

# Análisis de señales ECG y detección de arritmias - análisis espectral

Juan Esteban Pineda Lopera\*, Marly Alejandra Ortega Andrade†, Elisabeth Gómez Cano‡

\*†‡Universidad de Antioquia, Medellín, Colombia

\*jesteban.pineda1@udea.edu.co, †alejandra.ortega1@udea.edu.co, ‡elisabeth.gomezc@udea.edu.co

## I. RESUMEN

Este estudio presenta una comparación de tres flujos de preprocesamiento aplicados a señales ECG, con el objetivo de optimizar la eliminación de ruido sin comprometer la morfología cardíaca. Se evaluaron combinaciones de filtrado frecuencial, descomposición wavelet y técnicas de suavizado, empleando la frecuencia de máxima potencia (fMP) como marcador espectral. El flujo que integró detrend, wavelet Daubechies (db4) y filtrado pasabajas mostró el mejor equilibrio entre limpieza y conservación de la señal, destacándose como el más adecuado para análisis clínicos y espectrales.

## II. ABSTRACT

This study compares three preprocessing pipelines applied to ECG signals to optimize noise reduction while preserving cardiac morphology. Different combinations of frequency filtering, wavelet decomposition, and smoothing techniques were assessed, using the maximum power frequency (fMP) as a spectral marker. The pipeline combining detrending, Daubechies wavelet (db4), and low-pass filtering achieved the best balance between noise suppression and signal integrity, making it the most suitable for clinical and spectral analysis.

## III. INTRODUCCIÓN

Las enfermedades cardiovasculares siguen siendo una de las principales causas de muerte en el mundo, el análisis de señales electrocardiográficas (ECG) permite detectar a tiempo alteraciones del ritmo cardíaco, bloqueos u otras anomalías eléctricas del corazón. [1]. Sin embargo, para que las señales ECG sean útiles clínicamente, es necesario un preprocesamiento que elimine artefactos y ruidos como interferencias de baja frecuencia, ruido muscular o de red eléctrica sin distorsionar la información clínica contenida en componentes como el complejo QRS. [2].

En este proyecto se plantea el diseño e implementación de un flujo de procesamiento para señales ECG, con énfasis en la reducción de ruido y la extracción de características espectrales relevantes, se aplican distintos filtrados (IIR pasa-altas, Wavelet, FIR/IIR pasabajas, LOESS, NLM) y se comparan tres flujos diferentes de preprocesamiento, evaluando su impacto sobre la frecuencia de máxima potencia (fMP) de las señales, obtenida mediante el método de Welch.

## IV. ANTECEDENTES

El procesamiento de señales ECG requiere la aplicación de técnicas de filtrado que permitan eliminar diversos tipos de ruido sin distorsionar los componentes fisiológicos relevantes. A continuación, se describen los principales métodos de filtrado utilizados en este proyecto:

### IV-A. IIR (*Infinite Impulse Response*):

Son una clase de filtros digitales caracterizados por tener una respuesta infinita en el tiempo. Esto significa que el valor filtrado en un instante depende tanto de valores actuales como pasados de la señal y del filtro. Los filtros IIR son eficientes desde el punto de vista computacional porque requieren menos coeficientes que los filtros FIR para lograr una respuesta de frecuencia similar. Entre sus aplicaciones en bioseñales, destacan los filtros pasa-altas e IIR pasabajas para eliminar tendencias lentas o interferencias de alta frecuencia, respectivamente. Un tipo común de filtro IIR es el filtro Butterworth, conocido por su respuesta suave y sin ondulaciones en la banda de paso. [3]

### IV-B. FIR (*Finite Impulse Response*):

Este tipo de filtros tienen una duración finita en su respuesta al impulso. Estos filtros no utilizan retroalimentación, por lo que son mucho más estables. Una de sus principales ventajas es que pueden diseñarse con fase lineal, lo que significa que no distorsionan la forma de onda de la señal original, una propiedad especialmente importante en señales como el ECG donde la morfología sirve para el diagnóstico de patologías. Aunque suelen requerir un mayor número de coeficientes para obtener la misma calidad de filtrado que un IIR, los FIR son ampliamente utilizados cuando se prioriza la fidelidad de la señal filtrada. [4].

### IV-C. Wavelet:

El análisis wavelet es una técnica especialmente útil para el tratamiento de señales no estacionarias como el electrocardiograma (ECG), ya que permite descomponer la señal en diferentes niveles de resolución, facilitando tanto la detección de eventos transitorios como la eliminación de ruido sin afectar la morfología característica de las ondas P, QRS y T.

Este análisis permite separar de forma efectiva el ruido por interferencia muscular o artefactos de movimiento de las características fisiológicas reales de la señal, sin distorsionar su morfología. Esto lo convierte en una herramienta buena tanto para la limpieza como para la detección automática

de eventos cardíacos, favoreciendo su uso en aplicaciones clínicas, monitorización continua y sistemas de diagnóstico asistido por computador.

