

# DETECCIÓN DE EVENTOS EN CARGAS ELÉCTRICAS RESIDENCIALES MEDIANTE TRANSFORMADA WAVELET ESTACIONARIA Y CRITERIO DUAL

Astri Edith Andrada Tivani<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Grupo de Electrónica Aplicada IITEMA CONICET, Universidad Nacional de Río Cuarto, Río Cuarto, Argentina, X5804BYA.

\*E-mail: [astriandrada@ing.unrc.edu.ar](mailto:astriandrada@ing.unrc.edu.ar)

## INTRODUCCIÓN

La optimización del consumo eléctrico es un pilar fundamental para la sostenibilidad energética. El Monitoreo de Cargas No Intrusivo (NILM, *Non-Intrusive Load Monitoring*), conceptualizado por Hart<sup>1</sup>, se ha consolidado como un enfoque paradigmático, permitiendo la desagregación del consumo eléctrico a partir de un único punto de medida. La viabilidad de cualquier sistema NILM depende fundamentalmente de su capacidad para detectar con precisión los eventos transitorios que delatan la activación o desactivación de una carga eléctrica.

La Transformada Wavelet (WT, *Wavelet Transform*) ha demostrado ser una herramienta superior a las técnicas clásicas basadas en Fourier para este fin, gracias a su capacidad de proporcionar una representación localizada tanto en el tiempo como en la frecuencia<sup>2</sup>. Trabajos como el de Ferrández-Pastor et al.<sup>3</sup> han explotado esta propiedad para caracterizar firmas de electrodomésticos. Sin embargo, frecuentemente recurren a señales de alta frecuencia o a la construcción de *adapted wavelets*, lo que puede limitar su aplicabilidad general.

Este trabajo aborda dichas limitaciones presentando un pipeline metodológico que utiliza la **Transformada Wavelet Estacionaria (SWT)** con wavelets estándar de la familia Daubechies sobre señales de valor eficaz (RMS) de baja frecuencia. Se propone un **detector de doble criterio**, que fusiona información del dominio wavelet y del dominio del tiempo para lograr una detección de alta fiabilidad.

## MATERIALES Y MÉTODOS

El pipeline experimental se estructuró en dos fases principales: el preprocesamiento de la señal y la aplicación del algoritmo de detección.

### *Adquisición y Preprocesamiento de Datos*

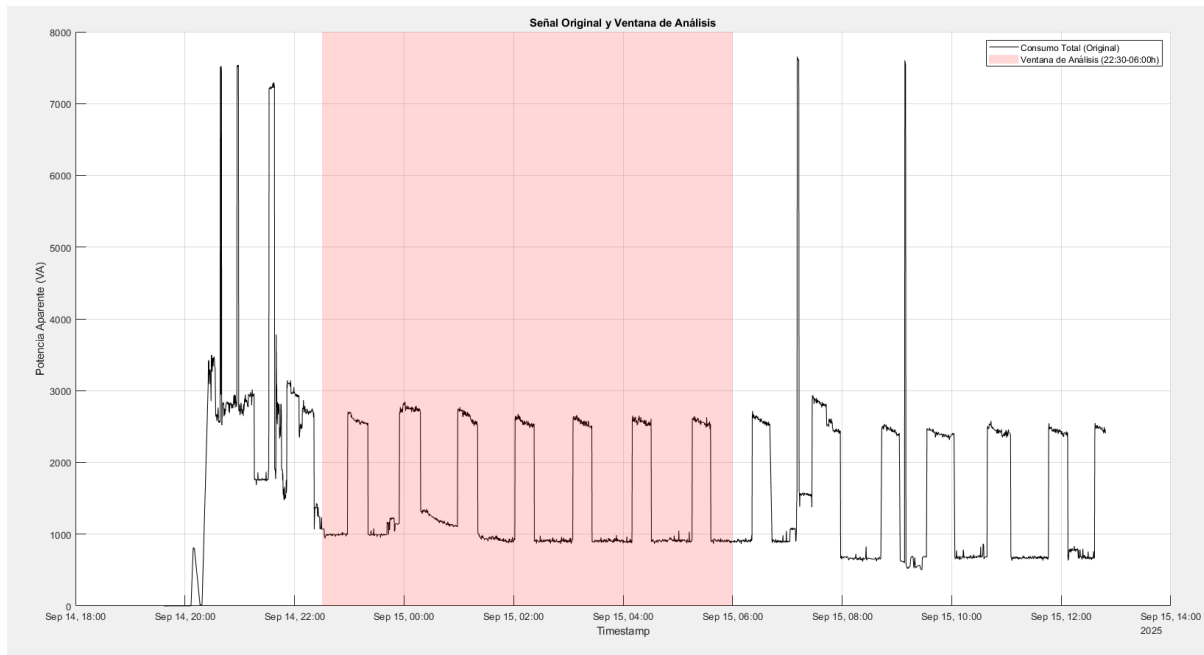
Se utilizó un registro de Potencia Aparente

