

# METODO PARA LA REDUCCIÓN DE RUIDO EN SEÑALES ELECTROCARDIOGRAFICAS USANDO LA TRANSFORMADA WAVELET

## METHOD FOR ATTENUATING NOISE IN ELECTROCARDIOGRAPHIC SIGNALS USING THE WAVELET TRANSFORM

Francisco Garay-Porras<sup>1</sup>, Julio Díaz-Aliaga<sup>2</sup>

Ulises Piscocoya-Silva<sup>1\*</sup> Patrick Echevarria-Duran<sup>4</sup>

<sup>1</sup>Universidad Nacional de Ingeniería, Lima, Perú

<sup>2</sup>Facultad de Ingeniería Electrónica, Universidad Nacional de Ingeniería, Lima, Perú

Recibido (Received): 25/09/2024 Publicado (Published): 16/07/2025

### RESUMEN

Este artículo presenta un método para la reducción de ruido en señales electrocardiográficas (ECG) con aplicación en tiempo real. El método fue evaluado en señales digitalizadas con resoluciones de 14, 16 y 24 bits, duraciones entre 30 y 60 segundos y una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. Antes de su aplicación, se atenúa la interferencia de la línea de alimentación (220V/60Hz) si está presente.

El enfoque se basa en la descomposición de la señal mediante la Transformada Wavelet Estacionaria (SWT), analizando 10 niveles de detalle y 10 de aproximación. Se identificó que el ruido se concentra en los primeros cuatro niveles, extendiéndose ocasionalmente al quinto. Para diferenciar señal útil de ruido, se analizaron histogramas de los coeficientes de detalle y se calcularon métricas como curtosis, energía wavelet relativa (RWE) y desviación estándar, estableciendo umbrales adaptativos para su eliminación efectiva.

El método propuesto reduce significativamente el ruido, preservando la información clínica relevante. La evaluación cuantitativa mostró una mejora en la relación señal-ruido (SNR), validando su eficacia. Además, su eficiencia computacional permite su implementación en sistemas de procesamiento en tiempo real y su integración en microcontroladores de alta gama, con aplicaciones en el diagnóstico y monitoreo de enfermedades cardiovasculares.

**Palabras Clave:** Transformada wavelet estacionaria, histograma, curtosis, desviación estándar, distribución normal, valor umbral, niveles de aproximación y detalle, energía wavelet relativa, relación señal-ruido

### ABSTRACT

This paper presents a noise reduction method for electrocardiographic (ECG) signals with real-time application. The method was evaluated using digitized signals with resolutions of 14, 16, and 24 bits, durations ranging from 30 to 60 seconds, and a sampling frequency of 1000 Hz. Prior to its application, power line interference (220V/60Hz) is attenuated if present.

The approach is based on signal decomposition via the Stationary Wavelet Transform (SWT), analyzing 10 detail levels and 10 approximation levels. It was identified that noise is primarily concentrated in the first four levels, occasionally extending to the fifth. To differentiate between useful signal and noise, histograms of the detail coefficients were analyzed, and key metrics such as kurtosis, relative wavelet energy (RWE), and standard deviation were computed to establish adaptive thresholds for effective noise removal.

The proposed method achieves significant noise reduction while preserving clinically relevant information. Quantitative evaluation demonstrated an improvement in the signal-to-noise ratio (SNR), validating its effectiveness. Furthermore, its computational efficiency enables implementation in real-time processing systems and integration into high-end microcontrollers, with applications in the diagnosis and monitoring of cardiovascular diseases.

**Keywords:** Stationary Wavelet Transform, histogram, kurtosis, standard deviation, normal distribution, approximation levels, levels of detail, relative wavelet energy, signal-noise rate

<sup>1\*</sup>Corresponding autor.:  
E-mail: ulises.piscocoya.s@uni.pe

## 1. INTRODUCCIÓN

La calidad de las señales electrocardiográficas (ECG) es fundamental para hacer un análisis preciso y un diagnóstico adecuado del estado del corazón. Sin embargo, durante la adquisición de estas señales, es común que se introduzca ruido de diversos tipos, entre ellos, el ruido blanco con distribución Gaussiana (AWGN). Este puede distorsionar significativamente la señal y dificultar la identificación de detalles clave de las ondas ECG. Tradicionalmente, se han empleado diversos métodos de filtrado para mitigar este ruido, pero la mayoría de estos métodos presentan como principal limitación, a la pérdida de información relevante en la señal.

En este contexto, la Transformada Wavelet Estacionaria (SWT, por sus siglas en inglés) ha emergido como una herramienta poderosa para el procesamiento de señales debido a su capacidad para descomponer la señal en varios niveles de detalle y aproximación, esto permite aislar e identificar de manera más precisa los niveles del ruido por nivel de detalle para su posterior atenuación. No obstante, la efectividad de aplicar la SWT va a depender en gran medida de la frecuencia de muestreo elegida en el conversor análogo digital (ADC) para la adquisición de la señal, el número de niveles de detalle a descomponer, así como los parámetros estadísticos para la selección de un umbral óptimo que permita distinguir entre la señal útil y el ruido.

Este artículo presenta un enfoque innovador que utiliza un método desarrollado para determinar un valor umbral óptimo que maximiza la atenuación del AWGN en señales ECG, esto sin comprometer la integridad de la señal original. A través de este método, es posible eliminar el ruido de manera más efectiva, preservando los detalles finos de la señal que son esenciales para un análisis preciso. Los resultados obtenidos demuestran que este enfoque supera a otros métodos convencionales de filtrado, destacándose como una herramienta robusta y eficiente en el procesamiento de señales ECG.

## 2. ANTECEDENTES

Las formas para atenuar el ruido AWGN en señales digitales, entre las que se incluyen a las señales del tipo ECG, se clasifican en métodos lineales y métodos no lineales.

Cronológicamente, los métodos lineales fueron los primeros en ser desarrollados debido a su simplicidad y facilidad de implementación. Entre estos métodos, los filtros de media móvil, filtros de paso bajo y filtros de Wiener, se basan en la suposición de que el ruido es una señal aditiva que se

suma a la señal útil. El objetivo de estos filtros es estimar la señal limpia a partir de la señal observada eliminando la componente de ruido.

**El modelado lineal** de ruido se fundamenta en la ecuación básica:

$$\hat{x}(t) = x(t) + n(t)$$

Esto supone que la señal adquirida  $\hat{x}(t)$  es la suma de la señal útil  $x(t)$  junto al ruido  $n(t)$ .

El objetivo de este método es estimar el valor de  $x(t)$  a partir de la señal observada  $\hat{x}(t)$ , estos métodos son eficaces cuando el ruido tiene características conocidas o es de baja intensidad, pero si este no es el caso, entonces presentan limitaciones significativas cuando se aplican a señales ECG. En particular, el llamado smoothing (suavizado excesivo) de la señal puede llevar a la pérdida de información crucial, como valores de detalles finos en las ondas ECG, esto podría afectar negativamente el diagnóstico clínico.

### Técnicas comunes de reducción lineal del Ruido:

1. filtros de media móvil
2. filtros de paso bajo
3. filtros de Wiener, etc.

**Ventajas:** Estas son técnicas simples, así como relativamente fáciles de implementar. Funcionan bien cuando el ruido tiene características conocidas o es de baja intensidad.

**Desventajas:** Las técnicas lineales pueden ser menos efectivas si el ruido no es lineal o si tiene características similares a la señal deseada.

**El modelado no lineal**, aborda las limitaciones de los métodos lineales, así surgieron los métodos no lineales, que son más flexibles y potentes, especialmente en situaciones donde el ruido tiene una relación compleja y no lineal con la señal deseada. En estos casos, el modelado no lineal se describe mediante la relación:

$$y(t) = f(x(t), n(t))$$

La señal observada  $y(t)$  es el resultado de una relación no lineal entre la señal deseada  $x(t)$  y el ruido  $n(t)$ .

### Técnicas comunes de reducción no lineal del Ruido:

1. Filtros Mediana y filtros de orden estadístico.

2. Método de la transformada wavelet
3. Filtrado adaptivo.

**Ventajas:** estas técnicas son capaces de preservar mejor las características morfológicas de las señales ECG, lo que es crucial para la interpretación médica. Entre ellas, la Transformada Wavelet Estacionaria (SWT) se destaca por su capacidad para descomponer la señal en varios niveles de detalle y aproximación, permitiendo aislar e identificar en forma más precisa el ruido en las diferentes bandas de frecuencia.

**Desventajas:** los métodos no lineales también enfrentan desafíos, como la necesidad de un mayor poder computacional, esto los hace más costosos de implementar.

Si bien diversos estudios han propuesto métodos para la determinación de un valor umbral aplicado a la SWT, aún persiste la dificultad de alcanzar un equilibrio óptimo entre la atenuación del ruido y la preservación de la señal. En este trabajo, se presenta un enfoque basado en una fórmula estadística para la determinación del valor umbral, con el objetivo de maximizar la reducción de ruido sin comprometer la integridad de la señal ECG.