Este análisis permite separar de forma efectiva el ruido por interferencia muscular o artefactos de movimiento de las características fisiológicas reales de la señal, sin distorsionar su morfología. Esto lo convierte en una herramienta buena tanto para la limpieza como para la detección automática de eventos cardíacos, favoreciendo su uso en aplicaciones clínicas, monitorización continua y sistemas de diagnóstico asistido por computador. [5]

Entre las familias de wavelets más empleadas para el análisis de señales ECG se encuentran:

- Daubechies (db).
- Symlets (sym).
- Coiflets (coif).
- Biorthogonal (bior)
- Meyer y Discrete Meyer (dmey)

Para este proyecto nos vamos a centrar en en db dado que esta familia es ampliamente utilizada en aplicaciones biomédicas por su buena localización en el tiempo y su capacidad para representar las discontinuidades abruptas como las del complejo QRS. En particular, la wavelet db4 ha demostrado ser efectiva para la detección de QRS y reducción de ruido, por esto será utilizado en la metodología del proyecto. [6]

#### *IV-D. Robust LOESS (Local Estimated Scatterplot Smoothing):*

Es un suavizador no paramétrico que recupera la señal inherente de una muestra ruidosa utilizando la regresión lineal en su núcleo. La idea principal es abordar señales altamente no lineales, como las de un motor de vehículo o ECG, utilizando diferentes modelos del mismo tipo para suavizar áreas pequeñas y localizadas de la señal.

Estima cada punto utilizando los puntos vecinos sin asumir una forma global. Genera una ponderación local, se adapta a la forma cercana.

Es Robust para que no le afecten los outliers provocado por derivas lentas, es decir, ruidos de baja frecuencia. [7]

#### *IV-E. Non-Local Means:*

A diferencia de LOESS, no es local. Observa puntos o zonas similares y las busca en otros puntos de la señal. Compara ventanas alrededor de puntos, dando más peso a ventanas muy similares, sin importar su separación, buscando redundancias o patrones.

La idea central detrás de NLM es reemplazar el valor (por ejemplo, el color de un píxel en una imagen o el valor de un punto en una señal) de un píxel o punto dado con un promedio ponderado de los valores de otros píxeles o puntos "similares" en toda la señal. La clave es que estos píxeles o puntos similares no tienen por qué estar físicamente cerca del punto que se está denoizando. Esto permite preservar estructuras repetidas o patrones en la señal que pueden estar distribuidos de forma no local. [8]

## V. METODOLOGÍA

Se utilizaron señales del conjunto de datos ChapmanECG, específicamente la derivación II de registros de 12 derivaciones, con una frecuencia de muestreo de 500 Hz. Las señales se encontraban sin filtrar y fueron provistas en formato .csv. Se excluyeron ciertos ritmos poco frecuentes o que no eran objeto de estudio, como SA, AT, AVNRT, SAAWR y AVRT.

### *V-A. Aplicación de señales Wavelet al análisis de ECG*

Para esta parte del proyecto se tomó un código proporcionado por el profesor, el cual utilizaba db6 para el análisis y filtrado de señales mediante descomposición wavelet. Dado a la consulta realizada anteriormente, se decidió reemplazar dicha wavelet por db4, debido a su mejor desempeño teórico en la detección de componentes como el complejo QRS en señales ECG. Se modificó el nivel de descomposición de 9 a 4. Aunque el nivel 9 es el máximo permitido por la función según la longitud de la señal y la wavelet empleada, de manera empírica se observó que dicho nivel producía distorsiones significativas. En cambio, el nivel 4 permitió conservar la forma morfológica de la señal con menor pérdida de información. El código fue modificado y adaptado para este nuevo análisis, manteniendo el enfoque en la eliminación de ruido mediante umbralización dura sobre los coeficientes de detalle.

### *V-B. Flujos de filtrado*

Con el objetivo de seleccionar el método de preprocesamiento más adecuado para las señales ECG, se diseñaron y aplicaron tres flujos de procesamiento distintos a una muestra de 10 señales escogidas aleatoriamente. Cada flujo incorpora combinaciones de filtrado frecuencial y técnicas de suavizado avanzadas. A continuación se describen los flujos utilizados, junto con la justificación de los parámetros:

#### *V-C. Flujo 1:*

Este flujo aplica un filtro pasa altas IIR de tipo Butterworth diseñado mediante la función butter() y aplicado con filtfilt() para evitar desfase, con frecuencia de corte en 0.5 Hz y orden 4. El orden 4 se eligió porque permite eliminar eficazmente la deriva de línea sin generar distorsiones visibles en la señal [9]. Posteriormente, se aplicó el filtrado wavelet modificado con db4 anteriormente mencionado. Finalmente, se aplicó un filtro pasabajas IIR Butterworth de orden 4 con frecuencia de corte en 50 Hz. Dado que en la primera etapa se utilizó un filtro IIR, se mantuvo el mismo tipo de filtro en la etapa final para asegurar coherencia en el diseño del sistema de filtrado y evitar variaciones en la respuesta temporal.

#### *V-D. Flujo 2:*

En este flujo se realiza una eliminación de tendencia lineal mediante la función detrend(), lo cual permite remover componentes de muy baja frecuencia sin afectar la morfología de las ondas del ECG. Posteriormente, se aplica el mismo filtrado wavelet previamente justificado. Para la etapa de eliminación de ruido de red, se empleó un filtro pasa bajos del tipo FIR, elegido por su respuesta de fase lineal, lo cual

es fundamental en señales ECG para preservar la forma del complejo QRS [10]. Se estableció un ancho de banda de transición de 50Hz ( $\Delta f$ ) porque las componentes principales del ECG se encuentran por debajo de los 40–45Hz, con una frecuencia de muestreo de 500 Hz, lo que implica una frecuencia normalizada de 0,2. Se utilizó una ventana de Hamming porque ofrece buen nivel de atenuación del ruido y mantiene una respuesta estable en la banda de paso [11] (con una desviación de aproximadamente 0,22 %). A partir de la ecuación 1 se determinó que el orden par más cercano que satisface los requisitos es 32, por lo que se empleó este valor para el diseño final del filtro.

