

Filtrado de señales ECG

1^{ro} Federico Ocampo Quiceno
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
federico.ocampoq@udea.edu.co

2^{do} Daniel Palacio Alvarez
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
daniel.palacioa@udea.edu.co

3^{do} Alejandro Agudelo Tamayo
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
alejandro.agudelot@udea.edu.co

Abstract—This study developed and compared three ECG signal processing flows aiming to optimize noise reduction while preserving signal morphology. The implemented strategies combined high-pass filtering, detrending, discrete wavelet transform, robust LOESS smoothing, and Non Local Means filtering. The Welch method was then applied to estimate the frequency of maximum power (fMP) for each record, allowing comparisons across different arrhythmia types. Results showed that the processing flow composed of detrending, wavelet filtering, and low-pass filtering (Flow 2) provided the best balance between noise reduction and morphological preservation. Statistical analysis indicated that this flow enabled the identification of more consistent differences between arrhythmia classes compared to previously filtered databases. These findings suggest that proper signal processing enhances arrhythmia discrimination and facilitates the extraction of relevant parameters for future analyses.

I. INTRODUCCIÓN

Las enfermedades cardiovasculares siguen siendo la principal causa de muerte a nivel mundial, representando aproximadamente 17.9 millones de fallecimientos en el año 2019, lo que equivale al 32% de todas las muertes globales, según la Organización Mundial de la Salud (OMS) [1]. Estas patologías incluyen afecciones como cardiopatías coronarias, accidentes cerebrovasculares y enfermedades del corazón y los vasos sanguíneos, muchas de las cuales pueden prevenirse mediante el control de factores de riesgo como el tabaquismo, la obesidad, la hipertensión arterial y una dieta poco saludable [1].

En este contexto, el uso de la tecnología para el monitoreo continuo y la adquisición de bioseñales como el electrocardiograma (ECG) ha cobrado especial relevancia. El ECG es una herramienta diagnóstica ampliamente utilizada para detectar arritmias, isquemias y otras alteraciones eléctricas del corazón [2]. Su correcta interpretación permite evaluar el estado de salud cardiovascular y tomar decisiones clínicas en tiempo real. Adicionalmente, el acceso a bases de datos públicas como MIT-BIH y PhysioNet ha favorecido el desarrollo de algoritmos diagnósticos, proporcionando grandes volúmenes de datos etiquetados que permiten validar procedimientos en diferentes poblaciones y condiciones [3].

El procesamiento adecuado de las señales ECG es fundamental para mejorar la calidad de los datos y permitir la correcta extracción de características relevantes. Métodos de filtrado avanzados como el filtrado wavelet y técnicas de reducción de ruido como Robust LOESS y Non-Local Means (NLM) se han convertido en herramientas esenciales para

preservar la morfología de las señales y eliminar artefactos [4]. Este proyecto busca implementar un flujo de procesamiento robusto que permita el análisis eficiente de señales ECG, asegurando la reducción de ruido y la correcta identificación de las frecuencias dominantes mediante métodos espectrales.

II. MARCO TEÓRICO

A. Reducción de ruido en señales ECG: Robust LOESS y Non Local Means

En el artículo *Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach* [5], se propone un enfoque multietapa para la clasificación de arritmias, en el cual la primera etapa corresponde al preprocesamiento de la señal ECG mediante técnicas de reducción de ruido. Esta etapa es fundamental para mejorar la calidad de la señal y asegurar una correcta extracción de características relevantes para el posterior proceso de clasificación.

En particular, los autores implementan una secuencia de tres técnicas de reducción de ruido: (1) un filtro de paso bajo tipo Butterworth para eliminar componentes de alta frecuencia, (2) el método Robust LOESS para corregir el desplazamiento de la línea base y (3) la técnica de Non Local Means (NLM) para eliminar el ruido residual. A continuación, se describen en detalle los dos últimos métodos.

1) Robust LOESS (Locally Estimated Scatterplot Smoothing): LOESS es una técnica de suavizado local no paramétrica que se utiliza para modelar relaciones entre variables mediante el ajuste de regresiones polinómicas en vecindarios definidos de manera local. Su versión robusta, conocida como *Robust LOESS*, incluye una fase iterativa que reduce el efecto de valores atípicos en la señal.