### 3. METODOLOGIA

En este punto se presenta el análisis de los detalles de nivel fino (niveles 1, 2, 3 y 4). Las señales utilizadas para este estudio se descompusieron en 10 niveles mediante la SWT. En la mayoría de los casos, el ruido se concentra en los primeros 4 niveles de detalle, aunque en algunas ocasiones puede extenderse incluso al quinto nivel. Se analizó la distribución de los coeficientes de detalle en los diferentes niveles escala-tiempo, comparando estos coeficientes en señales ECG con ruido y sin ruido. Con este criterio, se determinó qué coeficientes representan ruido y cuáles corresponden a la señal útil. Se estableció una relación entre la curtosis y la desviación estándar con la forma de la distribución de los coeficientes de detalle, lo que permitió estimar los valores umbrales para el filtrado de la señal ECG con la mínima pérdida de información.

Para este estudio, se analizaron señales ECG provenientes de la base de datos MIT-BIH Arrhythmia Database, así como señales adquiridas mediante distintos sistemas de registro. Se capturaron señales ECG con el módulo ADS1299EVM de Texas Instruments, con una resolución de 24 bits y una frecuencia de muestreo de 1000 muestras por segundo. Adicionalmente, se registraron señales ECG con una tarjeta de adquisición de datos NI-USB6009 de National Instruments y el módulo AD8232 de

Analog Devices, con una resolución de 14 bits y una frecuencia de muestreo de 1000 muestras por segundo. También se adquirieron señales ECG utilizando una tarjeta de acondicionamiento de señales de diseño nacional, con una resolución de 24 bits y una frecuencia de muestreo de 900 muestras por segundo por canal. El objetivo de este conjunto de registros es construir una base de datos amplia y diversa que permita validar el método propuesto para la reducción de ruido.

Antes de aplicar la SWT a las señales ECG, primero se procede a atenuar la señal de interferencia debido a la línea de 220V/60Hz, así como la **desviación** de la línea de base en las señales ECG que no es una componente natural de la señal producida por el corazón.

**Reducción del ruido:** Para reducir el ruido mediante la SWT, se empleará la técnica denominada 'wavelet shrinkage'. En este método se modifican los coeficientes wavelet en función de un umbral, el cual se determina a partir de una estimación del ruido en el  $i$ -ésimo nivel de detalle. A continuación, se selecciona un valor umbral ( $\lambda_i$ ), que define el criterio para modificar los coeficientes wavelet. Dependiendo de la técnica utilizada, los coeficientes pueden ser eliminados si su magnitud es inferior al umbral (*hard-threshold*) o reducidos en magnitud (*soft-threshold*). En este estudio, se escogió el método *soft-threshold*. El valor umbral de reducción de coeficientes sigue la siguiente condición:

$$\theta_m = \begin{cases} \text{Sign}(\theta_i)(|\theta_i| - \lambda), & \text{si } |\theta_i| > \lambda \\ 0, & \text{si } |\theta_i| \leq \lambda \end{cases} \quad (*)$$

Si los coeficientes de detalle ( $\theta_i$ ) son menores o iguales a el valor umbral ( $\lambda$ ) entonces el nuevo coeficiente ( $\theta_m$ ) será llevado al valor de cero. En caso contrario el nuevo coeficiente ( $\theta_m$ ) será reducido de acuerdo a la primera condición de (\*).

**La desviación estándar,** es la medida de cuanto están dispersos los datos respecto a el valor de la media. Un valor grande de la desviación significa que los datos están alejados de la media, mientras un valor pequeño de la desviación estándar, indica que los datos se concentran alrededor de la media.

**La curtosis,** mide el grado de concentración de los datos en la región central (respecto de la media) de la distribución.

La elección del tamaño de ventana adecuado para el análisis de los detalles es el factor clave en el procesamiento de señales ECG. La *raw signal* puede presentar cambios bruscos debido a la condición del paciente, dentro de estos tenemos a los *spikes* provocados por el ruido *Hum*. Como el ECG es una

señal del tipo no estacionaria, se optó por emplear ventanas de tamaño reducido para el cálculo de la media, la desviación estándar y la curtosis. Un tamaño de ventana pequeño minimiza el error estándar de la media y permite estimar con mayor precisión los coeficientes del ruido, los cuales tienden a agruparse en torno a la media dentro de un cierto rango.

La SWT tiene la capacidad de capturar las características más relevantes de la señal útil, almacenándolas en coeficientes de aproximación y detalle. Los coeficientes de detalle con mayor amplitud contienen la mayor energía y son candidatos para formar parte de la señal útil. Por otro lado, los coeficientes de detalle cuyo valor absoluto es cercano a la media tienden a representar ruido con alta probabilidad. Por lo tanto, estos coeficientes deben ser eliminados para mejorar la calidad de la señal procesada.

En este estudio, se analizó el ruido AWGN en los 4 primeros niveles de detalle. En algunos casos, este tipo de ruido también se observó en el 5to nivel. Para todos los casos estudiados, se analizaron los coeficientes de detalle obtenidos mediante la SWT en ventanas de 32 muestras. En cada ventana analizada, los coeficientes cuyo valor absoluto está dentro del intervalo definido por la media  $\pm\sigma$  (donde  $\sigma$  es la desviación estándar) corresponden a coeficientes de ruido con una probabilidad del 99.99%. El umbral ( $\lambda$ ) debe ser un valor mayor que  $\sigma$ , y estar expresado en función de este.

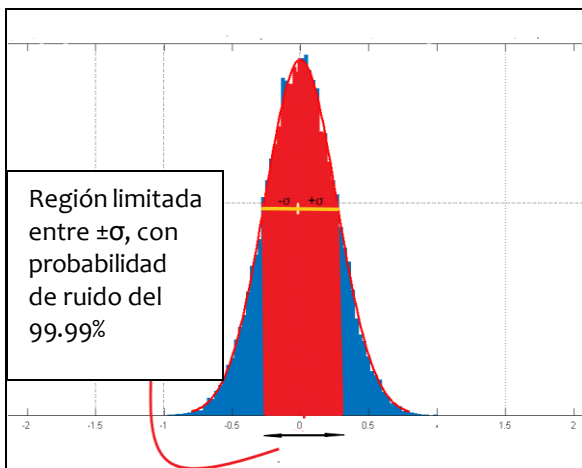


Fig. 1. Histograma para los coeficientes de detalle del primer nivel de descomposición de la señal.

La Figura 1 muestra el histograma para el primer nivel de detalle, este corresponde a 10 segundos de la señal ECG, y descompuesta mediante la SWT. El valor de la curtosis para el primer nivel de detalle es ligeramente mayor a 3, lo que indica que esta se aproxima a una distribución normal.

Los coeficientes cuyo valor absoluto se encuentra dentro del intervalo definido por la media  $\pm\sigma$

representan principalmente ruido. Al eliminarlos, se observa una mejora en la señal ECG con respecto a la señal original. Este análisis se extiende a los siguientes tres niveles de detalle, aunque en estos niveles los valores de curtosis no estén muy cerca de 3, podemos asumir aun una distribución normal.

Se podría considerar la eliminación completa del primer nivel de detalle por su alto contenido de ruido, sin embargo, esto no siempre es recomendable. En señales ECG con patologías como taquicardias o en pacientes operados del corazón, pueden aparecer anomalías en frecuencias altas, las cuales podrían reflejarse en los dos primeros niveles de detalle.

Una de las principales ventajas del análisis wavelet es su sensibilidad a variaciones bruscas en la señal. Cuando la wavelet encuentra un cambio abrupto, este se refleja en coeficientes de gran amplitud, permitiendo capturar anomalías que podrían indicar algún mal cardíaco.

**Valor umbral ( $\lambda_i$ )** Al analizar los valores de los coeficientes de detalle por ventana, se establece una relación promedio en la que el mejor valor umbral para cada nivel de detalle es directamente proporcional a la desviación estándar e inversamente proporcional al valor de la raíz cuadrada de la curtosis con el valor umbral:

$$\lambda_i = \frac{\sigma_i}{\sqrt{\alpha \cdot k_i}}, \quad (1)$$

$\sigma_i$ : desviación estándar de la  $i$ -ésima ventana

$k_i$ : valor de la curtosis para la  $i$ -ésima ventana

$\alpha$ : constante entre 0.1 y 0.4

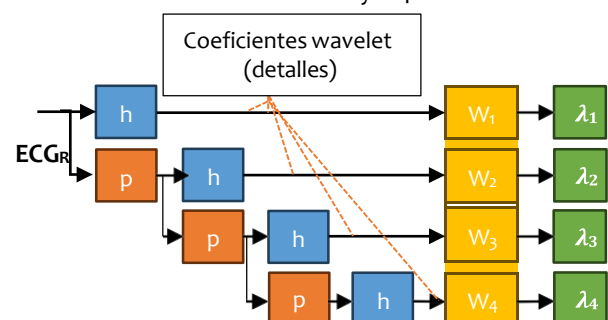


Fig. 2. Descripción del método de obtención del umbral. Rectángulo celeste filtro wavelet, rectángulo naranja filtro de aproximación, rectángulo mostaza ventana de 32 muestras, rectángulo verde valor umbral.

El valor de la constante  $\alpha$  depende de la amplitud del ruido. Para un nivel de ruido promedio, una elección adecuada es  $\alpha = 0.20$ , mientras que, para un nivel de ruido alto, un valor recomendado es  $\alpha = 0.10$ . La elección de  $\alpha$ , implica un compromiso entre

un exceso de suavizado de la señal a costa de pequeñas deformaciones en ciertos tramos de la señal, versus un menor suavizado con la presencia de algunos picos de ruido residuales. Además, se ha observado que, si el pico de interferencia a 60 Hertz no supera a los 20dB, la aplicación de este umbral permite eliminar dicha interferencia sin distorsiones

en el tiempo y la frecuencia. En caso de una interferencia de mayor amplitud, se recomienda aplicar previamente un filtro IIR Butterworth Notch de segundo orden, centrado en 60 Hz con un ancho del Notch de 2Hz, seguido de este método de filtrado, para garantizar su eliminación efectiva.