$$\text{Orden} = \frac{\Delta F}{\Delta f \div F_s} = 33 \rightarrow 32 \quad (1)$$

#### V-E. Flujo 3:

Este flujo inicia con un filtro pasabajas FIR con frecuencia de corte en 50 Hz y orden 32, justificado por los mismos criterios que en el flujo 2: respuesta en fase lineal y buena supresión del ruido de red sin alterar la forma de la señal. Luego, se aplicó el suavizado LOESS con una fracción de ventana de 2/3 y tres iteraciones, parámetros que mostraron buen desempeño en la reducción de componentes lentos y artefactos de baja frecuencia sin afectar la forma de la señal. Finalmente, se implementó el filtrado Non-Local Means (NLM), configurado con un tamaño de parche de 5 y una distancia de búsqueda de 6, junto con una estimación del nivel de ruido para ajustar el grado de suavizado.

Con el fin de comparar el desempeño de los tres flujos, estos fueron aplicados sobre las 10 señales seleccionadas anteriormente. Luego, se generaron comparaciones gráficas en las que se superpone la señal original con cada versión filtrada para visualizar el efecto de cada técnica sobre la morfología del ECG. Este análisis gráfico facilitó una evaluación cualitativa de la preservación de estructuras relevantes y la eliminación de ruido en diferentes rangos de frecuencia. Los resultados obtenidos sirvieron como base para seleccionar el flujo más adecuado para el procesamiento del resto de señales.

#### V-F. Extracción de frecuencia de máxima potencia

Una vez seleccionado el flujo de procesamiento más adecuado (Flujo 2), se aplicó dicho flujo a todas las señales disponibles en la base de datos ECGDataI. Después, sobre cada señal filtrada se calculó la frecuencia de máxima potencia (fMP) utilizando el método de Welch, lo que permitió obtener una medida representativa del contenido espectral dominante en cada caso. Los resultados se almacenaron en un DataFrame que incluye el nombre del registro, el tipo de ritmo cardíaco o patología asociada, y el valor de fMP correspondiente. Esta información fue consolidada en un archivo CSV para facilitar su posterior análisis estadístico o clasificación.

#### V-G. Comparación entre proyectos:

Para evaluar el buen funcionamiento del proceso de filtrado se compararon los valores de frecuencia de máxima potencia obtenidos en este proyecto con los valores de las señales

filtradas usadas en proyectos anteriores. Se excluyeron algunas clases poco representadas y se procedió a calcular la fMP para cada señal mediante el método de Welch. Los datos fueron almacenados en archivos .csv y visualizados mediante diagramas de violín que muestran la distribución de fMP por clase de arritmia. Además, se calcularon los promedios por clase y se presentaron en un histograma para facilitar la comparación.

Por último, con el fin de cuantificar las diferencias entre clases de arritmias, se realizó un análisis estadístico por pares sobre la métrica de frecuencia de máxima potencia (fMP). Para cada conjunto de datos, se construyó una matriz de comparación aplicando pruebas de hipótesis según la distribución de los datos por clase. En los casos donde la prueba de Shapiro-Wilk indicó normalidad, se utilizó la prueba t de Studen. En caso contrario, se empleó la prueba no paramétrica de Mann-Whitney U. Los p-valores obtenidos se organizaron en una matriz y visualizados como mapas de calor, facilitando la identificación de combinaciones entre clases con diferencias estadísticamente significativas. Esta comparación permitió evaluar si el nuevo flujo de procesamiento mejora la separación entre tipos de arritmias respecto al enfoque anterior.

## VI. RESULTADOS

En la Figura 1 (paneles superiores), se muestran los detalles D1 a D4 obtenidos mediante la descomposición wavelet utilizando la familia Daubechies 4 (db4), seleccionada por su buena localización temporal y capacidad para preservar la morfología del complejo QRS. Se aplicó un umbral de eliminación de ruido sobre los coeficientes de detalle, con umbralización dura.

En los paneles inferiores, se observan los resultados tras aplicar el umbral: los niveles D1 y D2 fueron completamente eliminados debido a su bajo contenido informativo (asociado principalmente a ruido), mientras que D3 y D4 conservaron componentes útiles de la señal ECG.

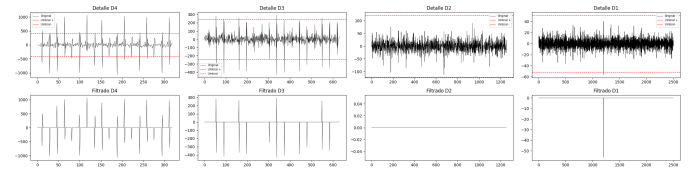


Figura 1: Descomposición wavelet de la señal ECG utilizando la wavelet db4.

La Figura 2 muestra la señal original (negra) y la señal filtrada (roja) tras aplicar uno de los flujos. Se observa una reducción notable del ruido sin pérdida significativa de morfología, especialmente en los picos del complejo QRS.

La Figura 3 corresponde al ruido estimado (resta entre la señal original y la señal filtrada). La forma del ruido es irregular, con componente de alta frecuencia, lo cual refuerza la utilidad del preprocesamiento wavelet y pasabandas aplicado.

