

Diseño e Implementación de un Dispositivo de Medición Inteligente para la Caracterización Detallada de los Perfiles de Demanda del Consumo Eléctrico en Usuarios Residenciales

Clement Torres¹, Victor Viveros², Dr. Diego H. Stalder³, Ing. Hans Mersch⁴

¹Alumno, Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo, Paraguay

²Alumno, Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo, Paraguay

³Orientador, Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo, Paraguay

⁴Orientador, Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Asunción. San Lorenzo, Paraguay

Palabras clave:

- Monitoreo energético
- Medición inteligente
- ESP32-S3
- LoRa
- Internet de las cosas
- Perfiles de demanda residenciales
- Clustering de series temporales
- k-medoids
- Deformación dinámica del tiempo
- t-SNE

Keywords:

- Energy monitoring
- Smart metering
- ESP32-S3
- LoRa
- IoT
- Residential demand profiles
- Time series clustering
- k-medoids
- Dynamic Time Warping
- t-SNE

Resumen

Este trabajo presenta el diseño e implementación de un dispositivo de medición inteligente para la caracterización detallada de los perfiles de demanda eléctrica en usuarios residenciales. El sistema desarrollado integra sensores de corriente y tensión, un microcontrolador y comunicación inalámbrica basada en IoT, permitiendo la medición precisa y el envío continuo de datos. Para el análisis, se aplicaron técnicas de agrupamiento de series temporales utilizando la métrica Dynamic Time Warping (DTW) y el algoritmo k-medoids, identificando patrones de consumo representativos. Los resultados obtenidos demuestran la efectividad del sistema propuesto como herramienta para el monitoreo energético y la optimización del consumo eléctrico.

Abstract

This work presents the design and implementation of an intelligent measurement device for the detailed characterization of residential electrical demand profiles. The developed system integrates current and voltage sensors, a microcontroller, and IoT-based wireless communication, enabling accurate measurement and continuous data transmission. For analysis, time-series clustering techniques were applied using the Dynamic Time Warping (DTW) metric and the k-medoids algorithm to identify representative consumption patterns. The obtained results demonstrate the effectiveness of the proposed system as a tool for energy monitoring and optimization of electricity consumption in residential environments.

1. Introducción

La demanda de energía eléctrica es un factor crítico en la planificación de sistemas eléctricos, y su medición precisa es fundamental para una gestión eficiente de los recursos. El avance de los dispositivos de medición basados en Internet de las Cosas (IoT) ha permitido un monitoreo en tiempo real del consumo, facilitando una facturación basada en datos reales y una optimización del suministro. Este trabajo contribuye a este campo mejorando las capacidades de estos dispositivos mediante la incorporación de sensores de voltaje y corriente para un análisis más preciso, además de optimizar su diseño para hacerlo más compacto, robusto y fácil de instalar, con el fin de permitir despliegues rápidos y masivos.

Un desafío central en la gestión de la distribución

eléctrica es la caracterización de los perfiles de consumo de los usuarios residenciales. Las técnicas de agrupamiento de series temporales se han posicionado como una herramienta clave para identificar patrones de consumo [1], [2]. Lo que permite a las compañías eléctricas planificar y diseñar estrategias personalizadas de eficiencia energética.

Para lograr una clasificación más robusta, el estudio propone una mejora metodológica en la línea de investigación [3], que combina el algoritmo k-medoids con la métrica Dynamic Time Warping (DTW), la cual es especialmente eficaz para manejar los desfases temporales en los datos de consumo. Este enfoque supera las limitaciones de métodos tradicionales y permite extraer perfiles de demanda representativos que son vitales para aplicaciones de eficiencia energética y segmentación inteligente de clientes.

2. Objetivo General

Diseñar e implementar un sistema de medición inteligente para la caracterización de la demanda de energía eléctrica de usuarios residenciales en distintos perfiles de consumo.

3. Objetivos Específicos

- Desarrollar un dispositivo para el monitoreo del consumo eléctrico que integre sensores para la medición precisa de corriente y tensión.
- Mejorar el sistema de comunicación inalámbrica del dispositivo para asegurar una transmisión de datos robusta y confiable.
- Optimizar el diseño de la placa de circuito impreso (PCB) para lograr una versión más compacta y eficiente.
- Implementar algoritmos de análisis de datos para la caracterización y agrupamiento de los perfiles de consumo eléctrico.

4. Materiales y Métodos

El diseño e implementación del sistema de medición de consumo energético se estructura entorno a cuatro componentes principales: los requerimientos de diseño, los componentes electrónicos, el diseño del circuito y el firmware. Estos componentes se integran para crear un sistema preciso, seguro y no intrusivo, capaz de monitorizar el consumo de energía y proporcionar datos útiles para la optimización energética. A continuación, se describen en detalle cada uno de estos elementos y su interrelación en el sistema.

4.1. Requerimientos de diseño

Los requerimientos de diseño del medidor inteligente son los siguientes:

- Medir voltaje 220V AC y corriente (hasta 30 A) de manera no intrusiva
- Medir la energía eléctrica aparente consumida (kVAh).
- Transmitir los datos de forma robusta y confiable.

