir a la sostenibilidad. La tecnología del monitoreo no intrusivo de cargas también apoya la transición hacia un sistema energético más limpio y eficiente, algo que resulta esencial en un contexto de creciente demanda energética global [11], [12]. Al abordar los beneficios del monitoreo energético no intrusivo y sus aplicaciones en sectores residenciales y comerciales, este artículo pretende ofrecer

una visión clara sobre el papel de NILM en la mejora de la eficiencia energética y la reducción del impacto ambiental.

En la era de la Industria 4.0, las tecnologías emergentes como la robótica, la inteligencia artificial y la impresión 3D están transformando la fabricación. Estas tecnologías están ayudando a las empresas a reducir costos, mejorar la eficiencia, aumentar la innovación y responder de manera más ágil a las amenazas y perturbaciones del mercado.

La Inteligencia Artificial (IA) y el aprendizaje automático o *Machine Learning* (ML) desempeñan un papel cada vez más importante en el monitoreo energético. La IA y el ML se pueden utilizar para analizar grandes conjuntos de datos de energía y detectar patrones y tendencias que pueden pasar desapercibidos para los humanos. Esto está dando lugar a nuevas formas de detectar y prevenir problemas en los sistemas energéticos [13]. Así como impulsar la migración hacia un entorno de redes eléctricas inteligentes [14].

NILM puede ofrecer retroalimentación detallada sobre el consumo de energía a nivel de dispositivo, lo que ayuda a los propietarios a comprender mejor su uso energético y a las empresas de servicios públicos a gestionar la demanda de manera más efectiva. La desagregación de cargas mediante monitoreo no intrusivo ha progresado considerablemente en las últimas décadas, y sigue siendo un campo de investigación en constante evolución. Los distintos tipos de algoritmos ofrecen ventajas y limitaciones según el contexto en el que se implementen, la variedad de dispositivos presentes y los objetivos del análisis.

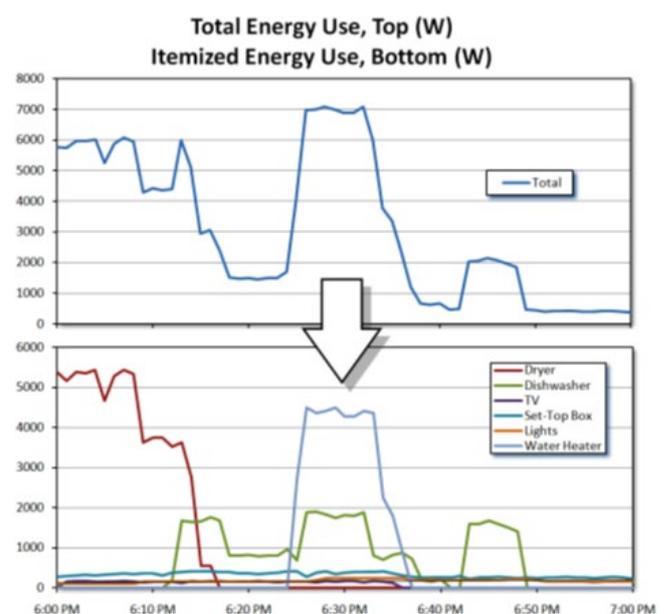


Fig. 1. Desagregación de cargas a partir de un punto de medición. Tomado de [5].

II. FUNDAMENTOS DEL MONITOREO ENERGÉTICO NO INTRUSIVO

A. DESAGREGACIÓN DE CARGAS

Los algoritmos NILM se basan en el concepto de desagregación de cargas, que implica la identificación del consumo individual de dispositivos a partir de una señal de consumo energético total. Esto se logra mediante algoritmos avanzados que detectan cambios en las firmas de energía de los dispositivos cuando se encienden y apagan. Cada dispositivo eléctrico tiene una firma de carga única que lo diferencia de otros aparatos, y estas firmas se agrupan en varias categorías:

Tipo I: Estados ON/OFF. Dispositivos con dos estados operativos como lámparas o tostadoras.

Tipo II: Máquinas de Estados Finitos (FSM). Dispositivos como lavadoras y hornos que tienen múltiples estados operativos y un patrón repetitivo.

Tipo III: Dispositivos de Consumo Continuo Variable (CVD). Dispositivos como luces con regulador de intensidad que no tienen un número fijo de estados, lo que los hace difíciles de desagregar.

Tipo IV: Dispositivos de Consumo Permanente. Dispositivos que permanecen activos en todo momento, como televisores y detectores de humo.

