

# Tercer proyecto: Filtrado de señales ECG

<sup>1st</sup> Juan Camilo Carvajal Sierra  
*Universidad de Antioquia*  
Medellín, Colombia  
juanc.carvajal1@udea.edu.co

<sup>2nd</sup> Ana María Uribe Betancur  
*Universidad de Antioquia*  
Medellín, Colombia  
ana.uribeb@udea.edu.co

<sup>3rd</sup> Duvan Vega Cardona  
*Universidad de Antioquia*  
Medellín, Colombia  
duvan.vegac@udea.edu.co

**Abstract**—Electrocardiogram (ECG) signals are critical for non-invasive cardiovascular diagnosis, yet they are frequently contaminated by various noise sources such as baseline wander, power line interference, and muscle artifacts. These distortions hinder clinical interpretation and reduce the performance of automatic classification algorithms. This work evaluates and compares three filtering pipelines for ECG preprocessing using real patient data with multiple arrhythmia types. The proposed methods combine traditional digital filters (IIR and FIR), wavelet thresholding, robust LOESS smoothing, and a Non-Local Means (NLM) approach adapted for biomedical signals. Each pipeline is assessed based on its ability to preserve the morphology of cardiac waves while effectively removing noise. The comparison includes a spectral analysis using Welch's method to extract the dominant frequency (fMP), followed by a statistical evaluation of its discriminative power across different arrhythmias. Results show variations in the statistical significance of fMP among the methods, with Pipeline 3 offering a strong balance between noise suppression and waveform integrity. The study aims to guide the selection of preprocessing schemes for clinical applications and machine learning pipelines in ECG analysis.

**Index Terms**—ECG filtering, wavelet denoising, LOESS smoothing, Non-Local Means, baseline wander removal, arrhythmia classification.

## I. INTRODUCCIÓN

El electrocardiograma (ECG) es una herramienta diagnóstica fundamental en cardiología, utilizada para evaluar la actividad eléctrica del corazón mediante la medición de potenciales generados durante la despolarización y repolarización de las fibras miocárdicas. Su análisis permite detectar arritmias, isquemias, bloqueos de conducción y otras alteraciones cardíacas de manera no invasiva y económica, lo que lo convierte en un estándar clínico universalmente aceptado [1].

A lo largo de las últimas décadas, se han propuesto diversos enfoques para el filtrado de señales ECG. Entre ellos destacan los filtros digitales clásicos, como los filtros IIR y FIR con ventanas tipo Hamming, por su simplicidad y control de fase [2]; los métodos basados en wavelets, que permiten una eliminación adaptativa del ruido respetando la forma de la señal; y técnicas más recientes como el suavizado LOESS robusto o el Non-Local Means (NLM), originalmente diseñado para imágenes, pero adaptado con éxito al dominio de biopotenciales [3].

Sin embargo, la literatura especializada muestra diferencias notables en la eficacia de estos métodos según el tipo de artefacto presente, la naturaleza de la señal y el objetivo clínico del análisis. Esto plantea la necesidad de comparar

sistemáticamente distintos flujos de procesamiento, no solo desde el punto de vista de la limpieza visual, sino también evaluando su impacto sobre métricas fisiológicamente significativas, como la frecuencia de máxima potencia (fMP), útil para caracterizar ritmos cardíacos y patrones arrítmicos.

En este contexto, el presente trabajo tiene como objetivo comparar tres flujos de filtrado distintos aplicados a señales ECG multiclase (incluyendo diversos tipos de arritmias), contrastando sus resultados con señales previamente filtradas por profesionales expertos.

## II. METODOLOGÍA

### A. Materiales y Herramientas

#### Robust LOESS

El algoritmo LOESS (Locally Weighted Scatterplot Smoothing) es un método de suavizado robusto, diseñado para reducir la influencia de valores atípicos mediante ajustes polinómicos locales. La idea central consiste en realizar un ajuste de mínimos cuadrados en un vecindario de cada punto de tiempo, similar a un enfoque k-NN, y posteriormente refinar dicho ajuste de forma robusta: una vez obtenido el primer suavizado, se calculan los residuos y se reasignan pesos reducidos a los puntos considerados outliers, repitiendo la estimación para obtener un resultado final más estable [4].

En el procesamiento de señales ECG, este método es ampliamente utilizado para corregir la deriva de línea base, comúnmente provocada por movimientos respiratorios u otros artefactos de baja frecuencia (inferiores a 0.5 Hz). El LOESS se adapta localmente a las variaciones de la señal, eliminando eficazmente la deriva sin distorsionar la morfología característica de los complejos cardíacos [5].

#### Non-Local Means (NLM)

Es un método avanzado para la reducción de ruido en imágenes digitales mediante el promediado de píxeles similares, sin importar su cercanía espacial [6].