4.2. Diseño del circuito

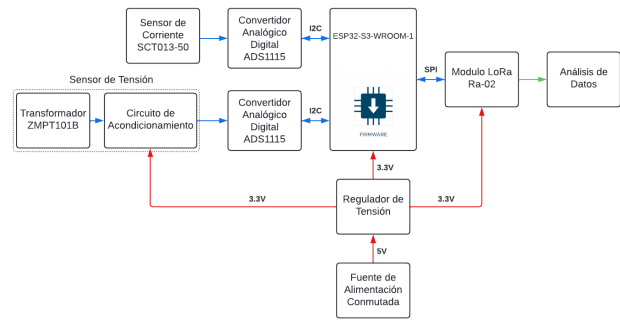


Figura 1: Diagrama de funcionamiento

4.3. Componentes electrónicos

- Fuente de alimentación conmutada aislada Hi-Link HLK-5M05.
- Transistor MOSFET IRLML9303TRPBF.
- Regulador de baja caída LT1963AEST-3.3.
- Transformadores de corriente ZMPT101B.
- Multiplexor analógico CD4067BPWR.
- Sensor de corriente no invasivo SCT-013.
- Convertidores analógico-digitales ADS1115BQDGSRQ1.
- Módulo LoRa Ra-02.
- Microcontrolador ESP32-S3-WROOM-1-N16R8.

4.3.1. Alimentación

El sistema utiliza un módulo Hi-Link HLK-5M05 para convertir AC (220V) a DC 5V, con protección integrada mediante un fusible (H) contra sobrecorrientes y un varistor (RV1) para sobretensiones. Las entradas de línea (L_{in}) y neutro (N_{in}) se filtran y regulan, entregando una salida estable (+5V/GND) para alimentar los componentes electrónicos. Este diseño garantiza seguridad y fiabilidad en la operación continua del dispositivo.

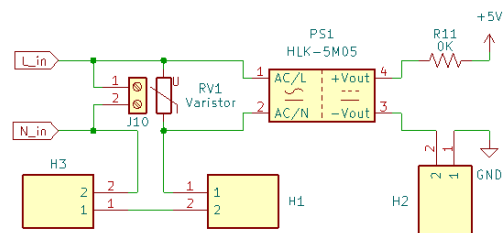


Figura 2: Alimentación

4.3.2. Protección de voltajes de entrada

El sistema incorpora el circuito integrado TPS259621DDAR para protección avanzada contra sobretensiones y sobrecorrientes. Un divisor resistivo ($R_{21} - R_{23}$) configura los umbrales UVLO, desconectando automáticamente el circuito ante voltajes inseguros. El arranque suave se garantiza con el capacitor C_{21} (patilla dV/dt), mientras que R_{24} y R_{25} regulan la corriente máxima y estabilidad del voltaje de salida. Este diseño protege eficientemente componentes sensibles, asegurando operación confiable y prolongando su vida útil.

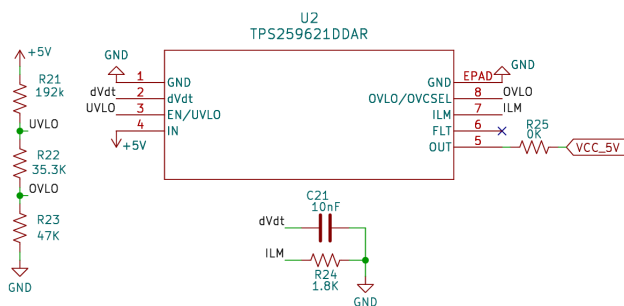


Figura 3: Protección de voltaje de entrada

4.4. Circuito conmutador

Este circuito selecciona automáticamente la fuente de alimentación según la presencia o ausencia de VBUS (USB). Cuando hay voltaje en VBUS, el sistema se alimenta desde el puerto USB. Si VBUS está desconectado, entonces la alimentación proviene de la línea externa $5V_{IN}$. El MOSFET y el diodo Schottky juntos permiten que las dos fuentes coexistan sin causar un corto circuito ni interferencias.

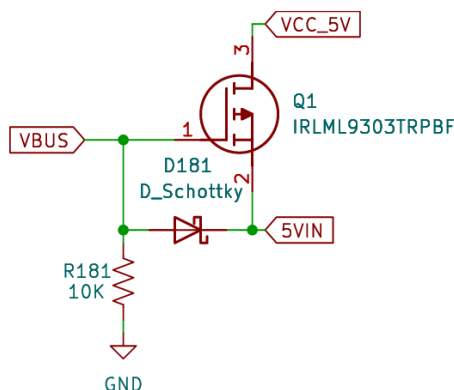


Figura 4: Circuito conmutador

4.5. Regulador de baja caída

El circuito utiliza el regulador LT1963AEST-3.3 para convertir eficientemente 5V a 3.3V con baja caída de voltaje, ideal para aplicaciones sensibles. Un filtrado robusto con capacitores ($C_{31} - C_{34}$) en entrada y salida garantiza estabilidad y reduce ruido, mientras la resistencia R_{31} regula la corriente. Este diseño provee una alimentación limpia y estable para componentes críticos como microcontroladores.

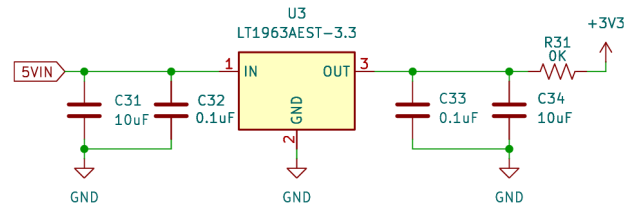


Figura 5: Regulador de baja caída

4.6. Fases

El sistema utiliza transformadores ZMPT101B para aislar galvánicamente cada fase de la red eléctrica, garantizando seguridad y precisión en las mediciones. Estos dispositivos convierten la tensión de entrada en una corriente proporcional (2mA nominal), que luego se transforma nuevamente en tensión mediante resistencias de muestreo (100Ω). Cada fase incluye una resistencia limitadora ($820k\Omega$) para protección contra sobrecorrientes, manteniendo el rango operativo seguro.