En el contexto del ECG, este método se emplea para eliminar el *baseline wandering*, un tipo de ruido de muy baja frecuencia (menor a 0.5 Hz) que suele estar asociado a movimientos respiratorios o desplazamientos del electrodo. El algoritmo ajusta localmente un polinomio ponderado para cada punto de la señal, utilizando pesos que decrecen con la distancia a dicho punto. Posteriormente, se corrigen iterativamente los pesos para disminuir el impacto de valores extremos.

En el artículo, esta técnica fue utilizada inmediatamente después del filtrado Butterworth, como una forma eficaz de restaurar la línea base de la señal sin afectar la morfología de las ondas características del ECG, tales como el complejo

QRS, la onda P o la onda T [5].

2) *Non Local Means (NLM)*: La técnica de *Non Local Means* fue originalmente diseñada para el procesamiento de imágenes, y luego adaptada para señales unidimensionales como el ECG. Su objetivo principal es preservar estructuras repetitivas dentro de la señal al tiempo que elimina el ruido presente.

A diferencia de métodos locales que promedian puntos vecinos, NLM realiza un promedio ponderado de todos los puntos de la señal, asignando mayor peso a aquellos cuya vecindad presenta una estructura similar. El valor estimado para cada punto $S(i)$ se calcula como:

$$S(i) = \frac{1}{Z(i)} \sum_{j \in N(i)} w(i, j) D(j)$$

donde $D(j)$ representa el valor observado de la señal, $w(i, j)$ es un peso basado en la similitud entre las ventanas locales de i y j , y $Z(i)$ es un factor de normalización. Los pesos se definen mediante una función de tipo Gaussiana:

$$w(i, j) = \exp \left(- \frac{\sum_{\delta \in \Delta} (D(i + \delta) - D(j + \delta))^2}{\lambda^2} \right)$$

donde Δ representa la ventana de comparación local, y λ es un parámetro que regula el grado de suavizado.

En el estudio, los autores emplearon NLM como tercer paso del proceso de denoising para eliminar ruido de alta frecuencia persistente después de aplicar Robust LOESS. El algoritmo fue configurado con una ventana de tamaño 10 y un parámetro de suavizado proporcional a 1.5 veces la desviación estándar estimada del ruido, la cual fue calculada usando el método de *desviación absoluta de la mediana* (MAD) [5].

3) *Implementación en librerías de Python*: Ambos métodos descritos pueden ser implementados utilizando librerías ampliamente reconocidas del ecosistema científico de Python. En particular, el método *Robust LOESS* se encuentra disponible en la librería `statsmodels`, mientras que *Non Local Means* puede aplicarse utilizando funciones provistas por la librería `scikit-image` (`skimage.restoration`). Estas herramientas permiten replicar el proceso de reducción de ruido descrito en el artículo y son compatibles con notebooks interactivos para documentación y análisis de resultados.

B. Análisis Wavelet de señales ECG

La transformada wavelet discreta (DWT) es una herramienta ampliamente utilizada en el procesamiento de señales ECG debido a su capacidad para analizar componentes de diferentes escalas en el dominio tiempo-frecuencia. Esta técnica permite descomponer la señal en varios niveles, capturando características abruptas como los complejos QRS, así como componentes más suaves como las ondas P y T.

1) *Tipos de wavelets recomendados para ECG*: Diversos estudios han propuesto el uso de diferentes funciones base (*wavelets madre*) para el análisis de ECG. La elección adecuada depende de las propiedades específicas de la señal que se deseen resaltar, tales como la localización temporal, la simetría o la capacidad de reconstrucción. En la siguiente tabla se resumen algunas de las wavelets más utilizadas:

Tabla I: Principales wavelets utilizadas para el análisis de señales ECG.

| Wavelet | Características | Aplicación típica |
|-----------------------|--|---------------------------------|
| db4 (Daubechies 4) | Buena resolución temporal/frecuencia. Captura transiciones abruptas | Detección del complejo QRS |
| sym5 (Symlet 5) | Simétrica, menor distorsión de fase | Análisis de ondas P y T |
| coif5 (Coiflet 5) | Alta suavidad, buena localización | Denoising, multiescala |
| bior (Biorthogonal) | Fase lineal, ideal para reconstrucción exacta | Compresión, reducción de ruido |
| haar | Simple, discontinua, no ideal para ECG real | Ilustración teórica o educativa |

2) *Implementación de filtrado wavelet*: Se adaptó el código de filtrado para permitir la selección flexible del tipo de wavelet a utilizar. La implementación se realizó en Python mediante la librería `pywt` (*PyWavelets*), la cual proporciona herramientas para realizar la descomposición, umbralización y reconstrucción de la señal.