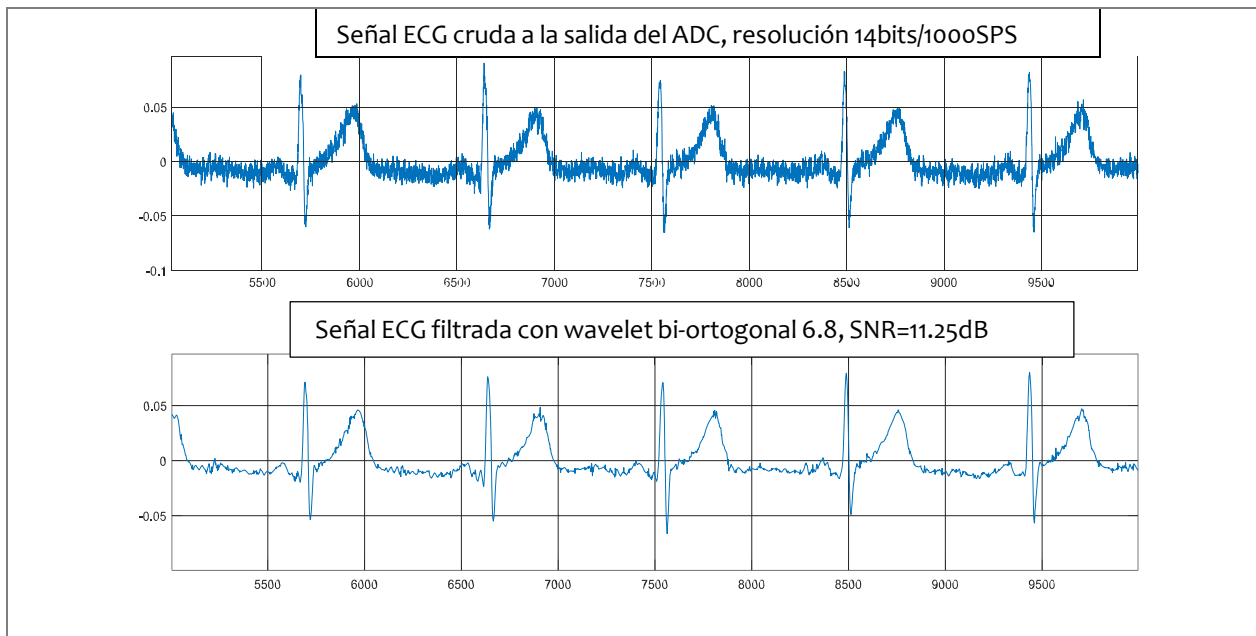


Fig. 3. Señal ECG cruda (zona superior) y señal ECG filtrada (zona inferior), USB-6009 National Instruments

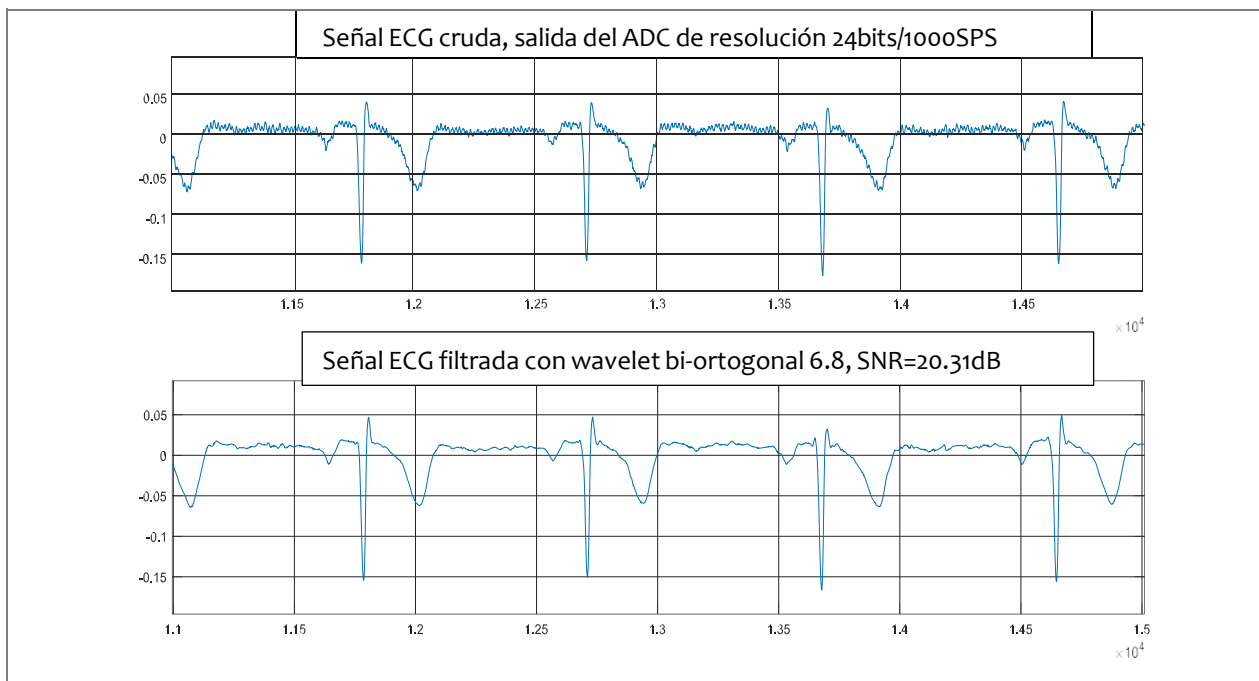


Fig. 4. Señal ECG cruda (parte superior), señal ECG filtrada (parte inferior), ADS1256 Texas Instruments

La figura 3 presenta 5 segundos de una señal ECG capturada con una DAQ USB-6009 de 14 bits de resolución y una tasa de muestreo de 1000SPS. En la parte inferior de la misma figura se muestra a la

misma señal ECG filtrada usando el método del Umbral propuesto.

La figura 4 presenta 4 segundos de otra señal ECG capturada con el ADS1256 de 24 bits de resolución y

una tasa de muestreo de 900SPS. En la parte inferior se muestra la señal ECG filtrada con el método del Umbral propuesto. La diferencia en las SNR (11.25 dB para la señal de 14 bits y 20.31 dB para la señal de 24 bits) refleja varios aspectos importantes relacionados con la resolución del ADC utilizado:

1. **Mayor resolución mejora el SNR:** Al capturar la señal a 24 bits en lugar de 14, se incrementa la precisión en la representación de los valores de amplitud, lo que reduce la cuantización del ruido. Esto sugiere que una mayor resolución permite una mejor preservación de los detalles de la señal después del filtrado, resultando en un mayor SNR.

2. **Reducción de ruido de cuantización:** La señal de 14 bits puede sufrir más de ruido de cuantización en comparación con la de 24 bits, lo cual se traduce en una SNR más baja después del filtrado.

**Evaluación del algoritmo:** para implementar este método de umbral, esta propuesta se evaluó con los parámetros que se muestran en la Tabla I:

Tabla I  
Parámetros de evaluación para el umbral propuesto

|   |  |
|---|--|
| SNR <sub>dB</sub><br>Signal to Noise Ratio    | $10 \cdot \log_{10} \frac{\sum_{n=0}^{N-1} [s(n)]^2}{[s(n) - \hat{s}(n)]^2}$                   |
| PSNR<br>Peak Signal to Noise Ratio            | $10 \log_{10} \frac{MAX^2}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [s(n) - \hat{s}(n)]^2}$                    |
| PRD<br>Percentage Root Mean Square Difference | $\sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N-1} [s(n) - \hat{s}(n)]^2}{\sum_{n=0}^{N-1} [s(n)]^2}} \times 100\%$ |

Nota: MAX es el máximo valor posible de la señal original en estudio,  $s(n)$  es la señal original,  $\hat{s}(n)$  es la señal filtrada.

El objetivo es maximizar los valores de SNR y PSNR, ya que esto indica una mayor presencia de la señal útil y una menor cantidad de ruido. Por otro lado, se busca minimizar el PRD, lo que reflejaría una alta similitud entre la señal filtrada y la original. Esto es fundamental, ya que el propósito del proceso de filtrado es preservar la forma de la señal original.

**Resultados,** El método se aplicó considerando una frecuencia de muestreo de 1000 SPS a la señal en estudio. Para señales con frecuencias de muestreo mayor a 1000 SPS, se aplicó un proceso de Decimación a la señal a la salida del ADC:

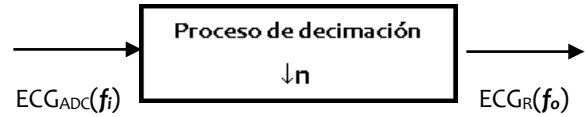


Fig. 5. reducción de la frecuencia de entrada ( $f_o = f_i/n$ )

Para señales con frecuencia de muestreo menor a 1000 SPS, se aplicó un proceso de Interpolación:

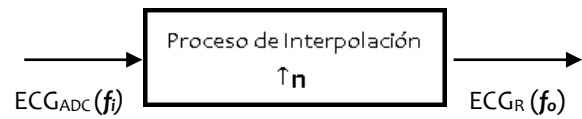


Fig. 6. elevación de la frecuencia de entrada ( $f_o = n f_i$ )

Se aplica la SWT utilizando ventanas deslizantes de 32 muestras. El valor umbral se calcula según la ecuación (1) para los cuatro primeros niveles de detalle. Luego, se aplica el método de soft thresholding, completando el procesamiento digital de la señal. Finalmente, se calcula la transformada inversa wavelet (ISWT) para obtener la señal ECG filtrada.