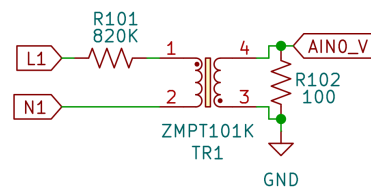


Figura 6: Circuito de entrada de tensiones de fase

4.7. Multiplexor

El diseño implementa un multiplexor analógico CD4067B para gestionar eficientemente las señales de las tres fases eléctricas, utilizando solo 3 de sus 16 canales (CH13-CH15). Mediante un control binario simple (S0-S1 con C-D en alto), el sistema selecciona secuencialmente cada fase para su procesamiento en un único circuito de acondicionamiento compartido.

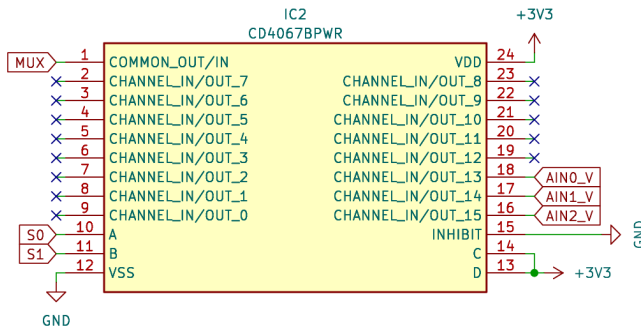


Figura 7: Multiplexor CD4067 BPWR

4.8. Sensor de voltaje

El sistema centra la señal AC en $V_{cc}/2$ (1.65V) mediante un divisor resistivo preciso y ajusta su amplitud con un potenciómetro de 100K Ω . El amplificador operacional LM358DR, configurado como single-ended, filtra componentes DC y garantiza una señal estable para el ADC.

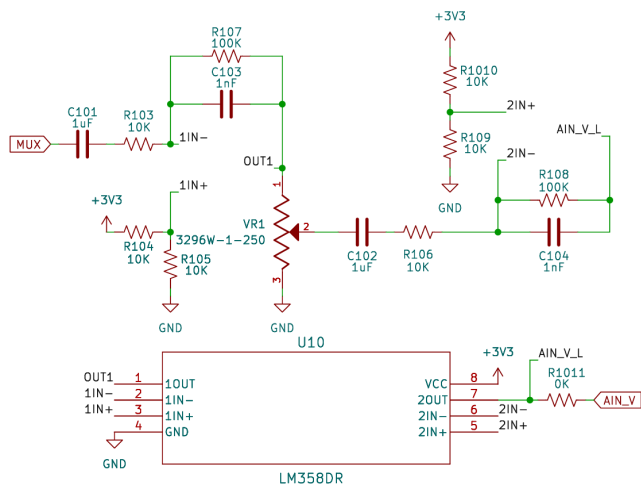


Figura 8: Circuito de acondicionamiento de tensión

4.9. Sensores de corriente

El sistema emplea sensores SCT-013-030 no invasivos para convertir la corriente AC en tensión proporcional, facilitando su integración. Cada señal se filtra con una resistencia de 1K Ω y capacitor cerámico (0.1 μ F) para reducir ruido, antes de enviarse al ADC. La conexión se realiza mediante conectores jack de audio robustos (SJ1-3525NG-GR), asegurando uniformidad en las tres fases

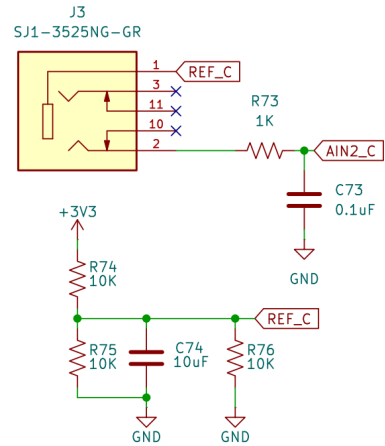


Figura 9: Sensores de corriente

4.10. Convertidores Analógico-Digital

El sistema implementa el ADC ADS1115 de 16 bits (comunicación I2C) para digitalizar señales de tensión y corriente con alta precisión. Cada convertidor se asigna a una variable eléctrica específica, optimizando las mediciones. La integración con el microcontrolador ESP32-S3 se realiza mediante buses I2C independientes, garantizando adquisición simultánea y eficiente de datos.

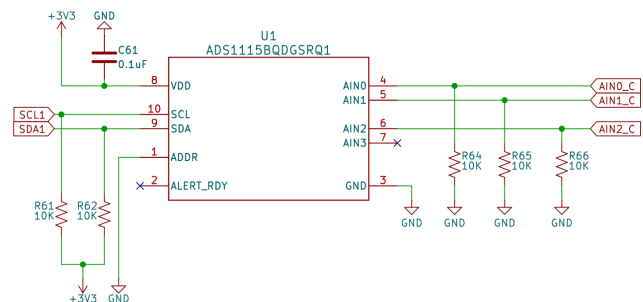


Figura 10: ADS1115

4.11. Microcontrolador

El ESP32-S3 es un microcontrolador de la familia ESP32 que destaca por su capacidad para realizar tareas de procesamiento eficientes. Está diseñado con una arquitectura de doble núcleo Xtensa LX7, que ofrece un excelente rendimiento en aplicaciones IoT y dispositivos integrados. Además, cuenta con capacidades avanzadas para inteligencia artificial (IA), soporte para redes neuronales, y un consumo de energía eficiente, lo que lo hace ideal para dispositivos portátiles y sistemas de baja potencia.