- 1) **Idea principal:** Primero se calcula el promedio entre píxeles de apariencia similar, luego el valor de dichos píxeles se reemplaza por este resultado, aunque estén dispersos en la imagen. A diferencia de métodos clásicos, se considera la similitud estructural, no solo la proximidad.
- 2) **Similitud entre parches:** La semejanza se evalúa mediante la comparación de parches de píxeles alrededor de cada punto, usando la distancia euclidiana entre ellos. Los pesos se calculan con una función exponencial basada en esa distancia y en el nivel de ruido  $\sigma$ .

### 3) Implementaciones:

- **Pixelwise:** Se calcula un valor *denoised* en cada canal de color para cada píxel, usando una ventana de búsqueda y parches. Los pesos se ajustan de acuerdo a la similitud, y el tamaño de la ventana es limitado por razones computacionales.
- **Patchwise:** Se usa la similitud entre parches para realizar el *denoising* de todos los píxeles dentro de un parche a la vez. El PSNR se mejora y se reducen los artefactos en bordes.

### 4) Parámetros clave:

- El tamaño del parche y la ventana de búsqueda dependen del ruido  $\sigma$ .
- El parámetro de filtrado  $h$  se ajusta como  $h = k\sigma$ , con  $k$  decrementándose al aumentar el tamaño del parche.

### B. Señales Wavelet

En la literatura biomédica, el análisis de señales electrocardiográficas (ECG) mediante **transformada wavelet discreta (DWT)** o continua (CWT) ha demostrado ser una herramienta eficaz para la detección de componentes morfológicos (ondas P, QRS, T) y la reducción de ruido tanto de alta como de baja frecuencia [7]. Los tipos de wavelets más utilizados y sus aplicaciones principales se resumen en la siguiente tabla:

TABLE I: Comparación de Wavelets y sus Características Clave

Wavelet	Características clave
<b>Daubechies</b> (db2, db3, ..., db10)	Muy usadas, buen compromiso entre suavidad y detalle
<b>Symlets</b> (sym2, ..., sym8)	Más simétricas que Daubechies, parecidas en forma
<b>Biorthogonal</b> (bior1.3, ..., bior6.8)	Simetría perfecta, útiles para reconstrucción precisa
<b>Coiflets</b> (coif1, ..., coif5)	Más momentos de anulación, buena para detalles finos
<b>Mexican Hat, Morlet (CWT)</b>	Wavelets continuas, útiles para análisis visual o detección QRS

Fuente: [7]

### Adaptación del filtro wavelet en Python

El código implementa un método de filtrado de señales ECG mediante transformada wavelet discreta, orientado a reducir el ruido preservando la morfología característica de la señal. Para ello, primero se estima de forma robusta la desviación estándar del ruido a partir de la mediana de los coeficientes de detalle en cada nivel de descomposición. Posteriormente, se calcula un umbral global basado en la longitud de la señal, siguiendo criterios teóricos de reducción de ruido. La umbralización se aplica de manera dura, anulando los coeficientes cuya magnitud es inferior al umbral escalado, lo que permite suprimir componentes de alta frecuencia indeseados sin afectar las partes relevantes de la señal. El proceso se repite para distintas familias de wavelets (Daubechies, Symlets, Biorthogonal, Coiflets) con el fin de comparar su desempeño en la supresión de ruido y la reconstrucción de la señal

filtrada. Además, se calcula y grafica el residuo para observar la fracción de ruido eliminada. Finalmente, se proporciona una versión adaptada del procedimiento en forma de función reutilizable, lo que facilita integrar el filtrado wavelet robusto en flujos de procesamiento biomédico [8].

### C. Procesamiento

La base de datos utilizada es un recurso de investigación recientemente inaugurado por la Universidad de Chapman y el Hospital Popular de Shaoxing, donde se recopilan registros de ECG de 12 derivaciones a 500 Hz de 10,646 pacientes, etiquetados por expertos para identificar 11 ritmos comunes y 67 condiciones cardiovasculares. Esta colección facilita el estudio del comportamiento de señales biomédicas, el desarrollo de algoritmos de inteligencia artificial y aprendizaje automático, y la investigación de la presencia de arritmias y otras afecciones cardíacas, contribuyendo a la obtención de diagnósticos más precisos y eficientes [9]. En el desarrollo del proyecto se trataron las señales crudas de los registros seleccionados en proyectos previos, analizando su segunda derivación.

Como paso previo al procesamiento, se realizó una depuración del conjunto de datos con el objetivo de asegurar la validez estadística de los análisis comparativos entre tipos de arritmia. En particular, se eliminaron registros correspondientes a clases con muy baja representación (es decir, arritmias con muy pocos pacientes), así como archivos con datos nulos. Esta decisión se justificó por la necesidad de evitar sesgos en las pruebas estadísticas y garantizar una mínima cantidad de observaciones por grupo, condición esencial para la aplicación robusta de métodos como la prueba de Mann–Whitney y la generación de distribuciones representativas.