La tabla II muestra los valores obtenidos al aplicar las fórmulas para el cálculo de los parámetros mostrados la tabla I. La señal ECG que se utiliza para este caso, se encuentra en de la base de datos de <https://physionet.org/content/cebsdb/1.0.0/>.

Esta señal primero pasa por un proceso de Decimación de 5000SPS a 1000SPS. Como segundo paso se le agrega ruido Gaussiano vía software, de este modo se tiene a la señal ECG original, la señal ECG con ruido. En el tercer paso la señal + el ruido AWGN es sometida al método propuesto de reducción de ruido.

Tabla II  
Evaluación de parámetros de reducción de ruido, para un valor de  $\alpha = 0.20$

| Wavelet      | SNR (dB)       | PSNR (dB)      | PRD (%)       |
|--------------|----------------|----------------|---------------|
| Db4          | 19.6685        | 36.3999        | 10.3890       |
| Db6          | 19.7814        | 36.5127        | 10.2549       |
| Db8          | 20.0118        | 36.7431        | 9.9865%       |
| Bior3.9      | 19.5304        | 36.2618        | 10.5555       |
| Bior6.8      | 19.8636        | 36.5950        | 10.1582       |
| Sym6         | 19.7345        | 36.4659        | 10.3104       |
| Sym8         | 19.8149        | 36.5463        | 10.2153       |
| <b>Coif5</b> | <b>20.1272</b> | <b>36.8585</b> | <b>9.8546</b> |

La figura 5 muestra la señal ECG original en la zona superior, la señal ECG contaminada artificialmente con ruido AWGN en la zona intermedia, y en la zona

inferior se muestra a la señal ECG filtrada con el método propuesto, para un valor de  $\alpha = 0.20$ .

En el caso de la señal ECG filtrada, el gráfico que se muestra es generado por la aplicación del filtrado wavelet Coif5, esta elección arroja los mejores valores para los parámetros, los más altos valores de SNR, PSNR y el valor más bajo de PDR.

Nota: Para los datos mostrados en la tabla II, el método propuesto se aplicó sobre los cuatro primeros niveles de detalle.

Tabla III  
Energía wavelet relativa para 10 niveles de detalles

| Nivel      | Frecuencias (Hz) | Energía Relativa |
|------------|------------------|------------------|
| Detalle 1  | 250 - 500        | <b>0.02%</b>     |
| Detalle 2  | 125 - 251        | <b>0.01%</b>     |
| Detalle 3  | 62.4 - 125       | <b>0.02%</b>     |
| Detalle 4  | 31.2 - 62.6      | 0.85%            |
| Detalle 5  | 15.6 - 31.3      | 18.68%           |
| Detalle 6  | 7.79 - 15.7      | 32.81%           |
| Detalle 7  | 3.90 - 7.83      | 28.81%           |
| Detalle 8  | 1.95 - 3.91      | 10.94%           |
| Detalle 9  | 0.979 - 1.95     | 4.19%            |
| Detalle 10 | 0.492 - 0.974    | 3.03%            |
| Aprox. 10  | 0.0 - 0.480      | 0.65%            |

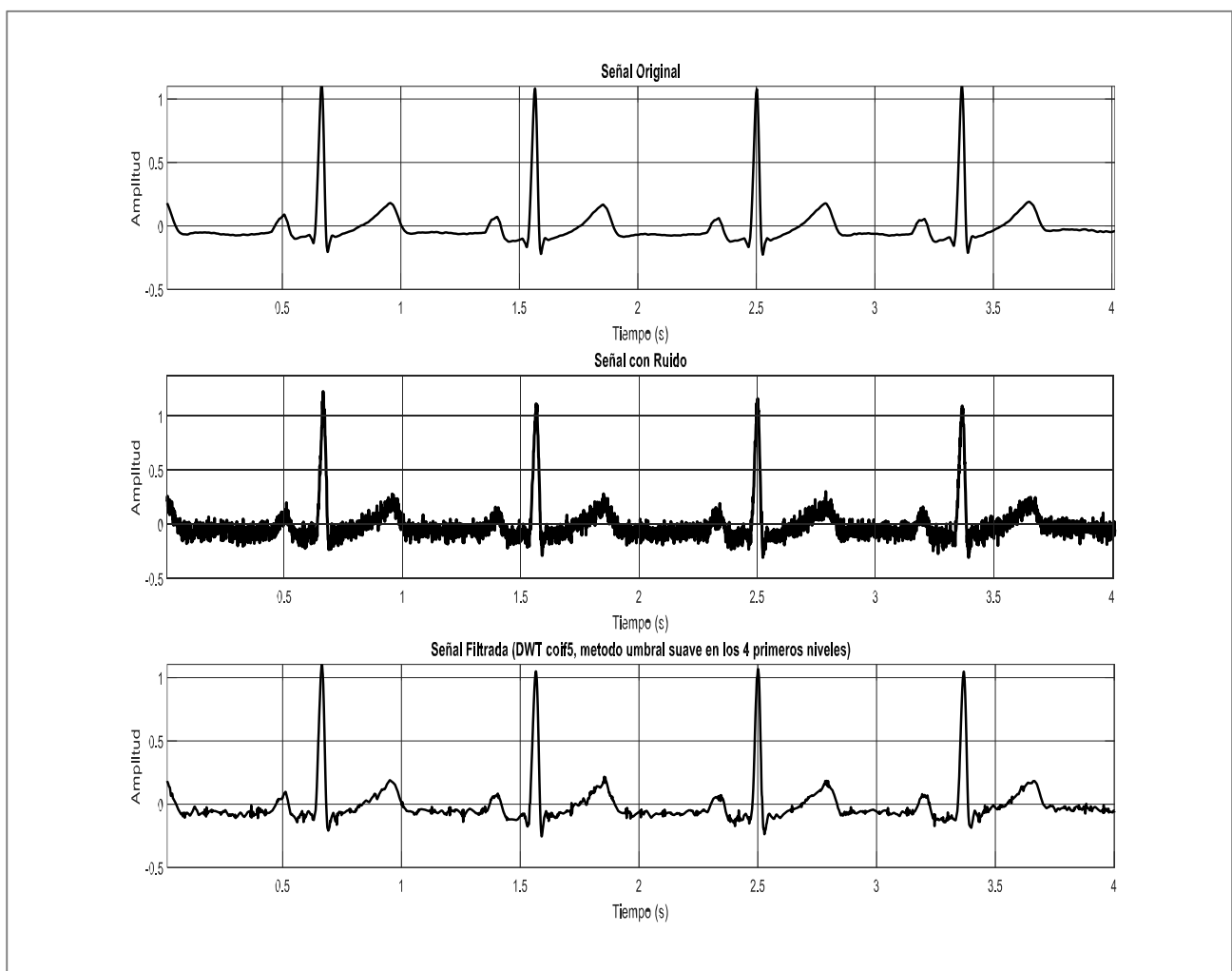


Fig. 7. Método de filtrado de señal ECG con los parámetros evaluados de la tabla II

La tabla III muestra que el 99.1% de la energía wavelet relativa (RWE), correspondiente a la señal ECG original, se encuentra entre el nivel DC y los 62.6Hz. Los 4 primeros niveles de detalle, el porcentaje de energía es 0.90%, lo que representa un nivel insignificante con respecto al total de la energía de la señal.

¿La pregunta que cabe en esta situación es aún se puede reducir el ruido sin necesidad de eliminar los cuatro primeros niveles de detalle? Si se tiene una opción, a través de modificar el parámetro ' $\alpha$ ' para maximizar SNR y PSNR, así como minimizar PDR. El proceso de iteración para lograr este objetivo dio como resultado la Tabla IV:

Tabla IV

Evaluación de parámetros de reducción de ruido, para un valor de  $\alpha = 0.365$

| Wavelet      | SNR (dB)       | PSNR (dB)      | PRD (%)       |
|--------------|----------------|----------------|---------------|
| Db4          | 20.5729        | 37.3043        | 9.3617        |
| Db6          | 20.7492        | 37.4806        | 9.1736        |
| Db8          | 21.1271        | 37.8585        | 8.7831        |
| Bior3.9      | 20.8969        | 37.6283        | 9.0189        |
| Bior6.8      | 20.9745        | 37.7059        | 8.9387        |
| Sym6         | 20.6733        | 37.4047        | 9.2541        |
| Sym8         | 20.7361        | 37.467         | 9.1875        |
| <b>Coif5</b> | <b>21.3145</b> | <b>38.0459</b> | <b>8.5956</b> |

Tabla V

Energía wavelet relativa de la señal ECG con ruido AWGN, 10 niveles de detalle y 1 nivel de aproximación

| Nivel      | Frecuencias (Hz) | Energía Relativa |
|------------|------------------|------------------|
| Detalle 1  | 250 -500         | 0.01%            |
| Detalle 2  | 125 - 251        | 0.01%            |
| Detalle 3  | 62.4 -125        | 0.04%            |
| Detalle 4  | 31.2 - 62.6      | 0.81%            |
| Detalle 5  | 15.6 - 31.3      | 18.60%           |
| Detalle 6  | 7.79 - 15.7      | 32.88%           |
| Detalle 7  | 3.90 - 7.83      | 28.98%           |
| Detalle 8  | 1.95 - 3.91      | 10.82%           |
| Detalle 9  | 0.979 - 1.95     | 4.22%            |
| Detalle 10 | 0.492 - 0.974    | 2.99%            |
| Aprox. 10  | 0.0 - 0.480      | 0.64%            |

La tabla V muestra que la señal ECG con ruido AWGN ha modificado ligeramente el % de energía en todos los niveles, esto se tradujo en un mejor filtrado de la señal, esto se observa en las gráficas y estadísticas.