El nuevo código permite aplicar la transformada discreta de wavelet con diferentes funciones base como db4, sym5, coif5, entre otras, y realizar el umbralizado suave (*soft thresholding*) sobre los coeficientes detallados para reducir el ruido.

La selección por defecto de la wavelet db4 se basa en su alta efectividad para identificar complejos QRS, como lo documentan diversos trabajos en la literatura. También se incluyó la opción de utilizar la wavelet haar a modo comparativo, aunque no es la más adecuada para señales ECG reales.

III. METODOLOGÍA

A. Flujo 1: Preprocesamiento con filtros pasaaltas, wavelet y pasabajas

En este flujo se diseñó un esquema de procesamiento en tres etapas consecutivas con el objetivo de mejorar la calidad de la señal ECG antes de su análisis o clasificación. A continuación se describen los pasos aplicados y la justificación de los parámetros seleccionados.

1. *Filtro pasaaltas IIR a 0.5 Hz*: Se aplicó un filtro pasaaltas digital de tipo Butterworth con una frecuencia de corte de 0.5 Hz y un orden de 4. Esta etapa tiene como finalidad eliminar el *desplazamiento de línea base* (*baseline wandering*)

producido por movimientos respiratorios y artefactos de baja frecuencia [6].

La elección de 0.5 Hz se basa en evidencia clínica, dado que las componentes significativas del ECG (ondas P, QRS, T) se encuentran por encima de este umbral [7]. El filtro Butterworth fue seleccionado por su respuesta suave en banda pasante y su eficiencia en términos computacionales, ya que requiere órdenes más bajos que un FIR para una pendiente equivalente [8].

2. Filtrado multiescala por wavelet: A continuación, se aplicó un proceso de denoising mediante la *Transformada Discreta de Wavelet (DWT)* utilizando la wavelet madre db4 (Daubechies 4) y un nivel de descomposición de 5. Esta wavelet ha sido ampliamente utilizada en la literatura para el procesamiento de señales ECG debido a su capacidad para capturar transiciones abruptas como los complejos QRS [9].

Se empleó umbralización suave (*soft thresholding*) sobre los coeficientes detallados, calculando el umbral óptimo a partir del estimador robusto de ruido conocido como *desviación absoluta de la mediana (MAD)* [10]. Esto permite preservar la morfología de la señal eliminando simultáneamente el ruido de alta frecuencia.

3. Filtro pasabajas IIR a 50 Hz: Finalmente, se aplicó un filtro pasabajas IIR tipo Butterworth con frecuencia de corte en 50 Hz, con el objetivo de eliminar el ruido de alta frecuencia y la interferencia eléctrica de la red, común en entornos clínicos [11].

Se eligió un filtro IIR por su eficiencia computacional, dado que las aplicaciones de clasificación no requieren necesariamente una fase lineal estricta. La frecuencia de 50 Hz se seleccionó considerando que la mayoría de los componentes fisiológicos útiles del ECG se encuentran por debajo de ese umbral.

Para todo el flujo se consideró una frecuencia de muestreo de 500 Hz, esta tasa permite representar de manera adecuada los componentes del ECG, cumpliendo ampliamente con el Teorema de Nyquist y proporcionando buena resolución temporal [12].

B. Flujo 2: Detrend, filtrado wavelet y pasabajas

El segundo flujo de procesamiento de señales ECG se compone de tres etapas sucesivas diseñadas para eliminar ruido, componentes no deseadas de muy baja frecuencia y artefactos de alta frecuencia. A continuación, se describen las operaciones aplicadas y la justificación de los parámetros seleccionados.

1. Eliminación de tendencia (detrending): En primer lugar, se eliminó la tendencia lineal o derivación global de la señal mediante la función `detrend()` de la librería `scipy`. Este proceso es útil para remover componentes lentos que afectan la estabilidad de la línea base, como desplazamientos provocados por respiración o movimientos [11].

A diferencia del filtrado pasaaltas, el detrending no requiere un diseño de filtro explícito, sino que remueve directamente la componente de tendencia, centrando la señal en torno al valor cero y mejorando la eficacia de las etapas posteriores de procesamiento.

2. Filtrado multiescala por wavelet: Se aplicó nuevamente la técnica de reducción de ruido basada en la *Transformada Discreta de Wavelet (DWT)*, utilizando la wavelet madre db4 (Daubechies 4) y un nivel de descomposición de 5. Esta elección se fundamenta en su capacidad para preservar estructuras morfológicas del ECG mientras se eliminan componentes de ruido de alta frecuencia [9].