Como resultado de esta depuración, se conservaron 8,382 archivos válidos de señales ECG, los cuales conformaron el conjunto final de datos para el análisis y la evaluación de los flujos de procesamiento propuestos.

**Flujo 1:** El primer esquema de filtrado consta de:

- Filtro pasa-altas usando filtro IIR a 0.5 Hz.
- Filtro wavelet modificado.
- Filtrado pasabajas 50 Hz.

**Flujo 2:** El segundo esquema de filtrado consta de:

- Detrend.
- Filtro wavelet modificado.
- Filtrado pasabajas 50 Hz.

**Flujo 3:** El tercer esquema de filtrado consta de:

- Filtrado pasabajas 50 Hz.
- Filtrado LOESS.
- Filtrado NLM.

Para el caso del flujo 1 se decidió aplicar un filtro pasa altas Butterworth. La elección del filtro Butterworth se debe a su característica de tener una respuesta de magnitud suave, sin ondulaciones en la banda de paso ni en la banda de rechazo, lo que minimiza la distorsión de la morfología de la señal ECG, especialmente de componentes clínicamente relevantes como la onda P, el complejo QRS y la onda T. Se seleccionó

un filtro de cuarto orden porque proporciona una pendiente de atenuación más pronunciada entre la banda de paso y la banda de rechazo en comparación con filtros de menor orden. Esto permite una transición más abrupta, lo cual es ventajoso para atenuar eficazmente componentes de baja frecuencia como el desplazamiento de línea base (baseline wander) [10]. A su vez, este orden intermedio reduce el riesgo de distorsión de fase excesiva que puede presentarse en filtros de orden superior.

Así mismo, para el flujo 1 y 2 se implementó un filtro FIR pasa-bajas de orden 33 con ventana de Hamming debido a que los filtros FIR presentan fase lineal y estabilidad garantizada, lo cual es crucial para evitar la distorsión de morfología en las señales ECG, preservando la forma temporal sin que las distintas frecuencias sufran retardos desiguales. El orden 33 ofrece una transición más pronunciada y próxima a lo ideal entre banda de paso y banda de rechazo, mejorando la selectividad. En cuanto a la elección de la ventana de Hamming, se fundamenta en su equilibrio entre reducción de lóbulos laterales y un lóbulo principal no excesivamente ancho: disminuye significativamente las interferencias de rizado ("ripple") en comparación con una ventana rectangular [11].

A partir de los resultados obtenidos en los tres flujos de procesamiento aplicados a las señales de ECG de 10 pacientes con diferentes arritmias, se tomó la decisión de utilizar el Flujo 3 (filtrado pasa-bajas FIR a 50 Hz, eliminación de línea base mediante LOESS y reducción de ruido fino con suavizado tipo NLM) para el preprocesamiento de todas las señales restantes. Esta elección se fundamenta en que el Flujo 3 logró una eliminación robusta de la línea base incluso en señales con fuerte deriva respiratoria, sin comprometer la morfología de las ondas P, QRS y T, aspecto crucial para análisis clínicos posteriores. A diferencia del Flujo 1, que si bien eliminó adecuadamente la línea base mediante un filtro pasa-altas IIR, presentó en algunos casos distorsión de fase y aplanamiento parcial de componentes morfológicos, especialmente en pacientes con actividad baja frecuencia significativa. Por otro lado, el Flujo 2, fue limitado en la eliminación completa de la línea base cuando esta no era lineal, como se observó en varios pacientes con arritmias como SVT. En contraste, el Flujo 3 ofreció un equilibrio óptimo entre limpieza y fidelidad morfológica, siendo el más adecuado para garantizar consistencia en la detección de picos, medición de intervalos y comparaciones entre grupos de pacientes en el estudio.

Desde el punto de vista técnico, el Flujo 3 integra tres etapas clave: primero, un filtro pasa-bajas FIR a 50 Hz que, al ser de fase lineal, permite atenuar eficazmente el ruido de red y componentes de alta frecuencia sin generar distorsión temporal en la señal, preservando así la forma original de los complejos P-QRS-T. En segundo lugar, el uso de LOESS (robust LOWESS), mejorando significativamente frente al detrend lineal usado en el Flujo 2. Finalmente, se incorpora un filtrado de tipo Non-Local Means, simulado mediante un suavizado gaussiano, que reduce el ruido fino sin comprometer demasiado la amplitud ni la morfología de ondas pequeñas como la P y la T.