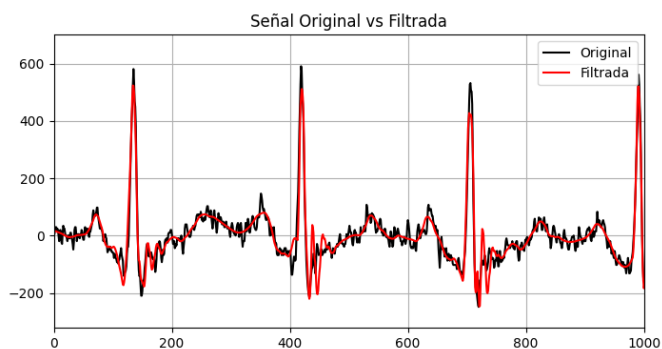


Figura 2: Comparación entre la señal ECG original y la señal filtrada con uno de los flujos de procesamiento.

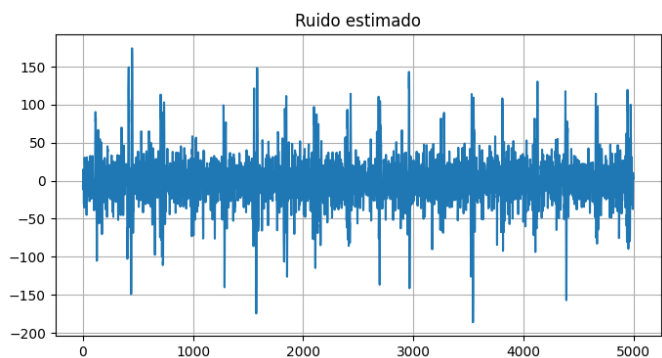


Figura 3: Ruido estimado tras aplicar el flujo de procesamiento a la señal ECG.

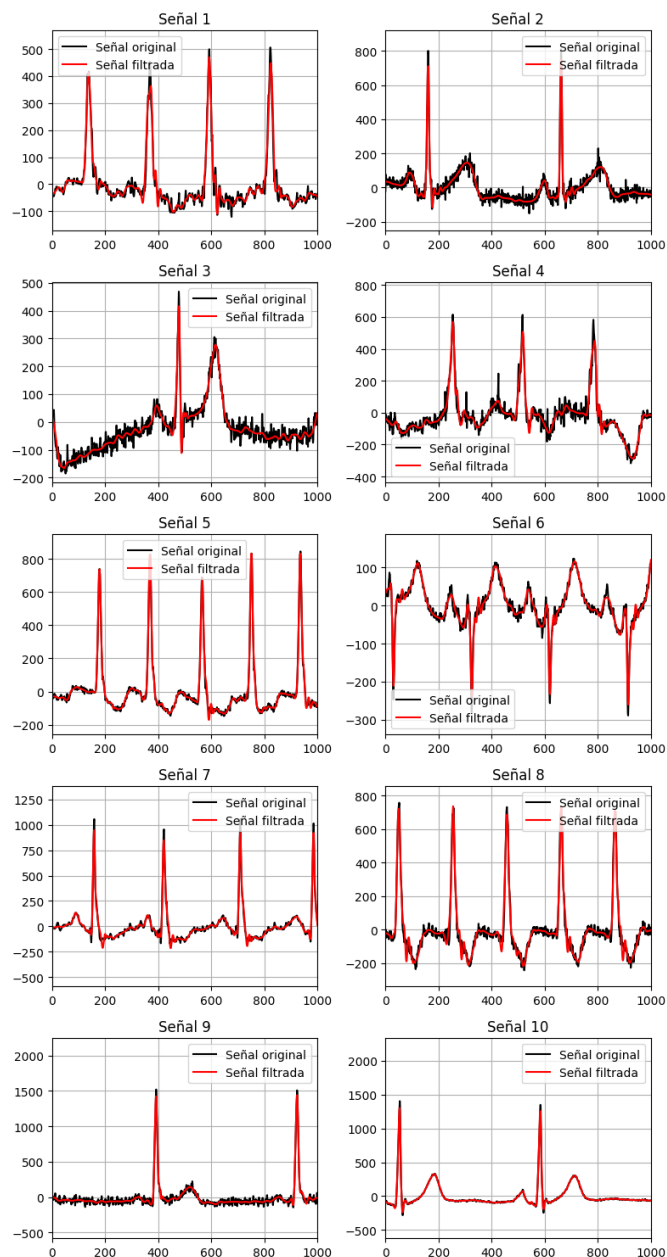


Figura 4: Señales ECG procesadas con el Flujo 1.

- Flujo 1: Este flujo combina un filtro IIR pasa-altas, descomposición wavelet (db4) y un filtro pasabajas a 50 Hz. Genera una señal visualmente limpia y con buena conservación de la morfología del complejo QRS y ondas T. La supresión del ruido de baja frecuencia es efectiva, y el filtrado wavelet permite adaptarse a variaciones locales sin distorsionar componentes fisiológicas importantes. Sin embargo, en algunos segmentos se mantiene cierto contenido de alta frecuencia no deseado, lo que sugiere que el flujo no logró una atenuación completa de estas perturbaciones. A pesar de ello, el desempeño general es aceptable y clínicamente útil.

- Flujo 2: Compuesto por una etapa de detrend, descomposición wavelet (db4) y filtrado pasabajas a 50 Hz, demostró ser el más equilibrado en términos de eliminación de ruido y conservación de morfología. El detrend permitió remover eficazmente el desplazamiento de la línea base, y el filtrado wavelet eliminó componentes de alta frecuencia sin comprometer la estructura general del ECG. Si bien en algunos casos hubo una leve atenuación de picos, la señal resultante fue más estable, y con menor presencia de outliers espectrales. Esta combinación hizo del Flujo 2 la opción más robusta para análisis posteriores.