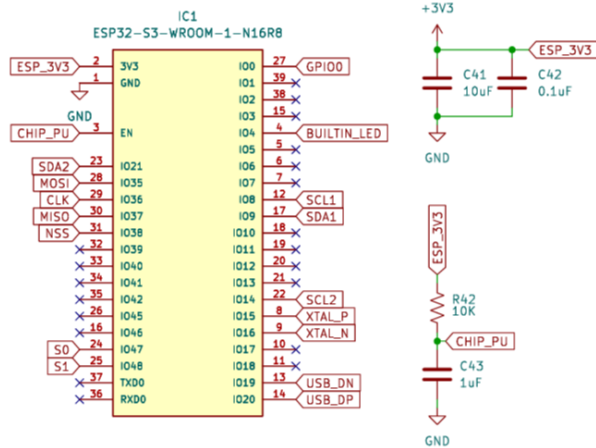


Figura 11: ESP32-S3-WROOM-1-N16R8

4.12. Cristal oscilador

Circuito de un cristal oscilador con una frecuencia de 32.768 kHz, comúnmente usado en sistemas embebidos para mejorar la precisión en funciones relacionadas con temporización (como un reloj en tiempo real - RTC). El cristal está conectado a los pines *XTALP* y *XTALN* del ESP32-S3. Los capacitores C_{171} y C_{172} , de $1 \mu F$ y la resistencia R_{171} de $10K\Omega$ conforman un circuito básico para el oscilador de baja frecuencia. Este cristal oscilador ayuda a mantener la precisión de las operaciones de temporización en el microcontrolador, particularmente útil para aplicaciones que dependen de relojes de tiempo real (RTC) o donde se necesita precisión en la sincronización.

4.13. Módulo transmisor

El sistema integra el módulo AI-Thinker RA-02 (basado en LoRa) para comunicación inalámbrica de largo alcance y bajo consumo, ideal para aplicaciones IoT. Se conecta mediante interfaz SPI (MOSI/MISO/SCK/NSS) al microcontrolador principal, con pines DIO opcionales para gestión de interrupciones. El diseño incluye filtrado de potencia con condensadores para garantizar estabilidad en las transmisiones.