#### D. Método de Welch

El método de Welch es una técnica donde se estima la densidad espectral de potencia (PSD) de una señal, la cual consiste en dividirla en segmentos solapados, aplicar una ventana a cada segmento y luego promediar las estimaciones de potencia de cada uno. Este enfoque permite reducir la varianza de la estimación en comparación con métodos directos como la transformada de Fourier simple, lo que lo hace robusto para analizar señales ruidosas como los biopotenciales [12]. Este método se aplica a cada señal ECG filtrada: primero se carga la derivación II del archivo, luego se calcula su PSD usando una ventana de Hamming, con segmentos de 1024 muestras y un solapamiento de 512, considerando una frecuencia de muestreo de 500 Hz. Finalmente, se localiza la frecuencia donde la PSD alcanza su valor máximo, identificando así la frecuencia de mayor potencia de la señal, la cual se guarda junto con el tipo de arritmia para analizar posteriormente.

#### E. Creación de rutina y almacenamiento en DataFrame

La rutina de procesamiento se realiza mediante un bucle que recorre cada fila del *DataFrame*, donde para cada registro se obtienen el nombre del archivo y el tipo de arritmia. Dentro del ciclo, se cargan las señales ECG desde las rutas correspondientes, se calcula la PSD con el método de Welch y se extrae la frecuencia de máxima potencia. Estos resultados se almacenan en tiempo real en listas de diccionarios, donde cada diccionario contiene el nombre del archivo, el tipo de arritmia y la frecuencia de máxima potencia. Al finalizar el recorrido de todos los archivos, estas listas se convierten en dos nuevos *DataFrames* categorizados, lo que facilita la visualización, el análisis y la exportación de los resultados.

#### F. Comparación de flujos mediante estadística descriptiva

En este trabajo se llevaron a cabo tres análisis estadísticos complementarios para evaluar y comparar la frecuencia de máxima potencia (fMP) entre distintos tipos de arritmias, utilizando señales ECG originales y señales filtradas mediante un flujo específico de procesamiento.

Primero, se realizó un análisis exploratorio con diagramas de caja (boxplots) para cada tipo de arritmia. Para ello, se agruparon los valores de fMP según la clase de arritmia y se representaron en un mismo gráfico dos conjuntos: uno para las señales filtradas con el flujo propuesto y otro para las señales filtradas de forma convencional. Esta visualización permite observar la dispersión, la mediana y los posibles valores atípicos, facilitando una comparación visual directa de la distribución de fMP entre métodos de filtrado para cada arritmia.

En segundo lugar, se diseñó una matriz de tipo de prueba estadística para cada par de arritmias. Para determinar la prueba adecuada, se comprobó primero la normalidad (prueba de Shapiro-Wilk) y la homogeneidad de varianzas (prueba de Levene). Si ambas condiciones se cumplían, se aplicaba la prueba paramétrica t de Student; en caso contrario, se optaba por la prueba no paramétrica de Mann-Whitney. El resultado se representó en forma de matriz codificada por colores,

indicando qué prueba es la más apropiada para comparar cada par de grupos de arritmias.

Finalmente, se realizó una comparación detallada usando exclusivamente la prueba de Mann-Whitney para todos los pares de arritmias, generando matrices de valores p y matrices de decisión (aceptar o rechazar la hipótesis nula). Además, se calculó un resumen global indicando el porcentaje de comparaciones significativas y estadísticas descriptivas de los valores p obtenidos. Estos resultados se visualizaron mediante mapas de calor (*heatmaps*) que muestran la magnitud de los valores p junto con la decisión estadística, lo que facilita interpretar rápidamente la significancia de las diferencias entre grupos.

En conjunto, estos análisis combinan visualización, selección de prueba apropiada y pruebas de hipótesis robustas para evaluar de forma integral las diferencias en la fMP entre tipos de arritmia y métodos de procesamiento de señal.

### III. RESULTADOS

#### A. Señales wavelet

Se realizó un filtrado de señales ECG utilizando distintas familias de wavelets, entre ellas Daubechies, Symlets, Biorthogonal y Coiflets. La Figura 1 muestra ejemplos representativos del comportamiento de dichas transformadas sobre una señal ECG típica. Se evidenció la conservación de la morfología del complejo QRS, así como la atenuación de ruido de alta frecuencia tras la umbralización por coeficientes.

#### B. Procesamiento

Se aplicaron tres flujos distintos de filtrado a las señales ECG de pacientes con diferentes arritmias. En la Figura 2 se presentan los resultados obtenidos con el Flujo 1, el cual integró un filtro pasa-altas Butterworth, wavelet y pasa-bajas FIR. Las señales procesadas con el Flujo 2, que incorporó detrend lineal en lugar de pasa-altas, se muestran en la Figura 3. Finalmente, la Figura 4 corresponde al Flujo 3, que implementó un filtrado pasa-bajas a 50 Hz seguido de LOESS y suavizado Non-Local Means (NLM).