B. ALGORITMOS DE DESAGREGACIÓN

De acuerdo con la investigación presentada en [15], los algoritmos de desagregación de cargas pueden clasificarse principalmente en tres categorías: técnicas ILM (*Intrusive Load Monitoring*) o monitoreo intrusivo de cargas, técnicas NILM, y otros enfoques para monitoreo energético que pueden no necesariamente emplear mediciones eléctricas, como pueden ser sensores de luz o sonido para identificar cuando un equipo está en funcionamiento.

En el campo de aplicación de las técnicas ILM es necesario instalar un sensor por cada carga individual. Esta es la solución definitiva desde el punto de vista de observabilidad del comportamiento, pero también es la que requiere mayor inversión económica para su implementación, al requerir una gran cantidad de sensores, lo que también complica las tareas de adquisición, almacenamiento y procesamiento de datos.

Por otro lado, la segunda categoría contempla los algoritmos NILM que procesan mediciones tomadas en el punto de suministro de energía y separan la señal en diversas componentes que describen el comportamiento energético de cargas individuales conectadas en un mismo punto de medición de energía, como se ilustra en la Fig. 1.

El proceso general para la desagregación de cargas, en un marco de trabajo incluyendo algoritmos NILM se muestra en la Fig. 2. Los algoritmos NILM englobados en este marco de trabajo incluyen de manera general los siguientes pasos [16]:

a) *Adquisición de datos*, consiste en la etapa inicial de recolección de información ya sea potencia activa, reactiva, voltajes, corrientes o factor de potencia, en función de la cantidad de variables recabadas será la capacidad de los algoritmos para identificar mejor los patrones de consumo.

b) *Detección de eventos*, en esta etapa se identifican los cambios de estado en la potencia consumida, que puede ser asociada a la activación o desactivación de aparatos.

c) *Selección y extracción de características*, en las que procesa la información global para identificar las firmas particulares de consumo de energía de los equipos en operación.

d) *Inferencia y aprendizaje*, es la parte final del proceso en donde los algoritmos NILM separan la señal de la medición de potencia en las distintas cargas que la conforman y se extraen las estadísticas a nivel de aparato identificado. Este último paso puede incluir modelos supervisados, no supervisados y modelos semi supervisados.

Los algoritmos NILM abarcan diversas técnicas. Algunas se basan en la frecuencia de muestreo de la señal, desde una muestra cada varios segundos hasta frecuencias en el orden de kilo Hertz. Otras se enfocan en el análisis de estados operativos o en la clasificación de eventos.

Las diversas técnicas NILM también pueden clasificarse basándose en los algoritmos que emplean, los cuales pueden ser de aprendizaje máquina (ML, por las siglas en inglés de *Machine Learning*), donde se incluye el modelo *Hidden Markov Model* (HMM); en una segunda clasificación, están las técnicas que emplean reconocimiento de patrones, entre las que se encuentra el enfoque *Factorial Hidden Markov Models* (FHMMs); y por último, los enfoques de separación de canales de una sola fuente, en los que la identificación de los componentes de la señal medida se obtienen mediante formulaciones como un problema de optimización partir de las observaciones de potencia [15].

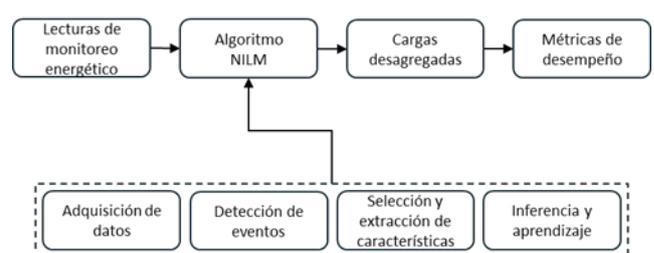


Fig. 2. Proceso para desagregación de cargas. Interpretado de [14].