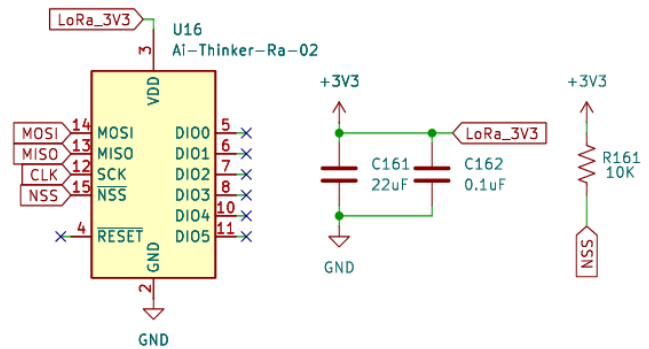


Figura 12: Módulo LoRa Ra-02

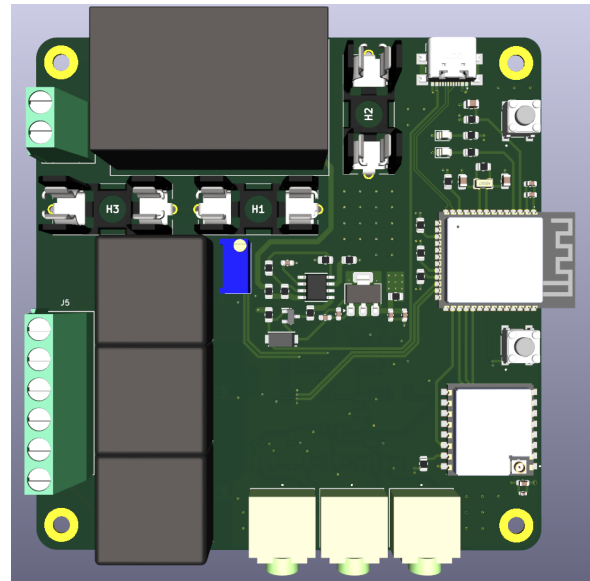


Figura 13: Modelo 3D superior

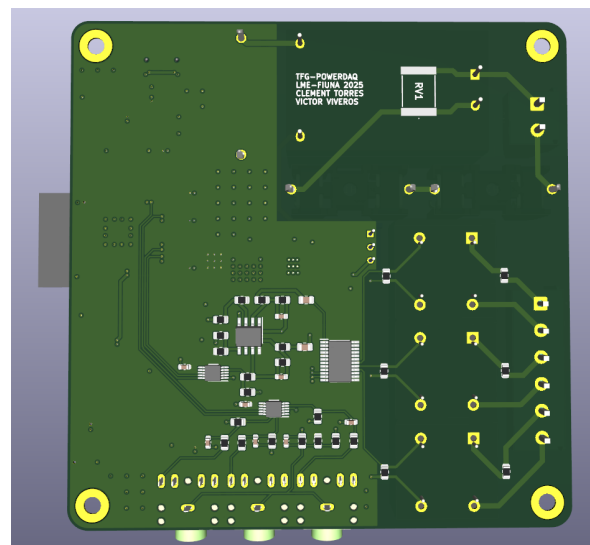


Figura 14: Modelo 3D inferior

5. Análisis de datos

5.1. Dataset

Este estudio utiliza un conjunto de datos proporcionado por la Administración Nacional de Electricidad de Paraguay (ANDE), recopilado durante un programa piloto de medición inteligente residencial en 2021. El conjunto incluye registros horarios de consumo eléctrico de 121 hogares ubicados en el área metropolitana de Asunción, recopilados durante un mes. Cada punto de datos representa el consumo de energía medido por contadores inteligentes instalados en viviendas individuales [4].

5.2. Preprocesamiento

5.2.1. Entropía de la información

La entropía de la información, también conocida como *entropía de Shannon*, es una medida fundamental en la teoría de la información que cuantifica la incertidumbre asociada a una variable aleatoria. Formalmente, para una variable aleatoria discreta X con posibles valores $x \in \mathcal{X}$ y una función de probabilidad $p(x)$, la entropía se define como:

$$H(X) = - \sum_{x \in \mathcal{X}} p(x) \log_b p(x) \quad (1)$$

Cada serie temporal representa el consumo horario de un cliente. Como algunas series contenían valores perdidos, se analizó el número de valores válidos (no perdidos) de cada serie. Se probaron distintas longitudes posibles L (número de puntos temporales por serie). Para cada candidato L , sólo se consideraron las series con al menos L entradas válidas. A continuación, se calculó la entropía total del subconjunto resultante para medir su riqueza informativa y su variabilidad.

$$\text{Entropía total} = \sum_{i=1}^N H(x_i) \quad (2)$$

La **longitud óptima** se seleccionó como aquella que maximizó la entropía total, equilibrando entre profundidad temporal y cantidad de clientes utilizables.

5.2.2. Interpolación de valores faltantes dentro de la longitud seleccionada

Se desarrolló un método de interpolación que combina vecinos temporales inmediatos ($t-1, t+1$) y horarios diarios ($t-24, t+24$) para completar datos faltantes. Calcula promedios simples con los valores disponibles, evitando extrapolaciones. Esta técnica preserva la dinámica temporal original, maneja bloques de datos consecutivos faltantes y genera estimaciones verosímiles sin introducir sesgos. Su aplicación garantiza series temporales completas y robustas para análisis posteriores, como el clustering.

5.2.3. Filtrado preliminar por energía de la señal

- Un umbral fijo en 2 (línea roja discontinua), utilizado como criterio para descartar series de energía extremadamente baja;
- El percentil 25 % de la distribución (línea azul discontinua), que indica que una cuarta parte de las series tienen energía inferior a dicho valor.

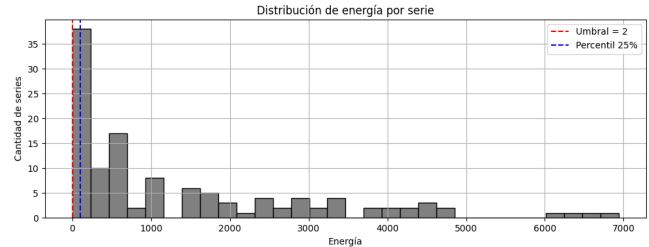


Figura 15: Distribución de energía con umbrales en 2 (rojo) y P25 (azul)

5.2.4. Normalización y eliminación de series constantes

El análisis mediante periodogramas de Lomb-Scargle filtró las series temporales conservando únicamente aquellas con periodicidades circadianas (24h) o subdiarias (6 h, 8 h, 12 h; ± 1 h de tolerancia), descartando un 17% de los datos por comportamientos atípicos en hogares residenciales (posibles viviendas desocupadas o en transición de inquilinos).

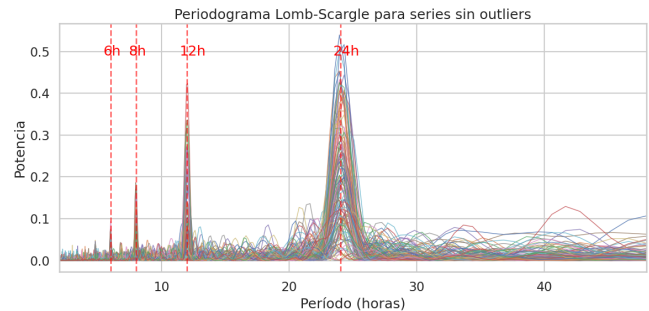


Figura 16: Periodogramas Lomb-Scargle con picos en submúltiplos de 24h (6h,8h,12h,24h)

6. Clustering

6.1. Cálculo de la matriz de distancias mediante Dynamic Time Warping (DTW)

El análisis empleó Dynamic Time Warping (DTW) para calcular distancias entre series temporales, superando los desfases temporales causados por la falta de sincronización entre medidores. A diferencia de métricas rígidas (euclidianas), DTW permitió alinear

patrones dinámicamente mediante ajustes locales en el eje temporal. Esta flexibilidad capturó similitudes reales en el consumo eléctrico, independientemente de variaciones en los tiempos de inicio. La métrica demostró ser óptima para series con muestreo horario uniforme pero desplazamientos temporales [5]. Su aplicación garantizó una agrupación precisa de patrones basada en comportamientos reales, no en sincronización artificial.