##### 1) Flujo 1

El primer flujo mostró un suavizado notable sin distorsionar excesivamente la forma general de la señal, evidenciado en la conservación del complejo QRS. Las oscilaciones de alta frecuencia fueron reducidas sin eliminar los detalles del ECG. Además, mostró una menor amplificación de picos anómalos. Esto puede resultar ventajoso para el análisis morfológico detallado (como la detección de ondas P, QRS, T) y la discriminación entre arritmias; sin embargo, pueden verse comprometidas algunas componentes de baja amplitud en la señal.

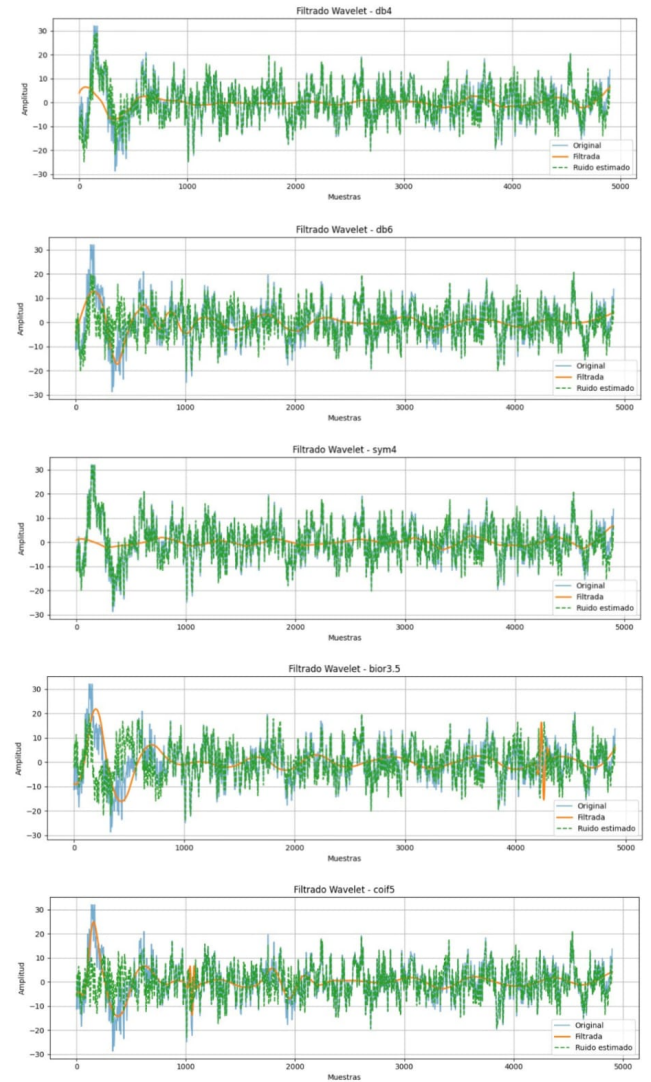


Fig. 1: Wavelets destacadas en la literatura biomédica.

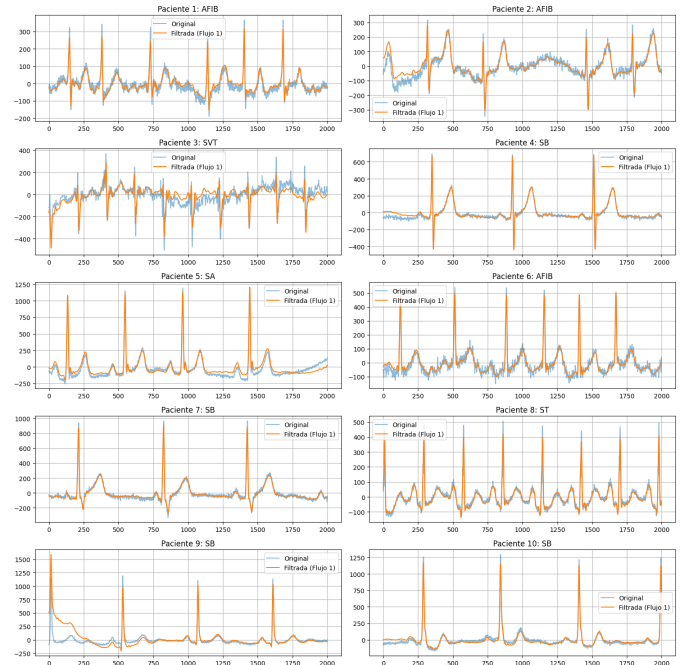


Fig. 2: Señales filtradas según el flujo 1.