$$S = V_{rm} \times I_{rms} \quad (1)$$

obtenido con un medidor basado en ESP32 en un entorno residencial. Para aislar la firma de la heladera y maximizar la Relación Señal-Ruido (SNR), se seleccionó una ventana de análisis nocturna (22:30 a 06:00), como se muestra en la Figura 1. El preprocesamiento consistió en:

1. **Cálculo del Consumo Base (Baseline):** Se aplicó una mediana móvil sobre la señal completa de 24 horas con una ventana de 2 horas para estimar el consumo de fondo de manera fiable.

2. **Creación de la Señal de Trabajo:** Se recortó la ventana nocturna y se le sustrajo el baseline. Este proceso de *detrending* centra la señal en cero y acentúa los transitorios de interés.



**Figura 1.** Serie temporal de Potencia Aparente (VA) registrada durante 24 horas. El área sombreada indica la ventana de análisis nocturna (22:30 - 06:00) seleccionada para el estudio.

#### *Algoritmo de Detección Wavelet de Doble Criterio*

El núcleo del método se basa en un detector que valida un evento solo si cumple simultáneamente dos condiciones:

1. **Descomposición SWT:** La señal de trabajo fue descompuesta en 5 niveles de detalle mediante la SWT con la wavelet madre '**Daubechies 4**' (**db4**), implementada en MATLAB<sup>5</sup> y elegida por su similitud morfológica con transitorios de motores<sup>4</sup>. La SWT se prefiere sobre la DWT estándar por su propiedad de invarianza a la traslación, que la hace más fiable para la detección de patrones<sup>5</sup>.
2. **Criterio 1 (Energía Wavelet):** La energía combinada de los niveles de detalle D3 y D4 (identificados empíricamente como los de mayor SNR) debe superar un umbral estadístico adaptativo. Dicho umbral se define como:

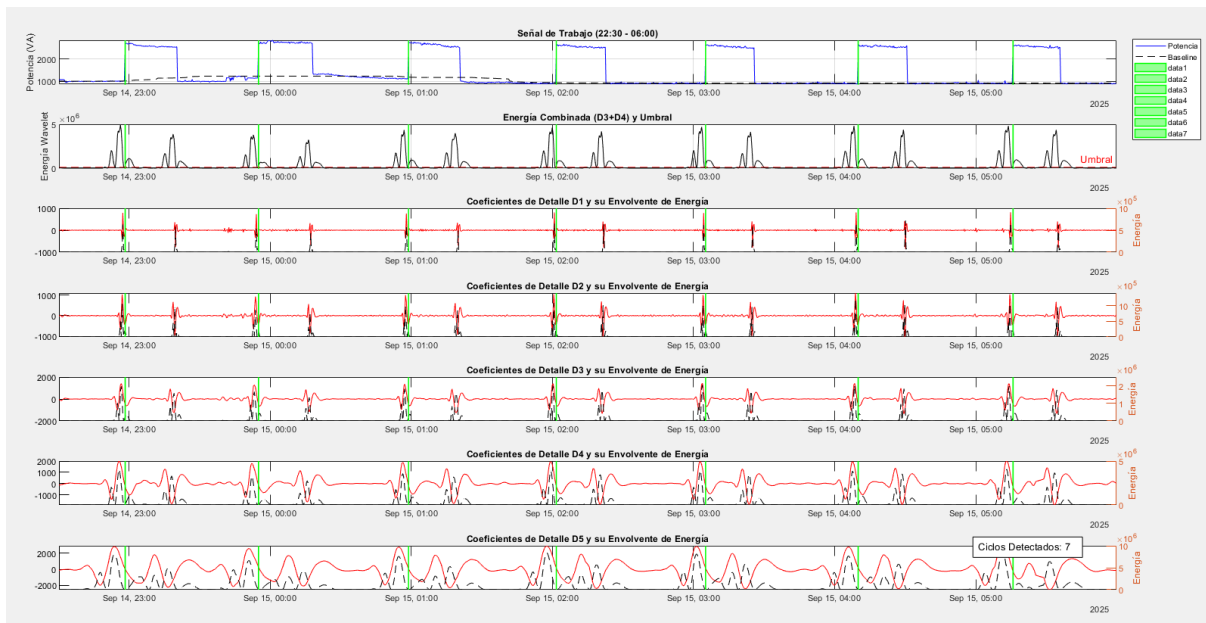
$$\text{Umbral} = \text{Mediana}(E) + k \cdot \text{MAD}(E) \quad (2),$$

donde MAD es la Desviación Absoluta Mediana, un estimador de la dispersión insensible a valores atípicos.