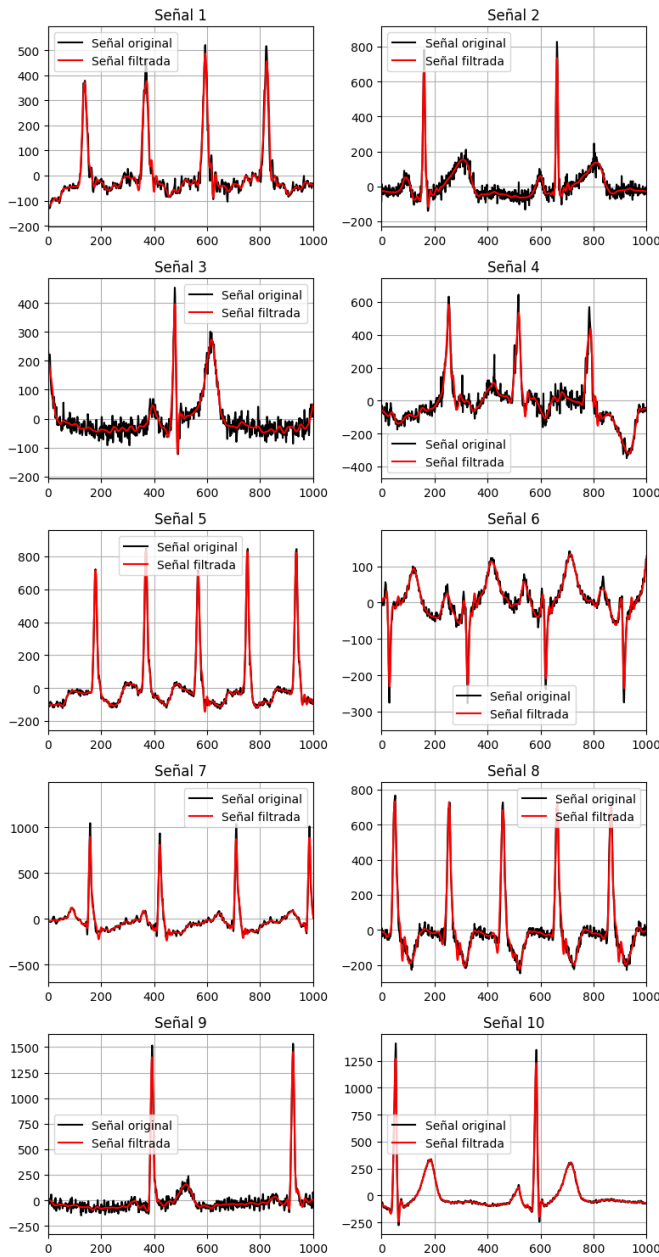


Figura 5: Señales ECG procesadas con el Flujo 2.

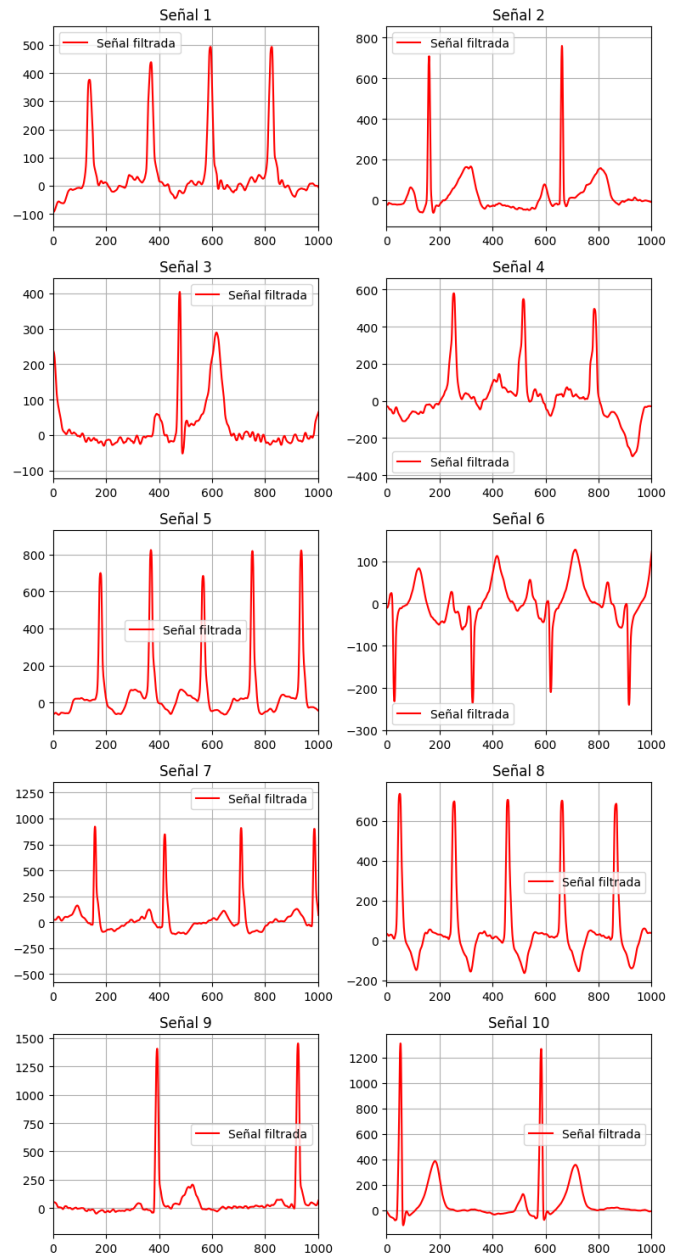


Figura 6: Señales ECG procesadas con el Flujo 3.