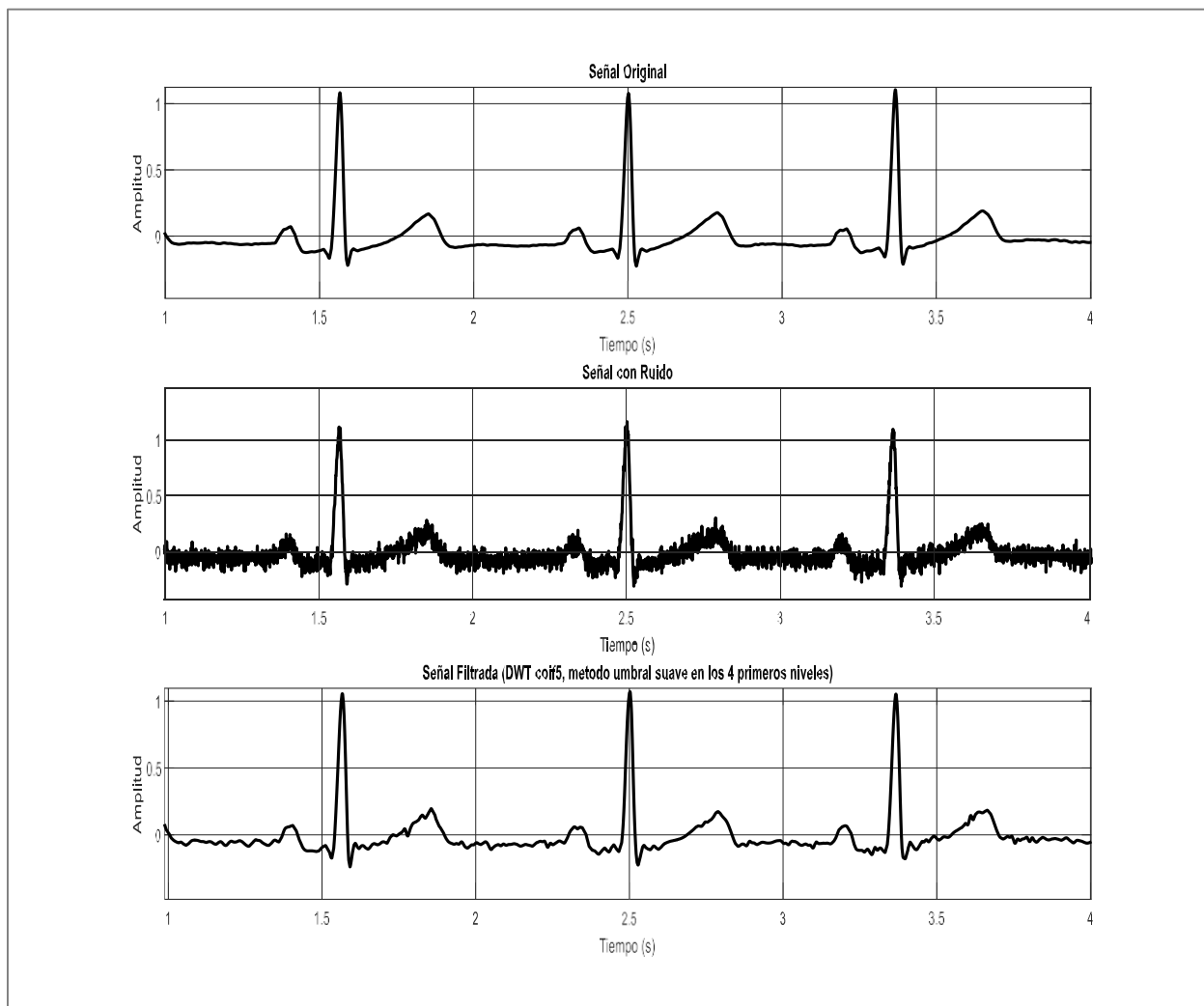


Fig. 8. Señal ECG con filtro previo en los 3 primeros niveles

De los valores obtenidos en la tabla IV, en el análisis de esta señal, se obtuvo una mejora relevante al aplicar el método de reducción de ruido, sobre los 4 primeros niveles de detalles, probando distintos valores de  $\alpha$ , se observó que para  $\alpha = 0.365$  los

valores de **SNR** pasaron de **20.1272 dB a 21.3145 dB**, los valores de **PSNR** pasaron de **36.8585 dB a 38.0459 dB** y los valores de porcentaje para el **PDR** pasaron de **9.8546% a 8.5956%**, utilizando a la wavelet **Coiflet 5** (Coif5).



Se observa un incremento en el SNR y PSNR, acompañado de una reducción en el PRD, esto indica una mejora en el filtrado de la señal. Estos cambios se evidencian al comparar visualmente la señal filtrada en la Figura 6 con la de la Figura 5.

Los parámetros seleccionados (SNR, PSNR y PRD) constituyen métricas fundamentales para la evaluación de la eficacia de un método de filtrado digital de señales, dado que permiten cuantificar la

relación señal-ruido, la calidad de la reconstrucción y la distorsión relativa.

Por otro lado, los valores de RWE presentados en la Tabla V corresponden a la señal ECG filtrada. Al analizar estos valores por nivel de detalle y compararlos con los de la señal ECG original (Fig.9), se observa que la diferencia es mínima o casi nula en cada nivel, lo que sugiere que el proceso de filtrado preserva las características esenciales de la señal

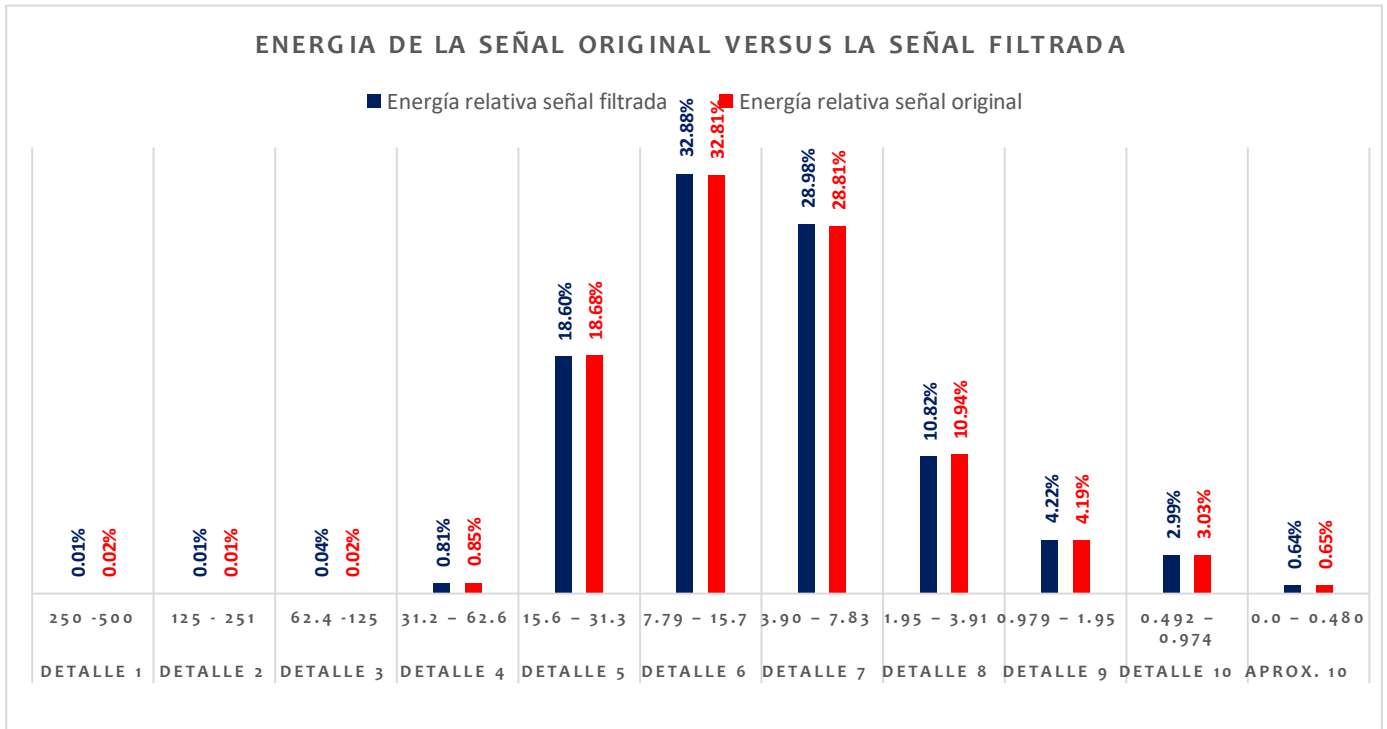


Fig. 9. Porcentajes de energía de la señal original en color rojo versus porcentajes de energía de la señal filtrada en color azul