## 2) Flujo 2

El segundo flujo evidenció un filtrado más agresivo que el flujo 1. Amplifica ligeramente los picos de la señal, lo que puede facilitar la detección automática de QRS. Este flujo puede resultar útil para el análisis temporal (con parámetros como frecuencia cardiaca o intervalos RR) y para el mejoramiento en la detección de eventos rápidos y frecuentes como en SVT; sin embargo, tiende a distorsionar la línea base y sobrevalorar artefactos de movimiento, lo que puede generar falsos positivos en algoritmos automáticos de detección de picos.



Fig. 3: Señales filtradas según el flujo 2.

## 3) Flujo 3

El tercer flujo es el más intensivo de los utilizados en términos de amplificación de eventos de alta amplitud. Exagera los picos QRS y artefactos, y aumenta la visibilidad de la periodicidad, pero a costa de una distorsión significativa. Puede ser útil como paso previo en algoritmos de segmentación y en condiciones donde se requiere un umbral claro (como en detección por hardware o eventos extremos).

Es notorio en los 3 flujos un suavizado en el ruido de la señal y una reducción leve en sus picos, que no afecta la discriminación de los picos R o las curvas representativas del ECG. Particularmente, el flujo 3 mostró una reducción del ruido de deriva en las señales, atribuible al filtrado LOESS, que elimina el desplazamiento lento y gradual de la línea base ocasionado por la distorsión o interferencia de baja frecuencia.

### C. Comparación de flujos mediante estadística descriptiva.

La Figura 5 presenta la distribución de la frecuencia con mayor potencia (fMP) para cada tipo de arritmia, comparando



Fig. 4: Señales filtradas según el flujo 3.

señales filtradas por profesionales con señales tratadas mediante el Flujo 3. Se utilizaron diagramas de caja (boxplots) para representar la dispersión y la mediana de los valores de fMP por grupo. Se observó una variabilidad distintiva entre los métodos de filtrado según la arritmia analizada.

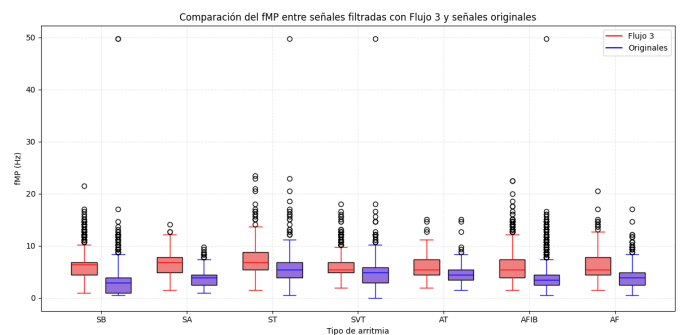


Fig. 5: Distribución de la frecuencia que contiene la máxima potencia según tipo de arritmia.

Se construyó una matriz de decisión estadística en la Figura 6, la cual indica qué prueba de hipótesis (t de Student o Mann-Whitney U) resultó más adecuada para cada par de arritmias, en función de las pruebas de normalidad (Shapiro-Wilk) y homogeneidad de varianzas (Levene).



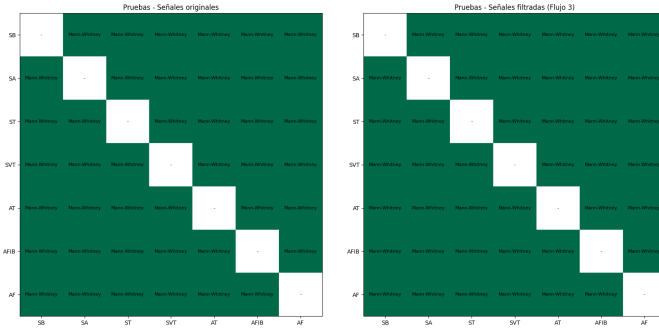


Fig. 6: Matriz de correlación para pruebas de hipótesis.

De acuerdo a estos resultados, se aplicó exclusivamente la prueba de Mann–Whitney para comparar los valores de fMP entre cada par de arritmias. Los resultados se presentan en la Figura 7 mediante un mapa de calor que refleja la capacidad de discriminación estadística según los valores-p obtenidos.

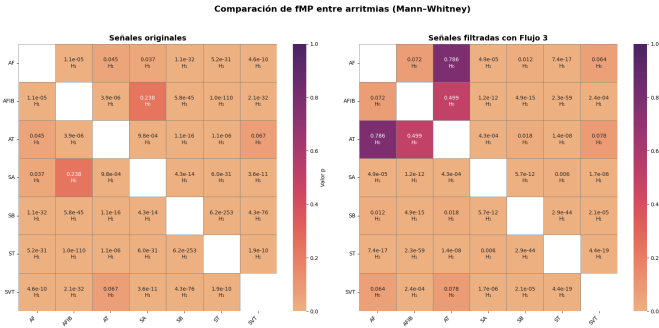


Fig. 7: Discriminación según fMP entre arritmias.