Se utilizó umbralización suave basada en la desviación absoluta de la mediana (MAD), una técnica robusta que permite calcular un umbral adaptado al nivel de ruido presente en los coeficientes de detalle [10].

3. Filtro pasabajas IIR a 50 Hz: Como paso final, se implementó un filtro pasabajas de tipo Butterworth (IIR) con una frecuencia de corte de 50 Hz y un orden de 4. Esta etapa tiene como propósito eliminar el ruido eléctrico de la red, así como otros componentes de alta frecuencia que no contienen información fisiológica relevante para el análisis de ECG [11].

La elección de un filtro IIR se debe a su eficiencia computacional, permitiendo lograr una pendiente adecuada con un orden moderado. Aunque los filtros FIR tienen la ventaja de fase lineal, no se consideran imprescindibles en esta etapa dado que la prioridad es la eliminación de artefactos de frecuencia, no la reconstrucción precisa.

C. Flujo 3: Filtrado pasabajas, LOESS y Non Local Means

Este flujo combina tres etapas que permiten eliminar tanto el ruido de alta frecuencia como el desplazamiento de línea base y el ruido estructural, conservando la morfología de la señal ECG. A continuación se describen las técnicas utilizadas y los parámetros seleccionados.

1. Filtro pasabajas IIR a 50 Hz: La primera etapa consiste en aplicar un filtro pasabajas digital de tipo Butterworth con una frecuencia de corte de 50 Hz y un orden de 4. Este filtro tiene como objetivo suprimir el ruido de alta frecuencia, incluyendo la interferencia electromagnética generada por la red eléctrica y el ruido muscular [11].

Se selecciona un filtro de tipo IIR por su eficiencia computacional, dado que alcanza una pendiente adecuada con un orden relativamente bajo. La elección de la frecuencia de 50 Hz se basa en el hecho de que la mayoría de los componentes fisiológicos relevantes de la señal ECG se encuentran por debajo de ese umbral.

2. Filtrado LOESS (suavizado local robusto): Posteriormente, se aplica un filtrado basado en LOESS (*Locally Estimated Scatterplot Smoothing*), que consiste en realizar regresiones polinómicas locales sobre pequeñas ventanas de

la señal. En su versión robusta, el algoritmo ajusta iterativamente los pesos para reducir la influencia de valores atípicos (*outliers*) [13].

En el presente flujo se utilizó una fracción de ventana (*frac*) de 0.01 y tres iteraciones de robustez (*it*=3). Esta técnica permite eliminar tendencias lentas sin distorsionar la morfología de las ondas del ECG. Se aplica después del filtro pasabajas para evitar que la tendencia interfiera con la morfología de la señal.

3. Filtrado Non Local Means (NLM): Como etapa final se emplea la técnica de *Non Local Means (NLM)*, que suaviza la señal preservando patrones estructurales repetitivos. Este método reemplaza el valor de cada punto por una media ponderada de otros puntos similares en una región vecina, basada en la similitud entre ventanas locales [14].

En este flujo se utilizó una estimación del ruido mediante la desviación estándar de la señal, con un valor de suavizado $h = 1.5 \times \sigma$, tamaño de parche de 5 muestras.

D. Estimación de la frecuencia de máxima potencia mediante el método de Welch

Con el objetivo de identificar la componente frecuencial dominante en cada señal ECG, se aplicó el método de Welch para la estimación de la densidad espectral de potencia (PSD, por sus siglas en inglés) [15]. Este procedimiento se integró dentro de un flujo automatizado que procesó cada uno de los registros disponibles utilizando la metodología seleccionada (Flujo 2).

Inicialmente, se cargaron los archivos de señal en formato .csv, conteniendo el canal II de ECG. A continuación, se aplicó el Flujo 2, que consiste en las etapas de eliminación de tendencia, filtrado por transformada wavelet discreta (DWT) utilizando la wavelet db4, y filtrado pasabajo IIR a 50 Hz. Este procesamiento permite obtener una señal estabilizada, con reducción de ruido y sin desplazamiento de línea base, adecuada para el análisis espectral.

Posteriormente, se estimó la densidad espectral de potencia utilizando la función `welch()` de la librería `scipy.signal`. Se empleó una frecuencia de muestreo de 500 Hz y una longitud de ventana de 1024 muestras (`nperseg = 1024`). La frecuencia correspondiente al valor máximo de potencia espectral se identificó y fue almacenada como la frecuencia de máxima potencia (fMP) para cada registro.