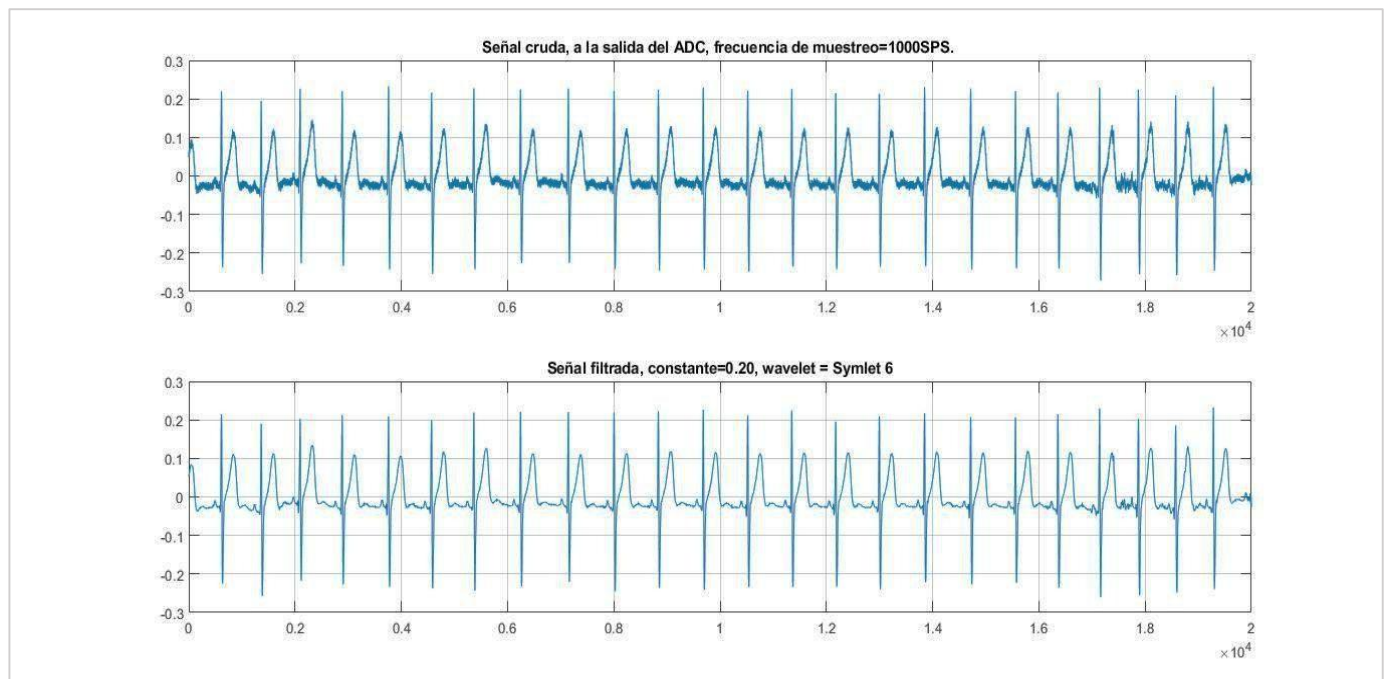


Fig.10. Zona superior señal ECG con ruido AWGN e interferencia de 60Hz, zona inferior señal filtrada solo con el método propuesto

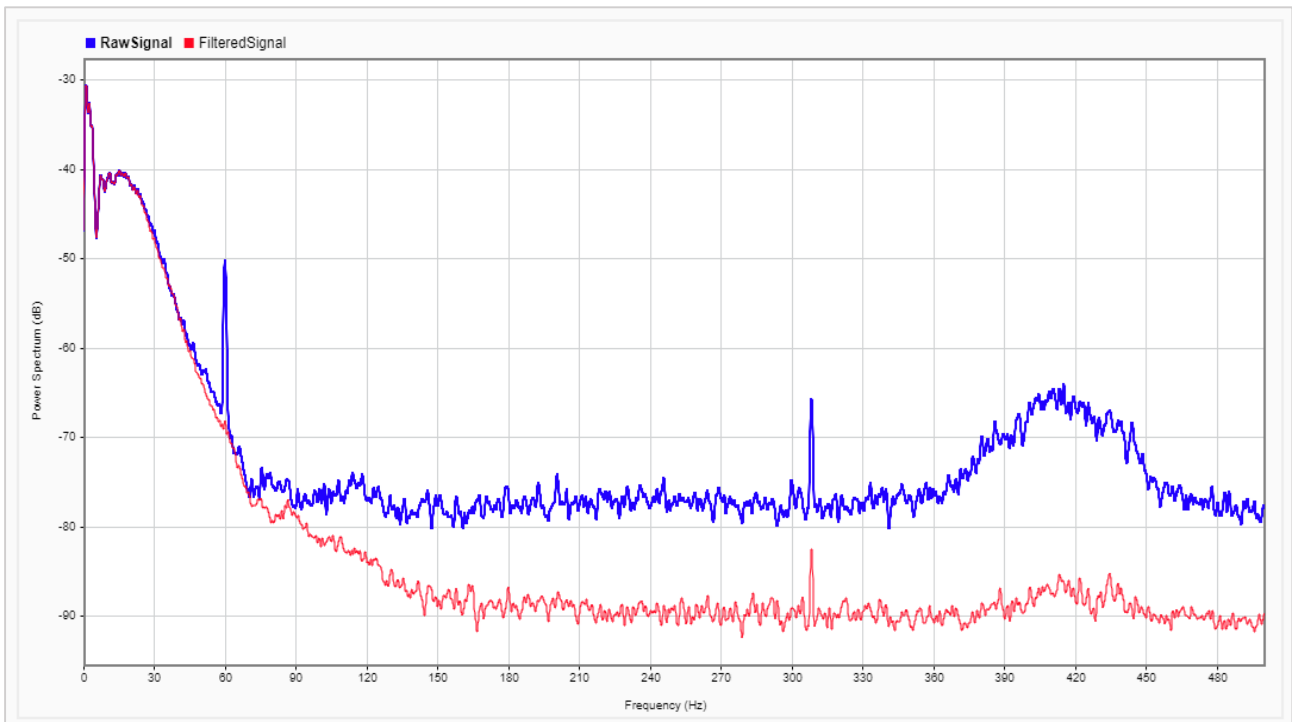


Fig. 11. En color azul se muestra el diagrama de potencia espectral de la señal ECG a la salida del ADC, se observa interferencia en 60Hz menor a 20dB, en color rojo el diagrama de potencia espectral de la señal ECG filtrada con el método de reducción de ruido.

La Fig.10 muestra dos graficas de la misma señal ECG, en la zona superior se muestra a la señal a la salida del ADC, esta se encuentra contaminada con ruido AWGN e interferencia de 60Hz, este último se nota claramente en la Fig.9 grafica en color azul, el nivel de interferencia es menor a 20dB.

En la zona inferior de la Fig.10 se observa a la señal ECG filtrada únicamente con el método de reducción de ruido, esta decisión se basó en el nivel de la interferencia. La Fig.11 muestra que el método utilizado mantiene la energía de la señal en la zona útil y atenúa la zona donde ella es insignificante, manteniendo las características en alta frecuencia.

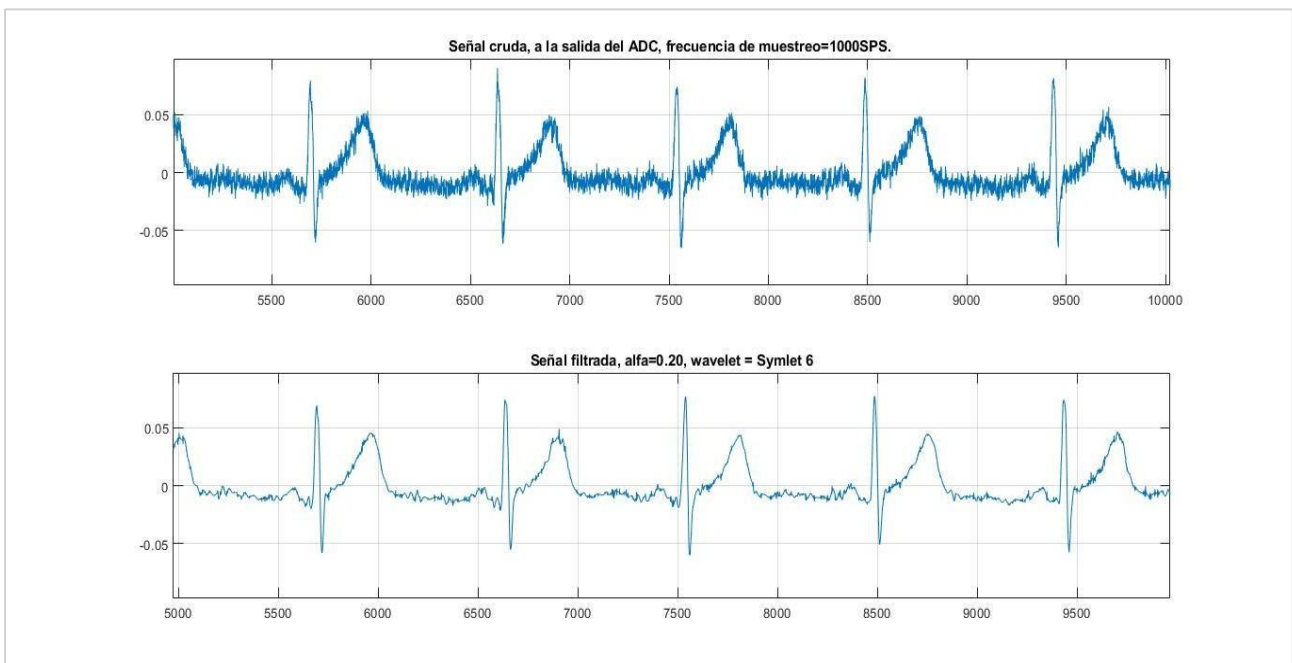


Fig.12. Señal ECG con ruido AWGN, interferencia a 60Hz en la zona superior, señal filtrada en la zona inferior para  $\alpha = 0.2$