Se resumieron los resultados de las comparaciones de fMP entre arritmias para las señales originales y para las señales procesadas con el Flujo 3. La Tabla II muestra el porcentaje de hipótesis nulas rechazadas, los valores-p promedio (total y de los casos rechazados), así como los valores mínimos y máximos de p obtenidos. Las señales originales alcanzaron un mayor porcentaje de comparaciones significativas (90.47%) frente al Flujo 3 (76.19%).

TABLE II: Resumen de las comparaciones estadísticas entre señales originales y señales filtradas (Flujo 3)

Condición	H0 rechazadas (%)	Promedio p_val total	Promedio p_val H1	Valor p_max
Señales originales	90.4762	0.0185	0.0044	0.2375
Señales filtradas Flujo 3	76.1905	0.0731	0.0023	0.7856

#### IV. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en este estudio revelan diferencias significativas en la capacidad discriminativa de la frecuencia

de pico principal (fMP) entre los métodos de procesamiento de señales evaluados. Estos hallazgos proporcionan evidencia importante sobre la efectividad de diferentes enfoques de filtrado en la caracterización de arritmias cardíacas.

##### A. Discriminación entre Tipos de Arritmias

Se observó que las señales originales filtradas demostraron una capacidad discriminativa superior, con un 90.48% de comparaciones estadísticamente significativas entre tipos de arritmias, en comparación con el 76.19% obtenido con las señales procesadas mediante Flujo 3. Esta diferencia de aproximadamente 14 puntos porcentuales sugiere que el procesamiento adicional implementado en Flujo 3 puede estar introduciendo artefactos no deseados en la señal o eliminando información relevante para la diferenciación de patrones arrítmicos.

La distribución de valores p también fue notablemente diferente entre ambos métodos. En las señales originales se encontró un valor p promedio de 0.0185, mientras que en las señales de Flujo 3 se obtuvo 0.0731, indicando que las diferencias entre grupos de arritmias son más pronunciadas en el primer caso. Además, el rango de valores p fue más amplio en Flujo 3 (0.0–0.7856) comparado con las señales originales (0.0–0.2375), sugiriendo mayor inconsistencia en la diferenciación entre tipos de arritmias.

##### B. Características Distribucionales

Los análisis de normalidad y homocedasticidad revelaron que tanto las señales originales como las procesadas con Flujo 3 requirieron el uso de pruebas no paramétricas (Mann–Whitney U) para la mayoría de las comparaciones. Este hallazgo indica que las distribuciones de fMP no siguen patrones gaussianos, lo cual es consistente con la naturaleza compleja de las señales electrocardiográficas y la variabilidad inherente en los patrones arrítmicos.

La presencia de numerosos valores atípicos en ambos conjuntos de datos, pero especialmente en las señales de Flujo 3, sugiere que este método de procesamiento puede estar introduciendo mayor variabilidad en las mediciones. Esta variabilidad adicional podría estar contribuyendo a la reducción en la capacidad discriminativa observada.

##### C. Implicaciones del Procesamiento de Señales

Los resultados indican que el procesamiento Flujo 3, a pesar de su potencial para reducir ruido o artefactos, parece comprometer la información discriminativa contenida en la fMP. Esto podría deberse a varios factores: el filtrado excesivo que elimina componentes frecuenciales relevantes, la introducción de distorsiones en el dominio de la frecuencia, o la alteración de las características espectrales que son críticas para la diferenciación entre tipos de arritmias.

Es particularmente notable que algunas comparaciones entre tipos de arritmias específicos mostraron valores p considerablemente más altos en las señales de Flujo 3, como se evidencia en el mapa de calor donde ciertas combinaciones de arritmias presentaron colores más claros (menor significancia estadística). Este patrón sugiere que el procesamiento afecta

de manera diferencial la discriminación entre ciertos tipos de arritmias.

#### D. Limitaciones y Consideraciones

Debe reconocerse que este análisis se basó únicamente en la métrica de fMP, y es posible que otros parámetros espectrales o temporales puedan mostrar patrones diferentes. Además, la elección del nivel de significancia ( $\alpha = 0.05$ ) y el uso de pruebas no paramétricas, aunque apropiadas para estos datos, podrían influir en la interpretación de los resultados.

La variabilidad observada en ambos conjuntos de datos también plantea interrogantes sobre la robustez de las mediciones de fMP en aplicaciones clínicas, donde la consistencia y reproducibilidad son cruciales para la toma de decisiones diagnósticas.