3. **Criterio 2 (Salto de Potencia):** El cambio de potencia instantáneo ( $\Delta P$ ) debe superar un umbral físico de 80 VA. Este criterio valida que la anomalía energética se corresponda con un evento físico significativo en la red.
4. **Post-procesamiento:** La máscara de detección resultante fue refinada mediante operaciones morfológicas para consolidar cada ciclo de funcionamiento en un único evento detectado.

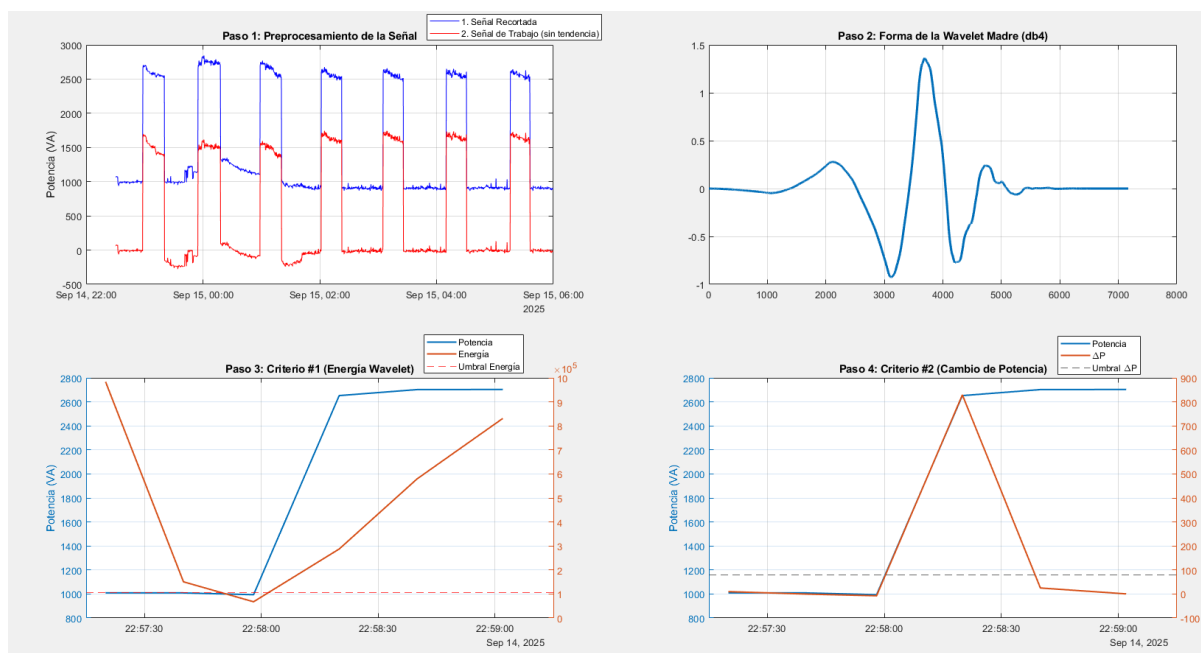
## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El algoritmo identificó exitosamente los **7 ciclos completos** de arranque del compresor de la heladera dentro de la ventana de análisis. La Figura 2 resume el rendimiento global del detector. La ventaja del **criterio dual** es fundamental: si se aplicara solo el criterio de energía, fluctuaciones de ruido podrían generar falsos positivos. El segundo criterio, el salto físico de potencia, actúa como un filtro de validación, asegurando que cada anomalía energética se corresponda con un evento real.