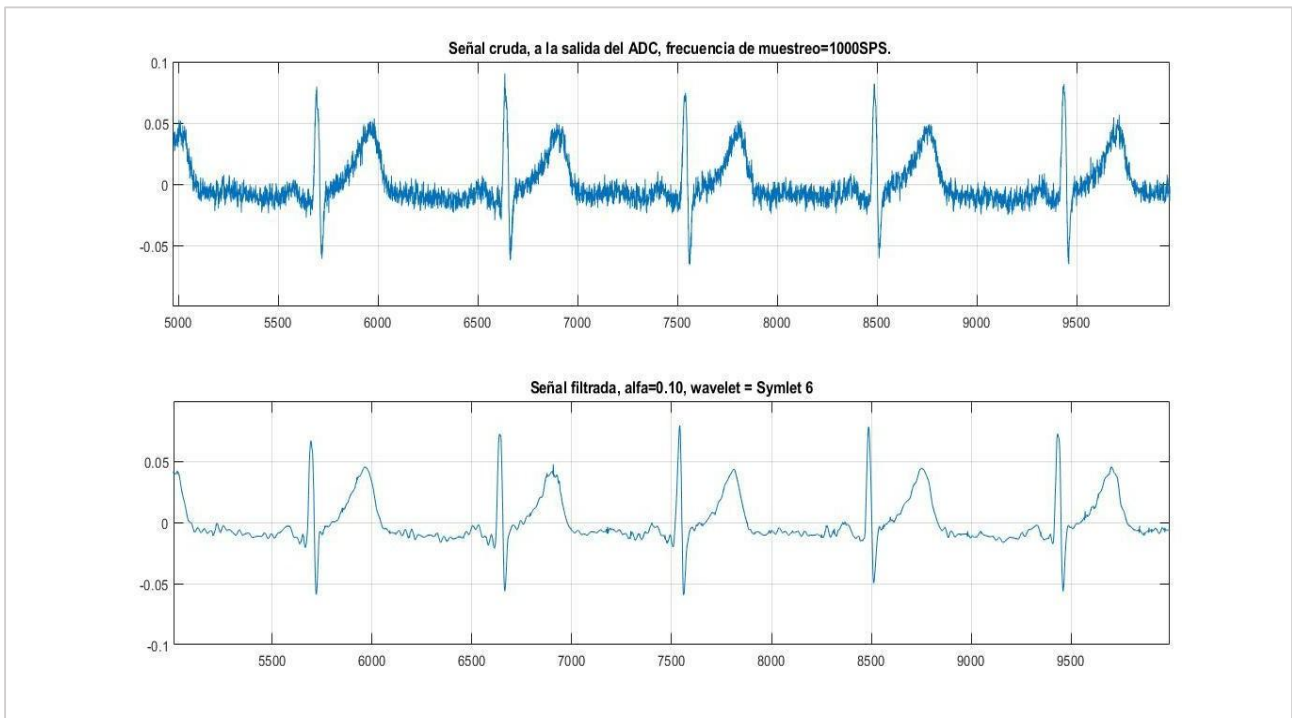


Fig.13. Señal ECG con ruido AWGN, interferencia a 60Hz en la zona superior, señal filtrada en la zona inferior para  $\alpha = 0.1$

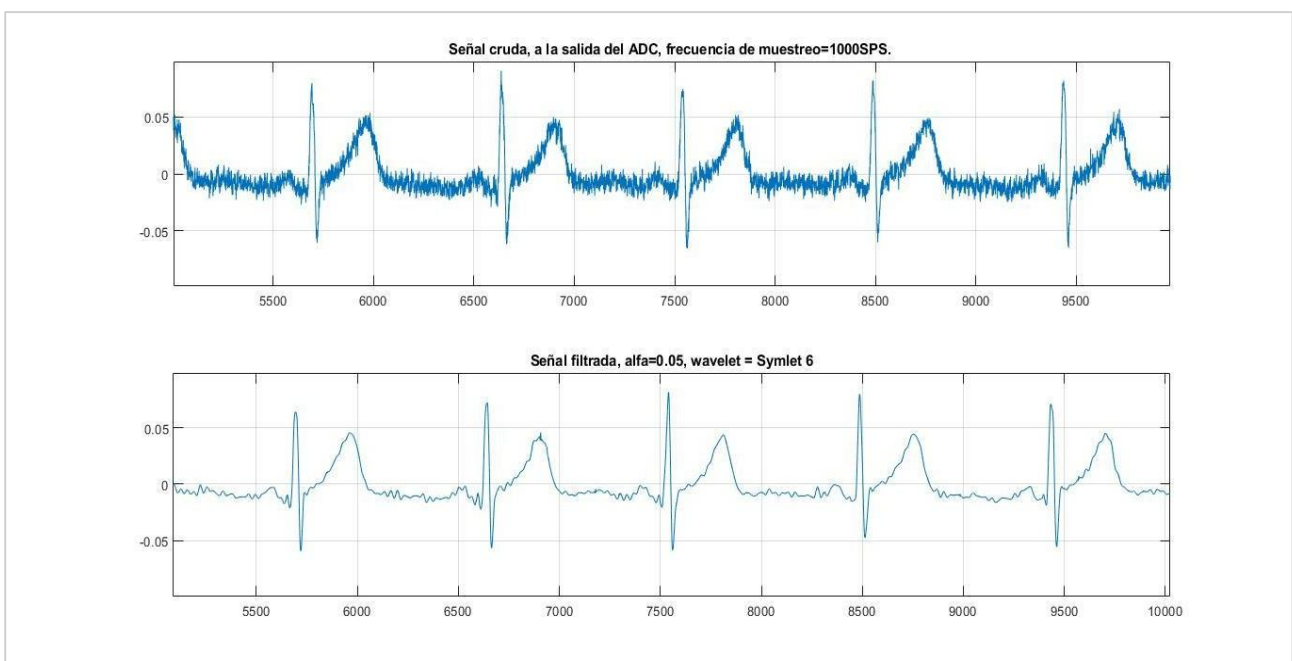


Fig.14. Señal ECG con ruido AWGN, interferencia a 60Hz en la zona superior, señal filtrada en la zona inferior para  $\alpha = 0.05$

Las figuras 12, 13 y 14 muestran una señal ECG que corresponde a un paciente con medicación supervisada, el nivel de ruido AWGN es muy superior comparado con el de la figura 8, además en este caso el nivel de interferencia está cerca a los 30dB.

Las tres figuras muestran en la zona superior a la señal ECG a la salida del ADC, mientras en las zonas inferiores correspondientes se muestra a la señal filtrada con el método de reducción de ruido, para cada caso se utilizó un valor diferente de " $\alpha$ ".

Un menor valor de  $\alpha$ , equivale a una señal mas suave, esto tiene un costo en la zona de alta frecuencia tal y como se muestra en el diagrama espectral de potencia (fig. 15) El costo a pagar es la reducción en la zona de alta frecuencia que se observa en esta grafica.

Para estos tres casos a la señal se le aplico filtrado digital Butterworth tipo Notch centrado en 60Hz previo a la aplicación del método propuesto.