6.2. Selección del número óptimo de clústeres mediante bootstrapping y ARI

La determinación del número óptimo de clústeres K en k-medoids se realizó mediante un análisis de estabilidad que combina *bootstrapping* y el *Adjusted Rand Index* (ARI), superando las limitaciones de los métodos jerárquicos tradicionales. Los resultados mostraron mayor consistencia para $K \geq 7$, con una meseta óptima en el rango $K \in [11, 15]$, donde se alcanzó un ARI promedio de $\mu \approx 0,85$ y baja variabilidad ($\sigma < 0,05$). Este enfoque garantiza soluciones reproducibles ante perturbaciones de los datos, validando la robustez del agrupamiento. La estrategia resulta particularmente eficaz para series de consumo energético, donde la estabilidad es crucial ante variaciones naturales. El trabajo de [6] respalda esta aproximación como una alternativa confiable para la selección de parámetros en clustering temporal.

Este análisis sugiere que valores de K entre 11 y 15 logran el mejor equilibrio entre consistencia y diferenciación de clústeres en el contexto de series de consumo eléctrico.

La estrategia proporciona un procedimiento robusto y estadísticamente fundamentado para determinar K en contextos donde no existe una verdad de referencia ni una estructura jerárquica claramente separada, como ocurre en el análisis de series temporales basadas en distancias DTW.

7. Resultados experimentales

7.1. Análisis cualitativo de los clústeres obtenidos ($k = 11$)

- **Clústeres 0, 3, 5, 8, 9 y 10:** agrupan un número significativo de series (entre 10 y 17) que presentan una periodicidad diaria marcada. Este comportamiento indica hábitos regulares de uso eléctrico, lo que sugiere perfiles de consumidores con rutinas estables. Las formas de los medoides capturan claramente estos ritmos.
- **Clústeres 1 y 4:** también exhiben una estructura periódica, pero con picos más abruptos y menos consistencia entre días. Esto podría representar usuarios con patrones de consumo más esporádicos o influenciados por actividades menos regulares.

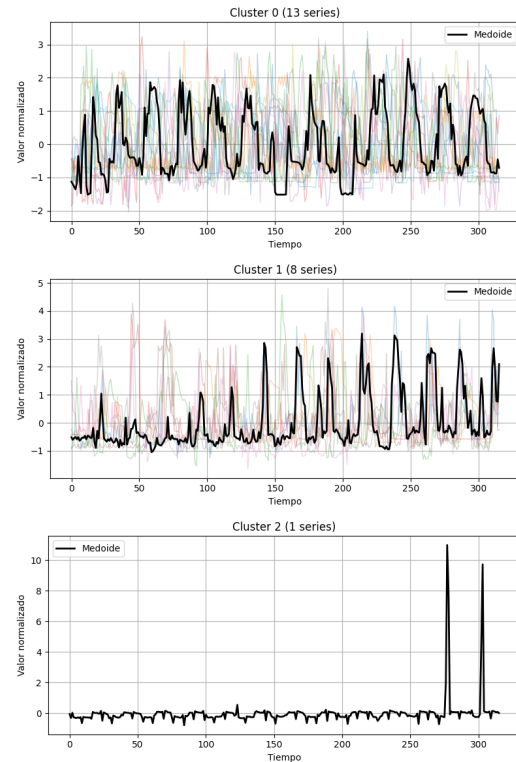


Figura 17: Series normalizadas y medoide representativo para los clústeres 0 al 2.

- **Clústeres 2, 6 y 7:** contienen muy pocas series (uno o tres elementos) y presentan comportamientos claramente atípicos. Por ejemplo, el clúster 2 muestra dos picos muy pronunciados en un entorno de muy baja actividad, mientras que el clúster 6 presenta un patrón ruidoso, sin una forma periódica clara. El clúster 7 agrupa comportamientos mixtos con cambios abruptos en el régimen de consumo. Estos grupos pueden interpretarse como *outliers* o casos particulares no representativos de las tendencias generales del conjunto.

7.2. Comparación entre técnicas de clustering

En esta sección se comparan las asignaciones de clústeres generadas por tres combinaciones de técnicas:

- **K-Medoids + DTW**
- **K-Means + PCA**
- **K-Means + SSA**

Todas las comparaciones se realizan sobre las mismas 104 series con $k = 11$ grupos.

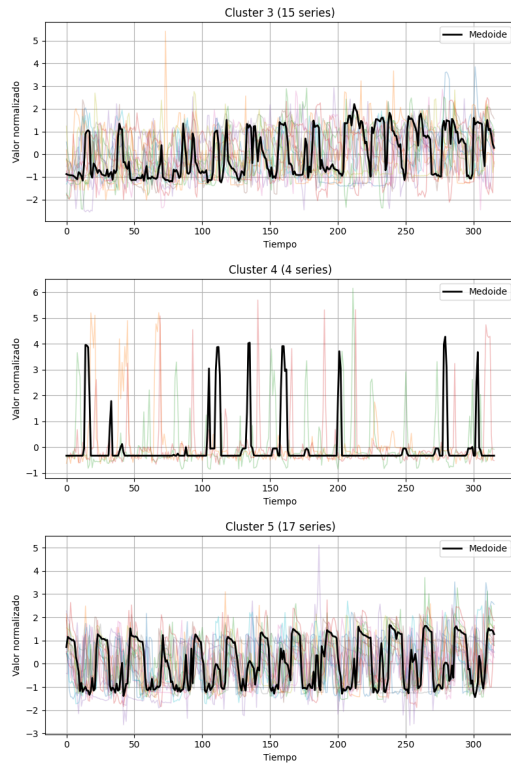


Figura 18: Series normalizadas y medoide representativo para los clústeres 3 al 5.