III. BENEFICIOS DE APLICACIÓN DE METODOLOGÍAS NILM EN LA EFICIENCIA ENERGÉTICA

A. REDUCCIÓN DEL CONSUMO ENERGÉTICO Y DE COSTOS

Una de las principales ventajas de NILM es su capacidad para ayudar a los usuarios a reducir su consumo energético de manera significativa. Al identificar el consumo específico de cada electrodoméstico o equipo, los usuarios pueden identificar dispositivos ineficientes y ajustar sus patrones de uso para reducir el desperdicio de energía. Los estudios han demostrado que los hogares que utilizan NILM, o bien alguna tecnología para monitoreo energético, tienen el potencial de lograr ahorros de energía de entre el 10% y el 20% [17]. Por ejemplo, NILM permite detectar cuando un aparato permanece en modo de espera durante largos periodos, consumiendo energía sin estar en uso. Con esta información, los consumidores pueden apagar o desconectar dispositivos, reduciendo el consumo innecesario. Esto genera ahorros significativos tanto en electricidad como en costos. También los usuarios pueden identificar cuáles electrodomésticos consumen más energía al comparar las señales de cantidad de energía consumida por dos equipos similares, pero de distinta antigüedad, por ejemplo dos equipos de aire acondicionado de potencia similar pero con más de cuatro años de diferencia en la compra presentan magnitudes de consumo diferentes debido a la obsolescencia; al visualizar esta información el usuario puede decidir reemplazar aparatos viejos o ineficientes por otros de mayor eficiencia energética.

B. OPTIMIZACIÓN DEL USO DE ENERGÍA EN TIEMPO REAL

El monitoreo continuo y en tiempo real que ofrece NILM permite que los usuarios se adapten a las condiciones cambiantes de la red eléctrica. Por ejemplo, los programas de respuesta a la demanda (DR), que permiten a los usuarios ajustar su consumo energético en función de la demanda de la red, se ven beneficiados por la capacidad de NILM de identificar los aparatos que más consumen durante las horas pico. Esto no solo reduce los costos energéticos para los usuarios, sino que también alivia la presión sobre la red eléctrica en momentos de alta demanda [18]. Así mismo, las aplicaciones en micro redes eléctricas resultan en la optimización de los recursos y despacho adecuado, reducción de costos y un incremento en la satisfacción de los usuarios [19].

C. MANTENIMIENTO PREDICTIVO

Otra ventaja importante de NILM es su capacidad para detectar anomalías en el consumo de los dispositivos, lo que permite identificar fallas incipientes en los equipos antes de que se conviertan en problemas mayores. Esta función es

especialmente útil en entornos industriales y comerciales, donde el mantenimiento predictivo de equipos como motores, sistemas de aire acondicionado o compresores puede evitar interrupciones en las operaciones y prolongar la vida útil de los equipos. Estudios han demostrado que la implementación de NILM en sistemas de aire acondicionado, puede generar ahorros de energía de hasta el 30%, optimizando el uso de la climatización en función de las condiciones del edificio y el clima exterior.

Por otro lado, los algoritmos basados en la descomposición de señales asumen que el consumo total de energía es una combinación lineal o no lineal de las señales individuales de cada dispositivo. Entre estos métodos destacan el Análisis de Componentes Principales (PCA) y el Análisis de Componentes No Negativas (NMF) [15].

IV. CASO DE ESTUDIO

Para mostrar el potencial de aplicación que pueden tener las distintas técnicas de desagregación de cargas a partir de monitoreo energético, se instaló un medidor de energía dentro del Centro de Investigación de Energías Renovables (CIER) en la Universidad Tecnológica de Manzanillo (UTeM), monitoreando los consumos de un tablero eléctrico con suministro de energía trifásica, a 220/127V. Este tablero, suministra energía a una diversidad de cargas eléctricas distribuidas en ocho circuitos eléctricos y también suministra energía a un tablero secundario. Entre las cargas eléctricas conectadas se encuentran principalmente equipos de aire acondicionado que dan servicios a un aula, sala de junta, sala de maestros, área de cubículo, oficina de dirección y para climatización del cuarto de servidor.

Se adquirió un medidor de energía de la marca Emporia Energy [20], el cual tiene varias características ideales para las finalidades de prueba e investigación: tiene una tasa de muestreo de 1 Hz, puede medir circuitos trifásicos conectados en estrella para el alimentador principal o acometida del edificio, con sensores de corriente de hasta 200 Amperes y voltaje de alimentación de 220 o 440V; así mismo permite medir circuitos derivados monofásicos o polifásicos mediante sondas adicionales para monitoreo de señales de hasta 50 A. Es capaz de proveer mediciones en tiempo real de potencia instantánea y de corriente, mediante una plataforma web o aplicación para celular. Por otro lado, permite descargar datos históricos con la información de la potencia instantánea, la demanda promedio y el consumo de energía por fase.

La Fig. 3 muestra una fotografía el sitio con el medidor ya instalado, en donde se está monitoreando el alimentador principal del tablero y también los circuitos derivados para efectos de comparación y análisis de muestras agregadas y desagregadas.