#### E. Perspectivas Futuras

Los hallazgos de este estudio sugieren que el método de filtrado original preserva mejor las características discriminativas de la fMP entre diferentes tipos de arritmias. Sin embargo, sería valioso explorar métodos de procesamiento alternativos que puedan combinar las ventajas de reducción de ruido con la preservación de información clínicamente relevante. Además, la evaluación de múltiples parámetros espectrales en conjunto podría proporcionar una perspectiva más completa sobre el impacto del procesamiento de señales en la caracterización de arritmias cardíacas.

### V. CONCLUSIONES

Los principales hallazgos permiten concluir que, aunque el Flujo 3 mostró un desempeño sobresaliente en la corrección de la deriva de línea base y en la limpieza visual de las señales, las señales filtradas de manera profesional (flujo original) conservaron una mayor capacidad discriminativa de fMP entre diferentes tipos de arritmias. El análisis estadístico confirmó que el uso exclusivo del Flujo 3 condujo a una disminución del porcentaje de comparaciones significativas, pasando de un 90.48% en señales originales a un 76.19%. Este resultado resalta la importancia de balancear la supresión de artefactos con la conservación de componentes frecuenciales fisiológicamente relevantes.

Adicionalmente, se observó que el Flujo 1 logra un balance más conservador entre limpieza y preservación morfológica, lo que lo convierte en una alternativa útil para análisis clínico morfológico. Es de resaltar que la elección del esquema de filtrado debe considerar el objetivo del análisis (discriminación rítmica, morfológica o robustez ante artefactos), y que un enfoque híbrido entre preservación morfológica y reducción de ruido podría optimizar el rendimiento clínico y computacional.

### REFERENCES

- [1] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry, *Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis*. Boston, MA: Artech House, 2006.
- [2] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, "Physiobank, physiotoolkit, and physionet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000.
- [3] K. H. Chon, K. T. Lee, M. D. Faust, H. G. Lim, and D. H. Kim, "Deep learning for ecg arrhythmia classification using minimal preprocessing," *Scientific Reports*, vol. 10, no. 1, pp. 1–11, Feb 2020. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/s41598-020-59821-7>
- [4] R. C. Dias, "Loess – local polynomial regression," <https://www.ime.unicamp.br/~dias/loess.pdf>, s.f., instituto de Matemática, Estatística e Computação Científica, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP).
- [5] J. Zheng, J. Zhang, S. Danioko, H. Yao, H. Guo, and C. Rakovski, "A 12-lead electrocardiogram database for arrhythmia research covering more than 10,000 patients," *Scientific Data*, vol. 7, no. 1, Feb 2020.
- [6] A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel, "Non-local means denoising," *Image Processing On Line*, vol. 1, pp. 208–212, 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)
- [7] J. Martínez Carrión, "Reconocimiento de iris: Capítulo 2. teoría de wavelets," <https://biblus.us.es/bibing/proyectos/use/abreproy/fichero/11127/RECONOCIMIENTO+DE+IRIS/Capitulo+2.+TEORIA+DE+WAVELETS.pdf>, 2011, escuela Técnica Superior de Ingeniería Informática, Universidad de Sevilla.
- [8] M. R. González, F. Muñoz, and L. A. Quezada, "Análisis espectral de la señal ecg mediante técnicas de procesamiento digital," *Información Tecnológica*, vol. 29, no. 3, pp. 145–154, 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)
- [9] G. D. Clifford, I. Silva, G. Moody, D. Li, and J. Behar, "The physionet computing in cardiology challenge 2017 collection," <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.c.4560497.v1>, 2017, figshare. Dataset.
- [10] M. Aneja, "Digital filtration of ecg signals for removal of baseline drift," [https://www.researchgate.net/publication/266372816\\_Digital\\_Filtration\\_of\\_ECG\\_Signals\\_for\\_Removal\\_of\\_Baseline\\_Drift](https://www.researchgate.net/publication/266372816_Digital_Filtration_of_ECG_Signals_for_Removal_of_Baseline_Drift), 2014, disponible en ResearchGate.
- [11] B. P. Lathi and Z. Ding, "Filters for ecg digital signal processing," [https://www.researchgate.net/publication/234047548\\_FILTERS\\_FOR\\_ECG\\_DIGITAL\\_SIGNAL\\_PROCESSING](https://www.researchgate.net/publication/234047548_FILTERS_FOR_ECG_DIGITAL_SIGNAL_PROCESSING), 2009, disponible en ResearchGate.
- [12] M. Altuve, M. Quintero, and J. Rangel, "Estudio de la coherencia y la correlación entre la frecuencia cardíaca y la despolarización y repolarización ventricular en sujetos diabéticos," <https://www.researchgate.net/publication/328685322>, 2018, disponible en ResearchGate.