- Flujo 3: Este flujo incorpora técnicas de suavizado no paramétrico como LOESS y Non-Local Means (NLM), junto con un filtrado pasabajas. Aunque produce una señal visualmente muy suave, tiende a aplanar la morfología del ECG, particularmente en los complejos QRS, lo cual puede comprometer la identificación de eventos cardíacos relevantes. La reducción de variabilidad natural de la señal puede ser problemática para análisis morfológicos o diagnósticos automatizados, al eliminar no solo ruido, sino también detalles clínicamente significativos.

La siguiente figura muestra una comparación directa entre los tres flujos de procesamiento aplicados a una misma señal ECG: A simple vista, se evidencia que los tres flujos tienen un efecto significativo en la limpieza de la señal. Sin embargo, existen diferencias importantes en su desempeño:

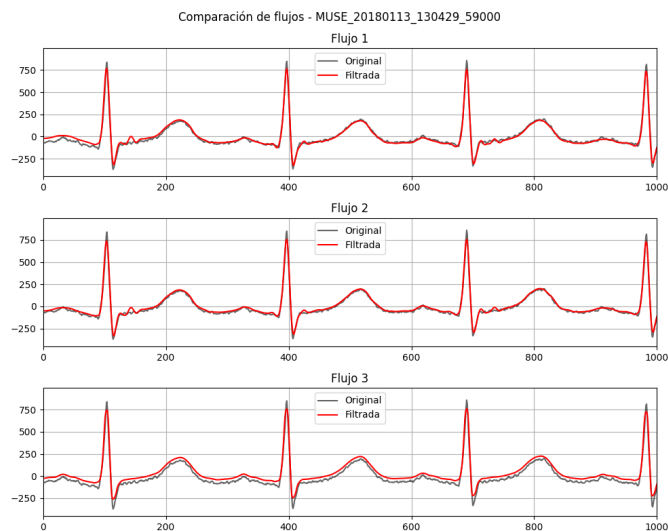


Figura 7: Comparación visual de los tres flujos de procesamiento aplicados a una misma señal ECG

Al comparar las distribuciones de fMP para el flujo 2 y el flujo original, se presentan los resultados de la Figura 8, donde se evidencia que el flujo original presenta colas largas debido a Outliers en múltiples arritmias, que no se presentan en el flujo 2. Este, en su lugar, muestra una mayor tendencia a las bajas frecuencias para todas las clases, a la vez que reduce significativamente la dispersión.

Se corrobora la reducción generalizada de la fMP al procesar con el flujo 2 al observar la Figura 9, donde se evidencia que el promedio para todas las arritmias es menor al filtrar con dicho flujo que respecto a las señales filtradas originalmente. Sin embargo, ambos filtrados evidencian la misma distribución de la tendencia central al comparar entre arritmias.

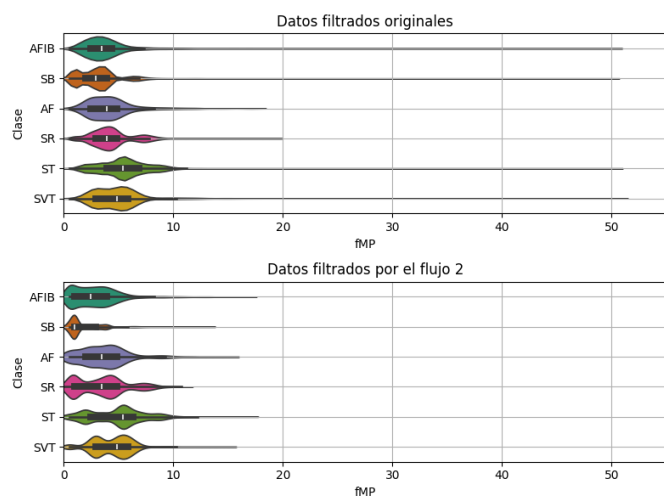


Figura 8: Distribución de la fMP para cada uno de los registros, discriminados por arritmia, tras ser procesados por el flujo original y por el flujo de filtrado 2.

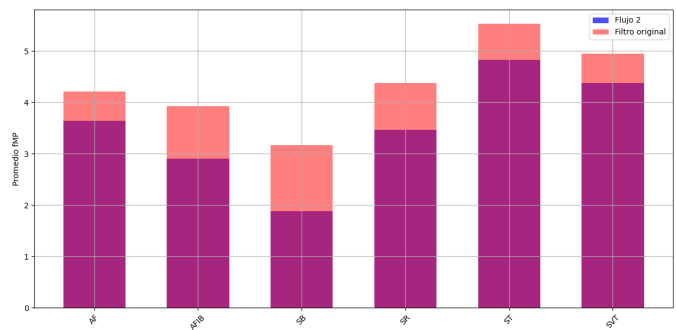


Figura 9: Histogramas de valor promedio de fMP para cada arritmia.

Posteriormente, al hacer análisis estadísticos, se observa en las Figuras 10 y 11 que el flujo original arroja más pares con  $p < 0,05$ , sugiriendo que el flujo retiene mayor dispersión entre clases. Por su parte, en el flujo 2, hay una reducción generalizada de la significancia estadística, evidenciada en sus promedios, aunque la mayoría de comparaciones son altamente significativas. Específicamente, se pierde significancia estadística para AF vs SR.