En la Fig. 4 se presenta un esquemático de conexión del equipo de monitoreo instalado, de acuerdo con la recomendación del fabricante del equipo. En la Fig. 5 se presenta las lecturas de potencia promedio por minuto, en kilowatts (kW), para mediciones entre el 3 de agosto del 2024 a las 10:30 horas y el 9 de agosto del 2024 a las 22:30 horas.

Como puede apreciarse en la Fig. 5, es posible advertir varios aspectos del comportamiento general del sitio a partir de estos datos, por ejemplo, se puede apreciar el comportamiento cíclico semanal, donde la mayor actividad transcurre entre lunes a viernes y mayormente por las mañanas, también es posible apreciar los picos de demanda durante la mañana; información que describe claramente la actividad típica de una institución educativa. También esta figura presenta datos relevantes para el análisis técnico del comportamiento energético. Es evidente un desbalance de corrientes significativo que afecta la calidad de la potencia requerida según el Código de Red [21]. Por otro lado, se puede identificar que hay un segmento de datos en ceros, que podría corresponder a la desconexión del tablero, o a un corte en el suministro eléctrico.

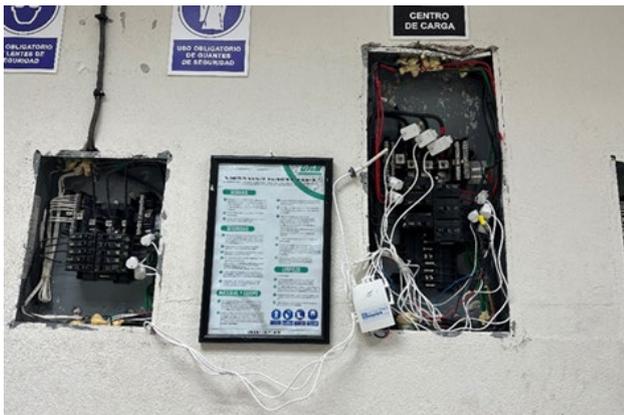


Fig. 3. Instalación del monitoreo en el tablero del laboratorio.

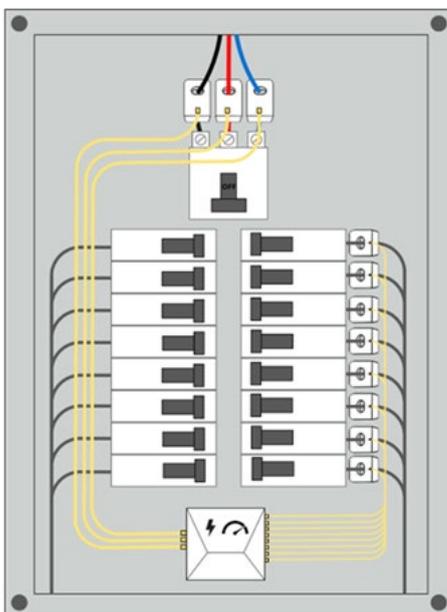


Fig. 4. Principales componentes para sistema de monitoreo.

La Fig. 6 presenta las gráficas con la medición de potencia activa por fase, en donde puede observarse con mayor detalle el desbalance de carga, donde la fase A y fase B tienen un comportamiento similar, mientras que la fase C presenta un menor consumo de energía. Las mediciones de potencia promedio por minuto no alcanzan a capturar los comportamientos transitorios en el cambio de estado operativo de los dispositivos conectados, pero sí permiten analizar el comportamiento de uso en éstos. El tablero principal proporciona energía en su mayoría a equipos de aire acondicionado destinados al uso en aulas, salas de reuniones y oficinas, estas cargas son monofásicas a 220V y de distintas capacidades, lo que contribuye al desequilibrio de demanda en las tres fases. Este tablero también suministra energía a un tablero derivado adjunto, en donde se encuentran otras cargas menores, monofásicas, como son iluminación de aulas, contactos, refrigeradores y proyectores.