Para cada archivo procesado, se extrajo además la clase de arritmia correspondiente desde una base de datos asociada y se consolidaron los resultados en una lista estructurada. Esta lista contiene, para cada registro, el nombre del archivo, el tipo de arritmia y la frecuencia de máxima potencia estimada. Esta información será utilizada en etapas posteriores para análisis comparativos entre clases de arritmias.

E. Comparación por estadística descriptiva

Se realizó la comparación de las frecuencias de máxima potencia (fMP) agrupadas según el tipo de arritmia en cada base de datos por separado. Los datos fueron sometidos a pruebas estadísticas, incluyendo evaluación de normalidad, prueba de Kruskal-Wallis y análisis post-hoc mediante la prueba de Dunn [16]. Además, se realizaron representaciones gráficas básicas como boxplots y mapas de calor para visualizar las diferencias entre grupos. Este enfoque permitió identificar si el procesamiento de señales mediante el flujo de filtrado diseñado en el presente proyecto ofrecía una mayor capacidad para diferenciar entre tipos de arritmias, en comparación con los resultados obtenidos a partir de las señales previamente filtradas en proyectos anteriores.

IV. RESULTADOS

A. Flujos de procesamiento

Se presentan a continuación los resultados visuales del procesamiento de una señal ECG real mediante los tres flujos definidos previamente. En cada caso, se compara la señal original con la señal resultante del flujo correspondiente, lo cual permite observar el efecto de cada estrategia de filtrado sobre la morfología y el contenido de la señal.

En el caso del Flujo 1, que consiste en la aplicación de un filtro pasaaltas IIR a 0.5 Hz, seguido de un filtrado por wavelet y un filtro pasabajas a 50 Hz, la señal procesada muestra una reducción del desplazamiento de línea base y una disminución de componentes de alta frecuencia (Figura 1). La forma de los complejos QRS se conserva y se mantiene una alineación general con la señal original. No obstante, se observan algunas oscilaciones residuales y variaciones leves en la zona de la onda T, lo que indica que puede haber una modificación parcial en ciertas regiones.

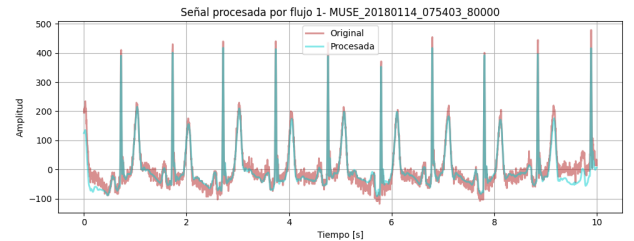


Fig. 1: Señal ECG aplicando flujo 1

El Flujo 2, compuesto por la eliminación de tendencia (*detrending*), seguido de filtrado por wavelet y filtro pasabajas, presenta una señal con morfología similar a la original. Las estructuras principales del ECG, incluyendo las ondas P, QRS y T, permanecen estables y con contornos definidos (Figura 2). El *detrending* permite remover componentes lentas sin necesidad de especificar un diseño de filtro, y se observa una reducción del ruido en segmentos isoelectrónicos. Este flujo combina tres operaciones que actúan de forma complementaria, permitiendo una estabilización general de la señal sin modificaciones abruptas.

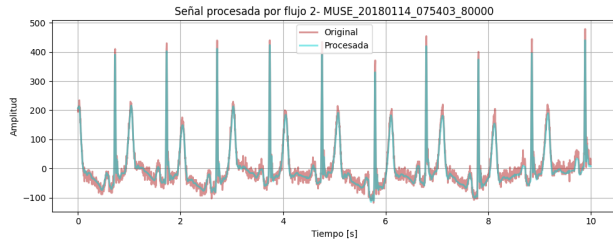


Fig. 2: Señal ECG aplicando flujo 2

En el caso del Flujo 3, se aplica primero un filtro pasabajas, seguido por suavizado LOESS y finalmente un filtrado Non Local Means (NLM). La señal resultante muestra una disminución marcada de oscilaciones de alta frecuencia. El perfil de la señal es más uniforme en comparación con las versiones anteriores. Sin embargo, en algunos segmentos, pequeñas variaciones que se encontraban en la señal original ya no son visibles (Figura 3). Esto sugiere que la secuencia de suavizado aplicada puede reducir también ciertas variaciones de interés clínico, especialmente aquellas de baja amplitud.