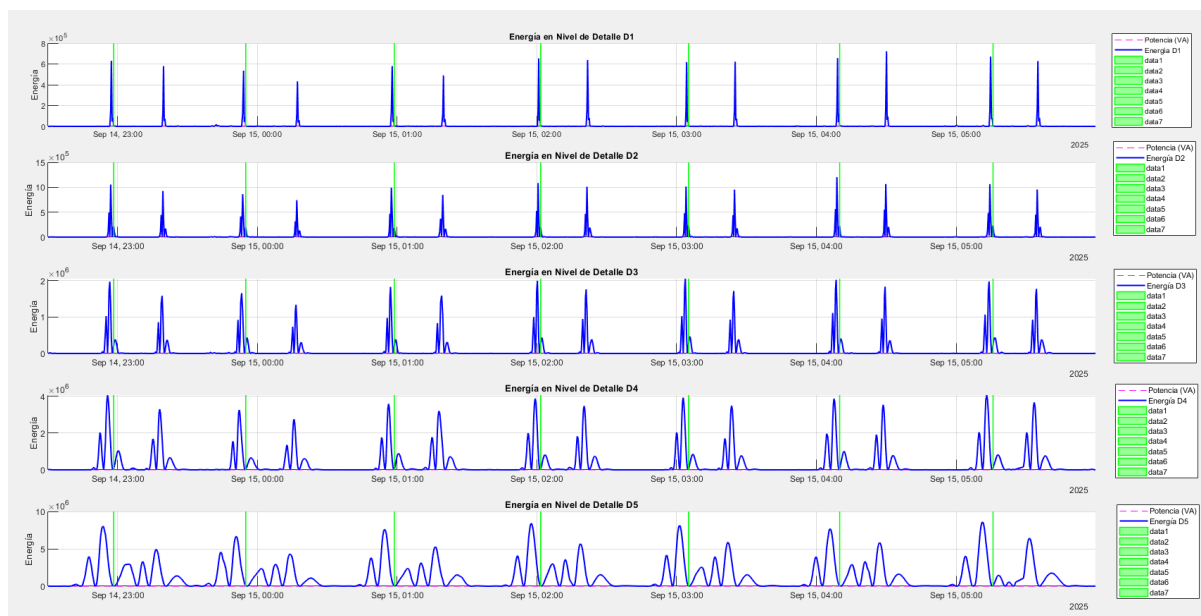
**Figura 2.** Resultados del algoritmo de detección. Se observan los 7 ciclos identificados (líneas verdes) y su correspondencia con los picos de energía wavelet (segundo subplot) que superan el umbral adaptativo (línea roja).

La Figura 3 ofrece un análisis detallado de un único evento, demostrando cómo se satisfacen ambos criterios de detección, validando la lógica AND del algoritmo.



**Figura 3.** Análisis detallado de un único evento de arranque. El evento supera el umbral de energía (abajo-izquierda) y el umbral de cambio de potencia (abajo-derecha).

La decisión metodológica clave, la selección de los niveles D3 y D4, se justifica en la Figura 4. Este análisis de energía por nivel, producto del Análisis Multirresolución (MRA), muestra empíricamente que la SNR de la firma de la heladera se concentra de forma inequívoca en estas escalas intermedias. Los niveles de detalle inferiores (D1-D2) presentan un alto contenido de ruido, mientras que los superiores (D5) carecen de la resolución temporal para capturar el transitorio<sup>6</sup>.



**Figura 4.** Análisis de la Energía Wavelet por nivel de descomposición. La energía asociada a los arranques (áreas verdes) se concentra en los niveles D3 y D4. La línea punteada magenta de fondo corresponde a la señal de potencia.

## CONCLUSIONES

Este trabajo ha validado un pipeline metodológico preciso para la detección de eventos en cargas eléctricas basado en la SWT y un detector de doble criterio. Se ha demostrado que es posible identificar con alta fiabilidad los ciclos de una heladera en una señal de baja frecuencia, sin recurrir a hardware especializado ni a wavelets a medida. Los hallazgos subrayan la importancia de un preprocesamiento riguroso y la eficacia del MRA para aislar firmas energéticas en las escalas donde la SNR es máxima. Este pipeline puede extenderse a otros electrodomésticos residenciales y, en investigaciones futuras, a entornos industriales, donde el NILM representa una herramienta clave para la eficiencia energética.

## REFERENCIAS

1. Hart, G. W. (1992). Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), 1870–1891.
2. Zoha, A., Gluhak, A., Imran, M., & Rajasegarar, S. (2012). Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: A survey. *Sensors*, 12(12), 16838–16866.
3. Ferrández-Pastor, F. J., García-Chamizo, J. M., Romacho-Agud, V., & Flórez-Revuelta, F. (2014). Using wavelet transform to disaggregate electrical power consumption into the major end-uses. In *UCAmI 2014, LNCS* (Vol. 8868, pp. 433–440).
4. Burrus, C. S., Gopinath, R. A., & Guo, H. (1998). *Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms: A Primer*. Prentice Hall.
5. Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., & Poggi, J.-M. (2002). *Wavelet Toolbox User's Guide*. The MathWorks, Inc.
6. Akujuobi, C. M. (2022). *Wavelets and Wavelet Transform Systems and Their Applications: A Digital Signal Processing Approach*. Springer.