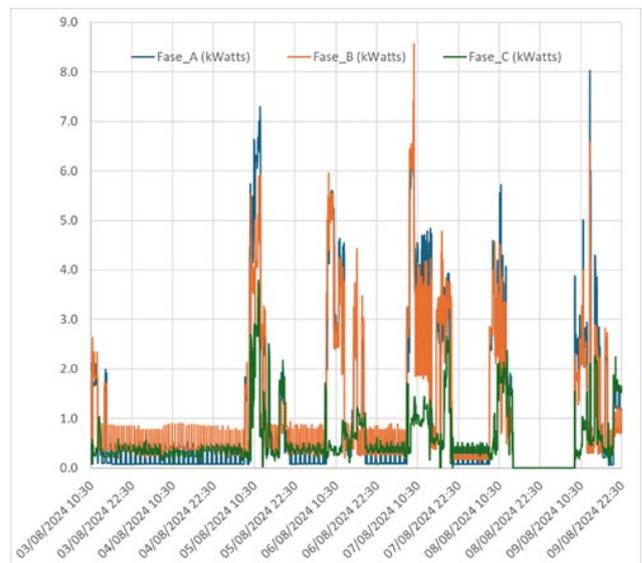


Fig. 5. Mediciones en fase A, B y C del alimentador principal (kW).

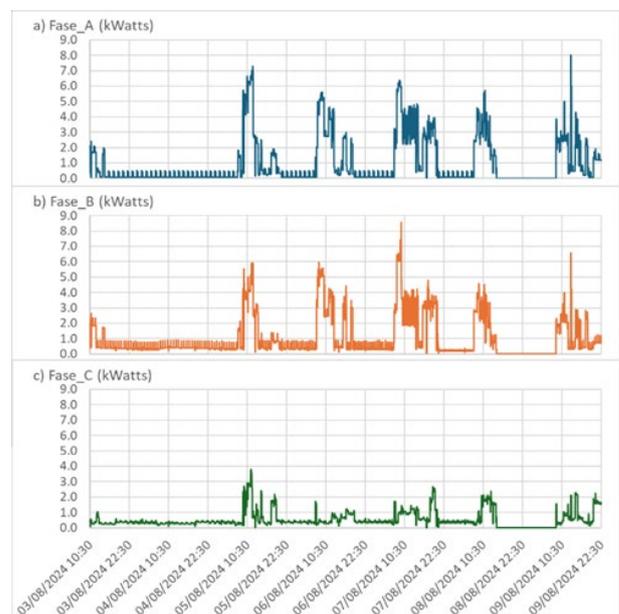


Fig. 6. Desglose de mediciones en tablero principal: a) fase A, b) fase B, c) fase C.

La Fig. 7 presenta la información correspondiente a la potencia suministrada al tablero derivado. Las lecturas mostradas son de potencia promedio por minuto para las tres fases, en el periodo de 5/08/2024 00:00h a 7/08/2024 23:59h. Este periodo se elige únicamente por conveniencia, para graficar días entre semana y que la resolución en la figura permita apreciar los comportamientos. De igual forma se presenta un análisis de la Fase B, del tablero derivado, por resultar de interés práctico ya que en ésta se encuentran conectadas diversas cargas que permiten ilustrar el potencial de aplicación para la desagregación de cargas.

De manera similar a lo observado en el tablero principal, se evidencia un desbalance de corrientes en las tres fases del tablero derivado. En este caso, se pueden identificar patrones distintivos en el comportamiento de cada fase, debido a la distribución desigual de las cargas conectadas. Dado que el tablero derivado maneja un menor número de dispositivos en comparación con el tablero principal, la diversidad de cargas asociadas a cada fase es más limitada. Como resultado, se observa una menor variabilidad en los patrones de consumo dentro de cada fase del subalimentador.

Al visualizar la Fig. 7, es posible advertir un comportamiento muy diferenciado en cada fase, debido en primera instancia al desbalance de corrientes que se produce por la conexión de cargas monofásicas en el tablero, particularmente en iluminación, que mantienen un consumo constante por periodos prolongados y en segunda, por la conexión de equipos de operación cíclica, específicamente de refrigeradores.

En la Tabla I se indican las generalidades del consumo en el tablero secundario. La Fase C o Línea 3, presenta el mayor consumo de energía debido a que suministra energía a equipos de uso permanente, lo que acumula un consumo de 28.6 kWh y demanda pico de 3.4 kW para el periodo graficado; Mientras que la Fase A tiene 22.6 kWh y 1.4 kW de consumo y potencia pico, respectivamente. La Fase B tiene un consumo intermedio con 26.3 kWh en el mismo periodo y demanda pico de 1.7 kW.

Analizando los datos, el alimentador presenta desbalances muy elevados, siento un 56.75% del desbalance en la potencia máxima, presente en la Línea 3. Estos desbalances obedecen al uso combinado de equipos de aire acondicionado y de equipos de refrigeración.