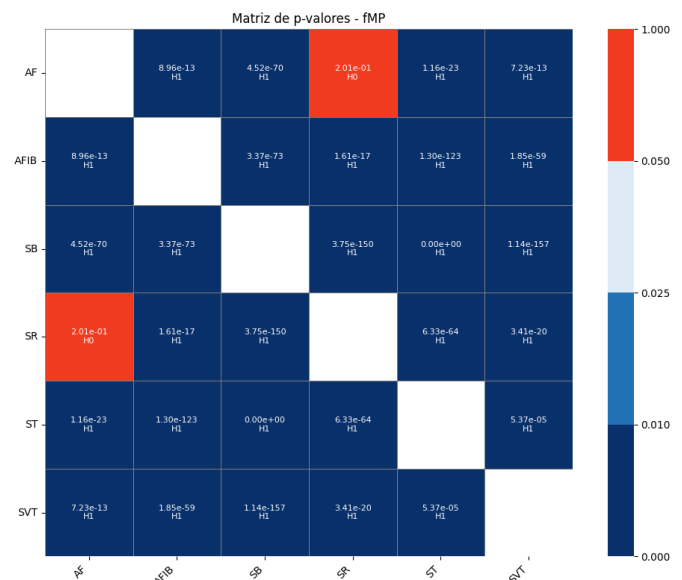


Figura 10: Matriz de p-valores al comparar fMP obtenidos de señales procesadas por el flujo 2, extraídos por pruebas paramétricas (t de Student) o no paramétricas (U de Mann-Whitney). Valor p promedio = 0,0134



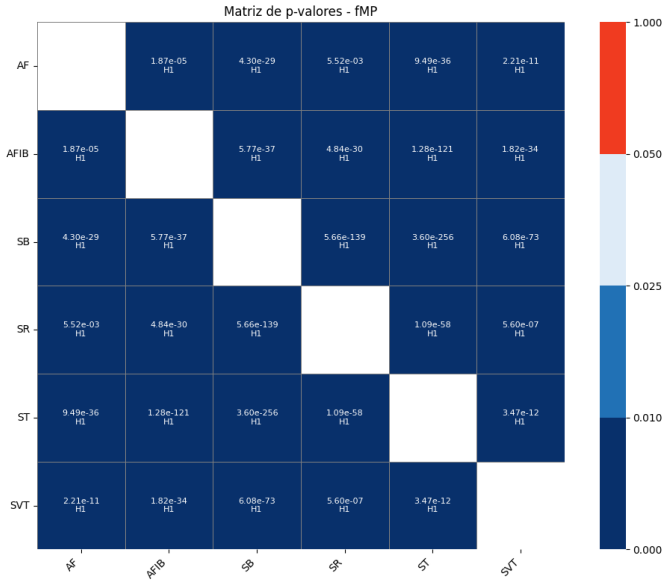


Figura 11: Matriz de p-valores al comparar fMP obtenidos de señales procesadas por el flujo original, extraídos por pruebas paramétricas (t de Student) o no paramétricas (U de Mann-Whitney). Valor p promedio = 0,0004

## VII. DISCUSIÓN

El preprocesamiento de señales ECG es una etapa crítica para garantizar la validez de los análisis espectrales y clínicos. En este proyecto se evaluaron tres flujos de procesamiento con diferentes combinaciones de técnicas de filtrado frecuencial, descomposición multiresolución y suavizado. Luego de un análisis visual y espectral, se seleccionó el Flujo 2 —compuesto por una etapa de *detrend*, filtrado wavelet (db4) y un filtro pasabajas de 50 Hz— debido a su desempeño superior en términos de eliminación de ruido, sin afectar notablemente la morfología de la señal.

La eficacia de este flujo se sustenta en estudios previos que destacan el uso de wavelets Daubechies, especialmente db4, para preservar la integridad del complejo QRS y eliminar componentes espurios sin distorsionar eventos fisiológicos relevantes [12], [13]. Además, la aplicación de técnicas de *detrend* ha sido útil para eliminar tendencias de baja frecuencia, como el *baseline wander*, especialmente en señales registradas en condiciones ambulatorias o con sensores portátiles [14].

A diferencia del Flujo 3, que incorpora técnicas de suavizado no paramétrico como LOESS y Non-Local Means (NLM), el Flujo 2 evita el riesgo de sobre-suavizado. Estudios recientes han mostrado que si bien NLM puede ofrecer un excelente rendimiento en métricas como SNR y MSE, también puede eliminar patrones relevantes de la señal si no se ajusta con precisión [12]. Esta sobrecorrección fue observada en el presente trabajo, donde el Flujo 3 atenuó componentes de alta frecuencia que podrían ser clínicamente importantes, especialmente en arritmias como taquicardias.

En cuanto al análisis espectral, se utilizó el método de Welch para estimar la frecuencia de máxima potencia (fMP).

Aunque existen métodos más recientes, como el estimador penalizado de suma de cuadrados, estos presentan una complejidad computacional considerable [15]. Welch sigue siendo ampliamente utilizado por su robustez en señales estacionarias y su buena resolución para series temporales uniformes.

Además, tal como se ha señalado en la literatura reciente sobre IA aplicada a señales biomédicas, un preprocesamiento de calidad sigue siendo indispensable incluso en contextos de aprendizaje profundo. Rauf et al. (2023) resaltan que los modelos de inteligencia artificial más precisos (con hasta 95 % de acierto) requieren señales limpias y preprocesadas con técnicas como *detrend*, wavelet y filtrado adaptativo [16].

Al comparar los resultados para el flujo seleccionado y las señales filtradas originales, se observa que el flujo 2 eliminó numerosos outliers de alta frecuencia que estaban presentes en las señales originales. Estos outliers probablemente corresponden a ruido de alta frecuencia que no fue filtrado correctamente, mientras que al ser eliminados por el flujo 2, sugiere un filtrado más robusto.