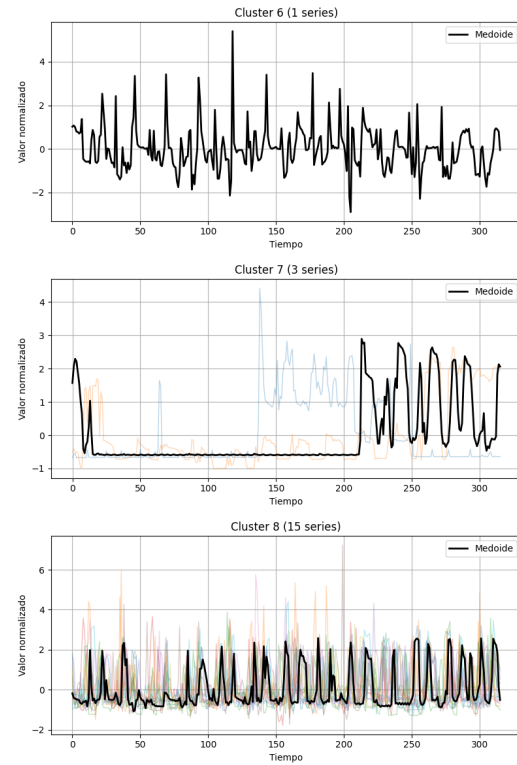


Figura 19: Series normalizadas y medoide representativo para los clústeres 6 al 8.

7.2.1. Visualización de t-SNE con matriz DTW

Para garantizar una base común, se aplica *t-SNE* sobre la matriz de distancias DTW. Luego, se colorean los puntos según las etiquetas generadas por cada técnica.

7.2.2. Métricas de validación interna

Se calculan la compacidad y separación de los clústeres usando la matriz DTW como referencia:

- **Cohesión intra-cluster:** distancia DTW promedio entre elementos del mismo clúster.
- **Separación inter-cluster:** distancia DTW promedio entre elementos de clústeres distintos.
- **Ratio separación/cohesión:** idealmente alto.

Técnica	Métricas de clústeres		
	Intra ↓	Inter ↑	Sep./Comp. ↑
K-Medoids + DTW	8,3976	13,6121	1,6215
K-Means + PCA	10,5646	11,6878	1,1064
K-Means + SSA	10,0170	13,1307	1,3108

*Valores bajos en Intra-cluster y altos en Inter-cluster/Separación son deseables.

Tabla 1: Evaluación de clústeres mediante DTW.

8. Conclusiones

El proyecto de diseño e implementación de un sistema de medición inteligente para la caracterización de la demanda eléctrica residencial ha sido completado satisfactoriamente, cumpliendo integralmente con sus objetivos. En el ámbito del desarrollo hardware, se logró crear un dispositivo robusto y compacto que integra sensores de alta precisión para la medición simultánea de corriente y tensión, garantizando la captura de datos eléctricos de alta fidelidad. Este diseño se vio reforzado por la implementación de un sistema de comunicación dual (LoRaWAN y Wi-Fi) que asegura una transmisión de datos confiable y de bajo consumo, y por la optimización de la placa de circuito impreso (PCB), resultando en un equipo con mejor gestión térmica, reducción de interferencias electromagnéticas (EMI) y una facilidad de instalación ideal para entornos residenciales.

Por otro lado, en el componente analítico, el proyecto culminó con la exitosa implementación de una metodología avanzada de caracterización de perfiles de consumo basada en el algoritmo k-medoids y la métrica Dynamic Time Warping (DTW). Esta aproximación demostró ser superior para manejar las particularidades de las series temporales de consumo, como los desfases y la variabilidad, permitiendo una agrupación más robusta y significativa de los usuarios. La aplicación de estas técnicas a datos reales

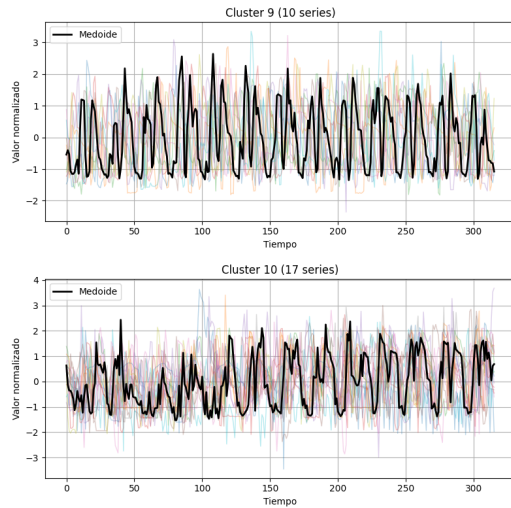


Figura 20: Series normalizadas y medoide representativo para los clústeres 9 y 10.