En la Fig. 8, se presenta el mismo periodo de tiempo, pero mostrando únicamente la fase B (Línea 2), del tablero derivado, donde es posible apreciar el comportamiento de varios tipos de cargas monofásicas, como un refrigerador, computadoras, proyector y luminarias. Se elige mostrar la Línea 2 en el análisis de desagregación de cargas dada la variedad de equipos monofásicos que se encuentran conectados a ésta.

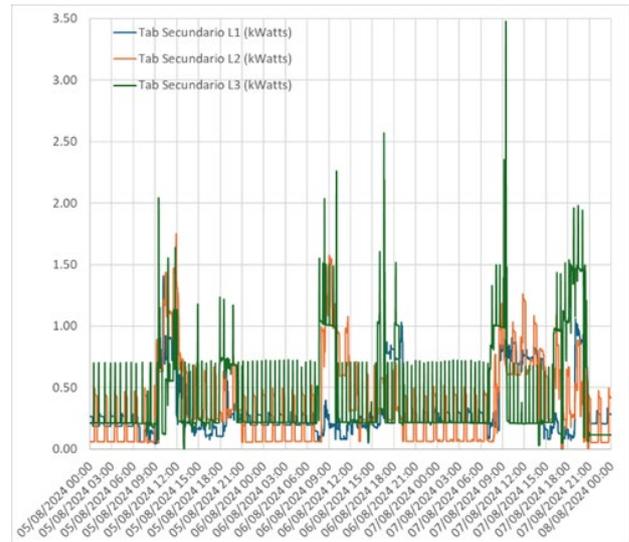


Fig. 7. Mediciones en subalimentador del tablero derivado (kW).

TABLA I. GENERALIDADES DEL CONSUMO EN TABLERO DERIVADO.

Parámetro	Línea 1	Línea 2	Línea 3
Consumo, kWh	22.661	26.336	28.577
Pmax, kW	1.409	1.743	3.449
Pmin, kW	0.003	0.003	0.004
Pprom, kW	0.315	0.366	0.397

Considerando estos primeros análisis preliminares del comportamiento energético en los alimentadores de tableros, se pueden tomar acciones encaminadas a mejorar la eficiencia energética del sitio, comenzando por intervenciones al diseño de las conexiones para balancear las cargas eléctricas lo que puede presentar ahorros económicos considerables al tomar en cuenta los daños potenciales en equipos, tableros eléctricos, transformadores y conductores eléctricos. Así mismo, hay un ahorro potencial inmediato en cuanto a costos de consumo de energía, que pueden representar hasta un 28%, considerando el escenario de equipos que se dejan encendidos inadvertidamente los fines de semana, cuando normalmente deberían estar apagados.

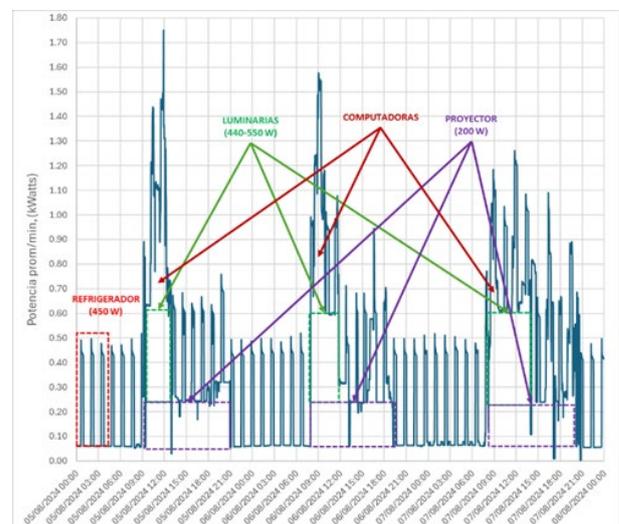


Fig. 8. Mediciones en fase B del tablero derivado (kW).

El potencial de aplicación de algoritmos de segregación de cargas se presenta de manera natural al observar la posibilidad de generar estadísticas de uso de los equipos, donde se analice el tiempo de uso y la frecuencia de activación. En la UTeM resulta de vital importancia contar con información acerca de los equipos activos particularmente fuera de los horarios predefinidos, ya que esto indicaría que se han dejado encendidos o bien que hay un uso inadecuado. Por otro lado, al tratarse de un sitio con operación cíclica, es posible programar alertas que permitan identificar las áreas que requieren mayor atención del personal, para concientizar sobre el uso adecuado de la energía, la operación responsable de los equipos y mantener el compromiso con uso responsable de la energía.