La estructura general de las distribuciones del marcador para cada arritmia se conserva, pero la tendencia a las bajas frecuencias y la menor dispersión del flujo 2 indicaría mejor robustez del marcador. Sin embargo, se corre el riesgo de una posible presencia de sobre-filtrado, posibilitando la remoción de componentes clínicamente relevantes, sobre todo en aquellas arritmias con presencia de taquicardia, que más probablemente guardarían información en componentes de alta frecuencia.

En ambos flujos, se observa un solapamiento importante de las distribuciones de fMP para ciertas arritmias (ST y SVT, así como AF y SR), lo que parece indicar que, por sí solo, este marcador no es suficiente para separar con claridad todas las clases, en especial al tener en cuenta que ignora completamente aspectos morfológicos de las señales, como la forma de sus ondas componentes y su distribución.

Por otro lado, al observar la significancia estadística, la tendencia del filtrado original de conservar mayor distribución entre clases indicaría mayor sensibilidad ante el marcador al emplear este flujo, pero también hay posibilidad de que lleve una separación artificial entre clases, producto de ruido sin filtrar y falta de supresión de componentes de alta frecuencia. Similarmente, la tendencia a un p valor menor en el flujo 2 parece corroborar la deficiencia del fMP como único marcador de las arritmias, pero refuerza también el riesgo de sobre-filtrado, que elimina frecuencia de máxima amplitud esenciales en la clasificación de las señales.

## REFERENCIAS

- [1] Y. Sattar and L. Chhabra, "Electrocardiogram," in *StatPearls [Internet]*. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2025, updated June 5, 2023. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK549803/>
- [2] P. Bing, W. Liu, Z. Zhai, J. Li, Z. Guo, Y. Xiang, B. He, and L. Zhu, "A novel approach for denoising electrocardiogram signals to detect cardiovascular diseases using an efficient hybrid scheme," *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, vol. 11, p. 1277123, 2024. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC11064874/>
- [3] Elsevier, "Infinite impulse response filter," ScienceDirect Topics, 2025, accessed June 17, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/infinite-impulse-response-filter>
- [4] Iowegian International, "Fir filter basics," dspGuru FAQs, 2023, accessed June 17, 2025. [Online]. Available: <https://dspguru.com/dsp/faqs/fir/basics/>
- [5] N. K. Al-Qazzaz, S. H. B. M. Ali, S. A. Ahmad, M. S. Islam, and J. Escudero, "Selection of mother wavelet functions for multi-channel eeg signal analysis during a working memory task," *Sensors (Basel)*, vol. 15, no. 11, pp. 29 015–29 035, 2015. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4701319/>
- [6] G. Jimenez, E. Rivas, and L. E. Aparicio, "Compresión de señales electrocardiográficas fetales mediante la transformada wavelet packet," *Información Tecnológica*, vol. 29, no. 3, 2018. [Online]. Available: [https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0718-07642018000300145](https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07642018000300145)
- [7] J. P. Figueira, "Loess — smoothing data using local regression," *Data Science Collective (Medium)*, May 2019, accessed June 17, 2025. [Online]. Available: <https://medium.com/data-science-collective/loess-373d43b03564>
- [8] G. Durand, "Boundary-processing in combinatorial maps: the bmwnlm algorithm," *Image Processing On Line*, vol. 1, p. 1–36, 2011. [Online]. Available: [https://www.ipol.im/pub/art/2011/bcm\\_nlm/article.pdf](https://www.ipol.im/pub/art/2011/bcm_nlm/article.pdf)
- [9] R. M. Medrán, "Medición del ritmo cardíaco mediante fotopletimografía," Escuela Técnica Superior de Ingeniería, Universidad de Sevilla, Proyecto Fin de Carrera, 2018. [Online]. Available: <https://biblus.us.es/bibing/proyectos/abreproy/12461/fichero/PFC-2461-MEDRAN.pdf>
- [10] J. L. Romero, "Análisis de señales electrocardiográficas usando técnicas de procesamiento digital," Universitat Oberta de Catalunya, Trabajo Fin de Carrera, 2015, ingeniería Técnica de Telecomunicación. [Online]. Available: <https://openaccess.uoc.edu/server/api/core/bitstreams/5cfa6653-55f4-4cfe-b0d3-4c3ed6fcd44f/content>
- [11] Wray Castle Knowledge Base, "Understanding the hanning window: A practical guide for beginners," Wray Castle Blog, 2024, accessed June 22, 2025. [Online]. Available: <https://wraycastle.com/blogs/knowledge-base/hanning-window>
- [12] Z. Liao, J. Li, Y. Chen, S. Lihui, L. Zeng, T. Tong, and Y. Chen, "A robust signal preprocessing framework for real-time electrocardiogram signal analysis," *PLoS ONE*, vol. 10, no. 10, 2015. [Online]. Available: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4613857/>
- [13] P. S. Addison, "Wavelet transforms and the ecg: a review," *Medical Engineering Physics*, vol. 26, no. 7, p. 565–576, 2004. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0010482503000908>
- [14] J. de Campos Souza *et al.*, "A real-time fpga-based implementation of a low-complexity ecg denoising system," *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1746809424006025>
- [15] M. Elgendi, "Fast qrs detection with an optimized knowledge-based method: Evaluation on 11 standard ecg databases," *PLoS ONE*, vol. 8, no. 9, 2013. [Online]. Available: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3947457/>
- [16] H. A. Rauf, M. U. Farooq *et al.*, "Recent advances in biomedical signal preprocessing: A review," *Computers in Biology and Medicine*, 2023. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482523013732>