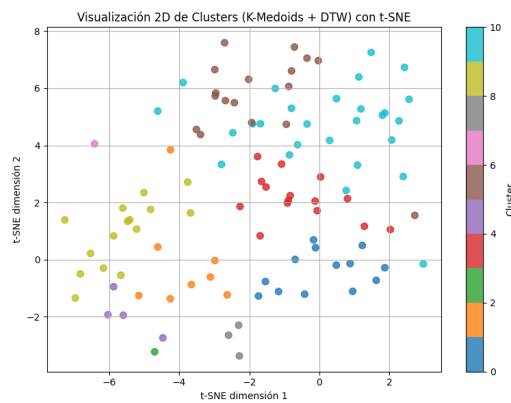


Figura 21: t-SNE de clusters (K-Medoids, $k = 11$) con colores por DTW

permitió identificar patrones, tendencias y estacionalidades con un alto grado de precisión.

En síntesis, el proyecto no solo cumplió cada objetivo técnico de forma individual, sino que logró la integración efectiva de ambos pilares: un sistema hardware confiable para la adquisición de datos de calidad y una potente herramienta analítica para su interpretación. La conjunción de estos elementos da como resultado una solución integral que sienta las bases para aplicaciones avanzadas en gestión de redes eléctricas, eficiencia energética y programas de respuesta a la demanda, proporcionando una herramienta valiosa para la toma de decisiones en el sector energético.

9. Trabajos futuros

Si bien el dispositivo desarrollado cumple con su objetivo principal, el camino para su optimización y robustez continúa. Como mejoras naturales y técnicas inmediatas, se propone la implementación de un cálculo embebido de la potencia activa real median-

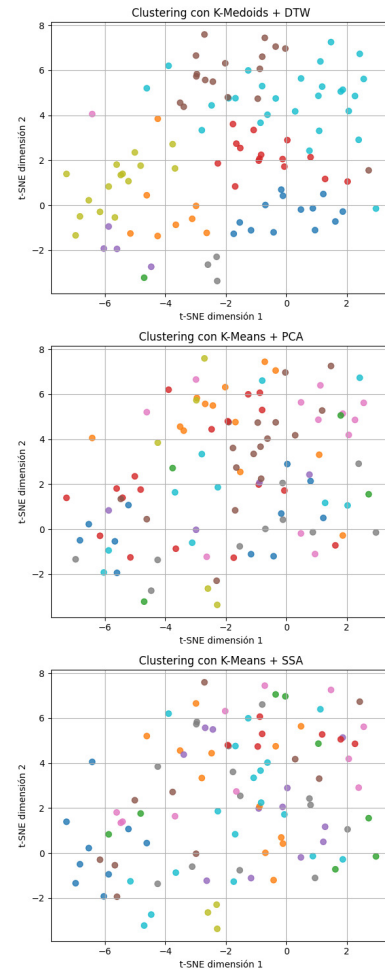


Figura 22: Visualización t-SNE (basada en DTW) con etiquetas provenientes de cada técnica de clustering.

te la correlación matemática de las formas de onda muestreadas de voltaje y corriente $v \cdot i$, lo que incluiría la estimación precisa del desfase (ángulo de fase ϕ) entre ambas señales para obtener un valor de potencia más exacto que una simple aproximación RMS. Paralelamente, es fundamental incrementar la confiabilidad del dato crudo mediante la implementación de algoritmos de detección de saturación y recorte (clipping) en el conversor analógico-digital (ADC), junto con rutinas de validación de la calidad de dato en tiempo de ejecución para identificar y descartar outliers o mediciones erróneas antes de su transmisión, asegurando así la integridad de la serie temporal.

Para optimizar el rendimiento del sistema en su conjunto, el trabajo futuro debe dirigirse hacia una gestión más inteligente de los recursos de comunicación y computacionales. Esto implica el desarrollo de una lógica de empaquetamiento por lotes (batch) para agrupar mediciones y transmitirlos en paquetes de red más eficientes, reduciendo el overhead y el consumo energético. Finalmente, la implementación de un

sistema de telemetría integral para el monitoreo de la salud del dispositivo en campo se erige como una prioridad. Esta telemetría debería reportar métricas de diagnóstico internas, como el estado de las colas de mensajes, el tiempo de ciclo de las tareas críticas, el jitter en las lecturas y el uso de memoria, permitiendo un mantenimiento predictivo y la detección remota de problemas antes de que afecten la operación continua.

Referencias

- [1] Giorgio Chicco. Overview and performance assessment of the clustering methods for electrical load pattern grouping. *Energy*, 42(1):68–80, 2012.
- [2] Saeed Aghabozorgi, Ali Seyed Shirkhorshidi, and Teh Ying Wah. Time-series clustering – a decade review. *Information Systems*, 53:16–38, 2015.
- [3] Hans Rolan Egavejalu Mersch Fernandez. Monitoreo y Caracterización de los Perfiles de Demanda Horaria de Energía Eléctrica de Usuarios de la ANDE. Tesis de grado, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Asunción, Asunción, Paraguay, 2023.
- [4] Viceministerio de Minas y Energía del Paraguay. Balance Preliminar de Energía Eléctrica, 2023.
- [5] F. Morales et al. Analysis of electric energy consumption profiles using a machine learning approach: A paraguayan case study. *Electronics*, 11(2):267, 2022.
- [6] H. R. E. Mersch Fernandez, D. H. Stalder, C. Sauer, and F. Morales. Clustering energy consumption time series using singular spectrum analysis and k-means clustering. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, 11(1):1–2, 9 2024.