V. CONCLUSIONES

La elección entre algoritmos NILM y técnicas alternativas de monitoreo energético depende de múltiples factores, entre los que destacan el costo de instalación, la precisión requerida y la naturaleza de los dispositivos que se desean monitorear. El uso de técnicas NILM ofrece una solución más económica con el potencial de escalar y optimizar el uso de energía mediante análisis de datos, alternativamente las técnicas de monitoreo intrusivo destacan por la gran precisión, velocidad de respuesta y simplicidad en el procesamiento de información.

Los avances en desarrollo permitirán cerrar la brecha entre precisión y escalabilidad para la implementación de algoritmos NILM, por lo que será posible ofrecer beneficios significativos a un coste asequible para aplicaciones a nivel residencial y de pequeña industria, optimizando el uso de energía y detectando ineficiencias o patrones de consumo inadecuados.

Con respecto al caso de estudio presentado en este artículo, la aplicación de técnicas NILM en la UTeM puede contribuir desde varios enfoques a una reducción en el consumo energético global, disminuyendo costos y apoyando los objetivos de sostenibilidad y reducción de la huella de carbono, así como previniendo fallas en equipos y componentes críticos de la instalación eléctrica. La integración en una segunda etapa de algoritmos NILM y sistemas de gestión energética en todo el campus permitirán un control más fino sobre el consumo energético y proveerán de información valiosa para generar indicadores de rendimiento y eficiencia energética, lo que podrá traducirse en herramientas de fomento de cultura de eficiencia y uso responsable de los recursos energéticos.

Los enfoques basados en la observación del estado físico de los equipos ofrecen una representación directa y comprensible del comportamiento de los dispositivos. Por otro lado, los métodos de aprendizaje automático destacan

por su flexibilidad y escalabilidad ante entornos energéticos complejos.

Las técnicas NILM tienen el potencial de extenderse a sectores industriales complejos, donde las cargas dinámicas y mixtas representan desafíos significativos para el monitoreo tradicional. Su aplicación permite obtener alertas del comportamiento en el momento que se presenta una falla, generar analíticas del desempeño de equipos, contabilizar el arranque y paro de equipos en una jornada de trabajo y realizar la estadística histórica. En el sector residencial, la tecnología podría integrarse en sistemas de casas y edificios inteligentes, detectando consumos en modo de espera y permitiendo una gestión energética más precisa. A largo plazo, el desarrollo de algoritmos NILM con aprendizaje automático promete aumentar la precisión del análisis, incluso en entornos con alta variabilidad de cargas.

REFERENCIAS

- [1] IEA, "Net Zero by 2050 - A Roadmap for the Global Energy Sector," Paris, 2021. [Online]. Available: <https://www.iea.org/reports/net-zero-by-2050>
- [2] M. Çolak and E. Irmak, "A State-of-the-Art Review on Electric Power Systems and Digital Transformation," *Electric Power Components and Systems*, vol. 51, no. 11, pp. 1089–1112, 2023, doi: 10.1080/15325008.2023.2189760.
- [3] CONUEE, "Informe Nacional de Monitoreo de la Eficiencia Energética 2018," Ciudad de México, 2018. [Online]. Available: https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/43612/1/S1800496_es.pdf
- [4] M. A. Bermeo-Ayerbe, C. Ocampo-Martinez, and J. Diaz-Rozo, "Data-driven energy prediction modeling for both energy efficiency and maintenance in smart manufacturing systems," *Energy*, vol. 238, Jan. 2022, doi: 10.1016/j.energy.2021.121691.
- [5] D. Christensen, L. Earle, and B. Sparr, "NILM Applications for the Energy-Efficient Home NREL/TP-5500-55291," Nov. 2012.
- [6] G. W. Hart, "Nonintrusive appliance load monitoring," *Proceedings of the IEEE*, vol. 80, no. 12, pp. 1870–1891, 1992, doi: 10.1109/5.192069.
- [7] G. Tanoni, E. Principi, and S. Squartini, "Non-Intrusive Load Monitoring in industrial settings: A systematic review," Sep. 01, 2024, *Elsevier Ltd.* doi: 10.1016/j.rser.2024.114703.
- [8] Y. Yan et al., "A Review of Industrial Non-Intrusive Load Monitoring," in *ICSM2023 - International Conference on Sensing, Measurement and Data Analytics in the Era of Artificial Intelligence, Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023. doi: 10.1109/ICSM2023.10490483.
- [9] A. Gao, F. Mei, J. Zheng, H. Sha, M. Guo, and Y. Xie, "Electricity Theft Detection Based on Contrastive Learning and Non-Intrusive Load Monitoring," *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 14, no. 6, pp. 4565–4580, Nov. 2023, doi: 10.1109/TSG.2023.3263219.
- [10] E. Azizi, M. T. H. Beheshti, and S. Bolouki, "Appliance-Level Anomaly Detection in Nonintrusive Load Monitoring via Power Consumption-Based Feature Analysis," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 67, no. 4, pp. 363–371, Nov. 2021, doi: 10.1109/TCE.2021.3129356.
- [11] IEA, "Energy Efficiency," Paris, 2023. [Online]. Available: www.iea.org
- [12] M. Farhan et al., "Towards next generation Internet of Energy system: Framework and trends," Oct. 01, 2023, *Elsevier B.V.* doi: 10.1016/j.egyai.2023.100306.
- [13] M. S. Bakare, A. Abdulkarim, M. Zeeshan, and A. N. Shuaibu, "A comprehensive overview on demand side energy management towards smart grids: challenges, solutions, and future direction," Dec. 01, 2023, *Springer Nature*. doi: 10.1186/s42162-023-00262-7.