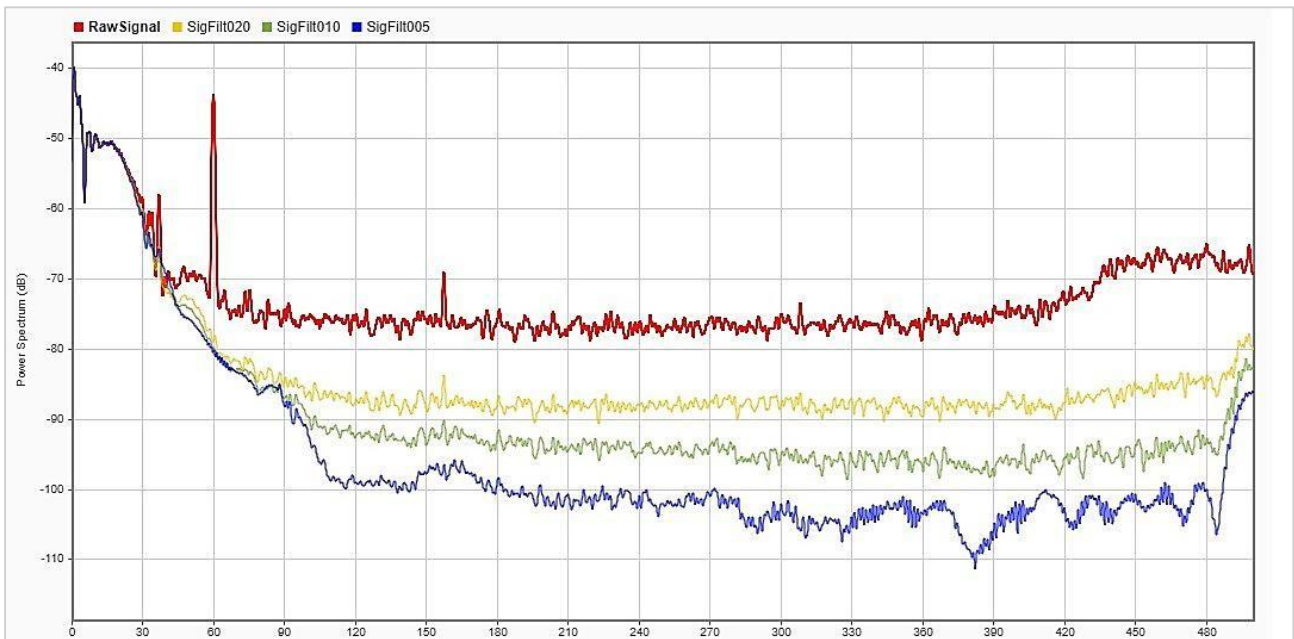


Fig.15. En color rojo se muestra el PSD de la señal ECG a la salida del ADC, en color dorado el PSD de la señal ECG filtrada para  $\alpha = 0.2$ , en color verde el PSD de la señal ECG filtrada para  $\alpha = 0.1$ , en color azul el PSD de la señal ECG filtrada para  $\alpha = 0.05$ .

## Conclusiones

A partir de los resultados obtenidos con bases de datos de señales electrocardiográficas reales, se concluye que el método de umbral propuesto preserva las características esenciales de la señal tras el proceso de filtrado:

- El análisis en los dominios del tiempo y la frecuencia confirma que la señal resultante mantiene la información necesaria para el diagnóstico clínico y el análisis automático mediante redes neuronales convolucionales.
- Este método puede implementarse en tiempo real sobre microcontroladores de la familia STM32, aprovechando de su arquitectura basada en ARM Cortex-M y su compatibilidad con librerías optimizadas para procesamiento de señales, como CMSIS-DSP. Estas herramientas permiten la ejecución eficiente de la Transformada Wavelet Estacionaria (SWT) así como la de otras operaciones matemáticas de alta complejidad con un bajo consumo de recursos computacionales.
- La wavelet Coiflet 5 (coif5), utilizada como wavelet madre, proporciona los mejores resultados en el proceso de filtrado, al obtener los valores más altos de SNR y PSNR, así como el menor valor del PRD de manera simultánea. La siguiente wavelet madre que obtuvo un desempeño cercano en la evaluación de estos parámetros fue la Daubechie 8 (db8).
- La decisión de descomponer la señal en 10 niveles de detalle y aproximación mediante la Transformada Wavelet Estacionaria (SWT) se fundamenta en la frecuencia de muestreo de 1000 muestras por segundo (SPS) y en la distribución espectral resultante de esta técnica. Esta segmentación en 10 bandas de frecuencia permite que la mayor proporción de coeficientes asociados al ruido AWGN se concentre en los primeros cuatro niveles de detalle. Por esta razón, el umbral de eliminación de ruido se aplica en forma casi exclusiva en estos niveles, optimizando la supresión del ruido sin afectar significativamente la integridad de la señal.
- Los resultados experimentales indican que las señales adquiridas con ADCs de 14 bits presentan un mayor nivel de ruido AWGN en comparación con aquellas capturadas con ADCs de 24 bits. Esto sugiere que el uso de ADCs de alta resolución mejora la calidad de la señal desde la etapa de adquisición, facilitando un procesamiento más eficiente y una mejor conservación de la información relevante.
- El análisis de los resultados obtenidos muestra dos escenarios en la presencia de interferencia de la línea de 220V/60Hz durante el proceso de filtrado de la señal ECG. Cuando la SNR es menor a 20 dB, el método de reducción de ruido es capaz de eliminar esta interferencia sin introducir distorsión ni afectar la calidad de la señal. En

cambio, si la SNR es mayor a 20 dB, la estrategia óptima consiste en aplicar primero un filtro Notch digital Butterworth de segundo orden, con un ancho de 2 Hz centrado en 60 Hz, seguido del método de reducción de ruido. Como resultado, se obtiene una señal sin distorsión y sin pérdida de calidad.

- El método fue aplicado a diversos tipos de señales ECG con diferentes resoluciones de bits, frecuencias de muestreo y niveles de ruido. En estos casos, el método propuesto permitió obtener señales adecuadamente filtradas, sin distorsión. La selección del valor de  $\alpha$  se basa en el análisis de la transformada wavelet estacionaria (SWT) de los primeros 2 segundos de la señal ECG, calculando la RWE para cada nivel de detalle. Esta estrategia permite capturar la dinámica inicial de la señal, donde suelen observarse variaciones representativas del ruido de fondo y las características de la señal original. En este estudio, la elección del valor de  $\alpha$  se realizó de manera empírica, ajustándolo en función de la estabilidad de la señal reconstruida y la minimización de la pérdida de información relevante. Sin embargo, se requiere un estudio más amplio que permita establecer un criterio sistemático para la selección de  $\alpha$ , con el fin de generar una tabla de valores que optimice su estimación automática y garantice la robustez del método de reducción de ruido en distintos escenarios.

## AGRADECIMIENTOS

A la Universidad Nacional de Ingeniería, por brindar los recursos necesarios para concretar la investigación.

A la Facultad de Ingeniería Electrónica FIEE por apoyar esta investigación.

Un agradecimiento especial a los profesores de la FIEE, que nos ayudaron a aplicar los nuevos conceptos en teoría Matemática, Electrónica y software.

## REFERENCIAS

- [1] E. M. Spinelli, "Amplificadores de Instrumentación en Aplicaciones Biomédicas", tesis de doctorado, Universidad Nacional de La Plata, Buenos Aires, Argentina, 2007. [En línea]. Disponible en: <http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/1362>.
- [2] Texas Instruments. (2016). ADS1298ECG-FE and ADS1198ECG-FE Bio-Signal Acquisition Modules User's Guide (Rev. D) [PDF]. 1 [En línea]. Disponible en: <https://www.ti.com/lit/ug/sbau171d/sbau171d.pdf?ts=16984530557>
- [3] J. Vargas y R. Pallás-Areny, "Capítulo 2," Ruido electrónico en amplificadores de ECG. En diseño de amplificadores de baja potencia para biopotenciales, 1996, pp. 13-30. [En línea]. Disponible en: <https://upcommons.upc.edu/bitstream/handle/2117/93646/06Mvd06de11.pdf>
- [4] C. Motchenbacher, J. Connelly, "Low-Noise Electronic System Design", 1 ed. New York, Estados Unidos, Wiley-Interscience, 1993 doi: 10.5555/529644.
- [5] Mathworks. (2023). Simulink® Support Package for Arduino® Hardware User's Guide R2023b. [https://la.mathworks.com/help/pdf\\_doc/supportpkg/arduino/arduino\\_ug.pdf](https://la.mathworks.com/help/pdf_doc/supportpkg/arduino/arduino_ug.pdf).
- [6] Mathworks. (2022). Machine Learning with Matlab <https://la.mathworks.com/content/dam/Mathworks/ebook/gated/machine-learning-ebook.all-chapters.pdf>.
- [7] S.G. Mallat, "Multiresolution Approximations and Wavelet Orthonormal bases of  $L^2(\mathbb{R})$ ", *American Mathematical Society*, vol.315, no.1, pp. 69-87, 1989, doi: 10.2307/2001373.
- [8] J. C. Gomez. (2007). Filtros Espejo en Cuadratura Filtros Espejo en Cuadratura (QMF: Quadrature Mirror Filters). ProDiVoz. [En línea]. Disponible en: [https://www.fceia.unr.edu.ar/prodivoz/Quadrature\\_Mirror\\_Filters\\_bw.pdf](https://www.fceia.unr.edu.ar/prodivoz/Quadrature_Mirror_Filters_bw.pdf)
- [9] M. Fernandez-Chimeno, (2009). "Obtención de micropotenciales cardíacos, latido por latido por vía superficial", tesis doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya, Barcelona, España, 2009. [En línea]. Disponible en: <https://hdl.handle.net/2117/93670>.
- [10] D. L. Donoho, y I. M. Johnstone, "Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage". *Journal of the American Statistical Association*, vol.90, no.432, pp. 1200-1224, 1995, doi: 10.1080/01621459.1995.10476626.



Los artículos publicados por la TECNIA se distribuyen bajo la licencia de uso Creative Commons (CC BY 4.0). Permisos lejos de este alcance pueden ser consultados a través del correo [tecnia@uni.edu.pe](mailto:tecnia@uni.edu.pe)