- [14] T. A. Nguyen and M. Aiello, "Energy intelligent buildings based on user activity: A survey," Jan. 2013. doi: 10.1016/j.enbuild.2012.09.005.
- [15] P. A. Schirmer and I. Mporas, "Non-Intrusive Load Monitoring: A Review," *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 14, no. 1, pp. 769–784, Jan. 2023, doi: 10.1109/TSG.2022.3189598.
- [16] H. Rafiq, P. Manandhar, E. Rodriguez-Ubinas, O. Ahmed Qureshi, and T. Palpanas, "A review of current methods and challenges of advanced deep learning-based non-intrusive load monitoring (NILM) in residential context," Feb. 15, 2024, *Elsevier Ltd*. doi: 10.1016/j.enbuild.2024.113890.
- [17] E. Tabanelli, D. Brunelli, A. Acquaviva, and L. Benini, "Trimming Feature Extraction and Inference for MCU-Based Edge NILM: A Systematic Approach," *IEEE Trans Industr Inform*, vol. 18, no. 2, pp. 943–952, Feb. 2022, doi: 10.1109/TII.2021.3078186.
- [18] G. M. Tina and V. A. Amenta, "Consumption awareness for energy savings: NIALM algorithm efficiency evaluation," in *2014 5th International Renewable Energy Congress (IREC)*, IEEE, Mar. 2014, pp. 1–6. doi: 10.1109/IREC.2014.6827003.
- [19] H. Çimen, N. Çetinkaya, J. C. Vasquez, and J. M. Guerrero, "A Microgrid Energy Management System Based on Non-Intrusive Load Monitoring via Multitask Learning," *IEEE Trans Smart Grid*, vol. 12, no. 2, pp. 977–987, Mar. 2021, doi: 10.1109/TSG.2020.3027491.
- [20] Emporia Corp, "Emporia Vue 3 General Specifications - Vue Energy Monitor," 2024, Accessed: Aug. 29, 2024. [Online]. Available: <https://www.emporiaenergy.com/wp-content/uploads/2024/09/Emporia-Vue-3-Sell-Sheetv.2.pdf>
- [21] CRE, *RESOLUCIÓN Núm. RES/550/2021 de la Comisión Reguladora de Energía por la que se expiden las Disposiciones Administrativas de Carácter General que contienen los criterios de eficiencia, calidad, confiabilidad, continuidad, seguridad y sustentabilidad del Sistema Eléctrico Nacional: Código de Red*. 2021. [Online]. Available: https://www.dof.gob.mx/nota_detalle.php?codigo=5639920&fecha=31/12/2021#gsc.tab=0

BIOGRAFÍAS



ARMANDO JIMÉNEZ ZAVALA Doctor en Ciencias en Ingeniería Eléctrica por el CINVESTAV Guadalajara. Especializado en el análisis de la integración de eficiencia energética, energías renovables, y monitoreo energético con herramientas de IA para el diseño de redes eléctricas inteligentes y microrredes optimizadas.



JOEL SALOME BAYLON Profesor en el Departamento de Energías Renovables de la Universidad Tecnológica de Manzanillo, Colima. Dr. en Ingeniería Eléctrica y Maestro en Ciencias de la Electrónica. Ha desarrollado diversos proyectos de aplicación en la industria en áreas de control y automatización; con publicaciones en el área eléctrica, robótica, instrumentación, control, energías renovables y acuicultura.