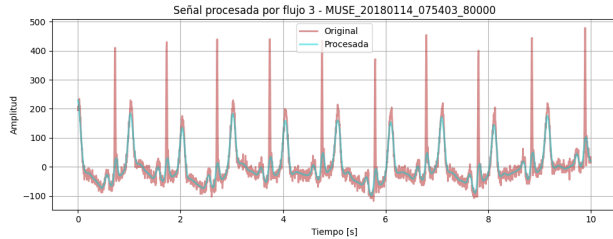


Fig. 3: Señal ECG aplicando flujo 3

A partir de esta comparación visual, se considera que el Flujo 2 proporciona una señal estable y con buena correspondencia respecto a la señal original. Sus efectos sobre la morfología parecen ser mínimos, y permite mantener el contenido de la señal con una reducción de ruido que no interfiere de forma notable con las características observables. Por estas razones, se opta por utilizar este flujo en las etapas siguientes del trabajo.

B. Procesamiento de arritmias

En la Tabla II se presenta una muestra de los resultados obtenidos tras aplicar el flujo de procesamiento y la estimación de la frecuencia de máxima potencia (fMP) mediante el método de Welch. Para cada registro se muestra el identificador del archivo, la clase de arritmia correspondiente y el valor de fMP en Hz.

Tabla II: Registros de arritmias con sus respectivos valores de fMP.

| Registro | Arritmia | fMP |
|----------------------------|----------|-------|
| MUSE_20180113_171327_27000 | AFIB | 0.488 |
| MUSE_20180112_073319_29000 | SB | 0.977 |
| MUSE_20180113_121940_44000 | SB | 3.418 |
| MUSE_20180112_122850_57000 | AF | 5.371 |
| MUSE_20180112_120347_79000 | SB | 0.977 |

Se observa que la frecuencia de máxima potencia varía según el tipo de arritmia. Por ejemplo, los registros con diagnóstico de SB (bradicardia sinusal) tienden a mostrar valores bajos de fMP, cercanos a 1 Hz, lo cual es coherente con una frecuencia cardíaca reducida. En contraste, el registro con diagnóstico de AF (fibrilación auricular) presenta una fMP más elevada (5.371 Hz), lo que puede estar asociado a una mayor actividad eléctrica y mayor irregularidad en el ritmo.

En la Tabla III se presenta un conjunto de resultados alternativos de frecuencia de máxima potencia (fMP), obtenidos mediante el método de Welch sobre señales ECG previamente procesadas. Al igual que en el caso anterior, se reporta el nombre del registro, la clase de arritmia y el valor de fMP en Hz.

Tabla III: Registros de arritmias con sus respectivos valores de fMP.

| Registro | Arritmia | fMP |
|----------------------------|----------|--------|
| MUSE_20180113_171327_27000 | AFIB | 13.184 |
| MUSE_20180112_073319_29000 | SB | 3.418 |
| MUSE_20180113_121940_44000 | SB | 3.418 |
| MUSE_20180112_122850_57000 | AF | 5.371 |
| MUSE_20180112_120347_79000 | SB | 3.906 |

En este conjunto, se observa que los registros clasificados como SB (bradicardia sinusal) presentan frecuencias dominantes entre 3.4 Hz y 3.9 Hz, más elevadas que en la tabla anterior. Esto podría estar relacionado con diferencias en la actividad rítmica capturada o en la longitud y ventana de análisis. Por su parte, el registro etiquetado como AFIB muestra un valor elevado de fMP (13.184 Hz), lo que indica una actividad más rápida o irregular, posiblemente relacionada con la desorganización auricular característica de esta arritmia.

El registro clasificado como AF presenta una fMP intermedia de 5.371 Hz, consistente con una señal menos organizada que SB, pero con menor frecuencia dominante que AFIB. Esta distribución sugiere que, en este conjunto, la fMP también varía entre tipos de arritmia, aunque con rangos más amplios que en el primer conjunto analizado.

En la Figura 4 se presenta la comparación de la frecuencia de máxima potencia (fMP) entre dos fuentes de datos: la base denominada "Proyecto 3" y la "Base Filtrada". La variable fMP se analiza en función del tipo de arritmia, considerando las siguientes categorías: fibrilación auricular (AFIB), bradicardia sinusal (SB), fibrilación auricular aislada (AF), ritmo sinusal (SR), taquicardia sinusal (ST) y taquicardia supraventricular (SVT). Cada tipo de arritmia se representa mediante diagramas de cajas que permiten observar la distribución y dispersión de la fMP en ambas bases de datos.

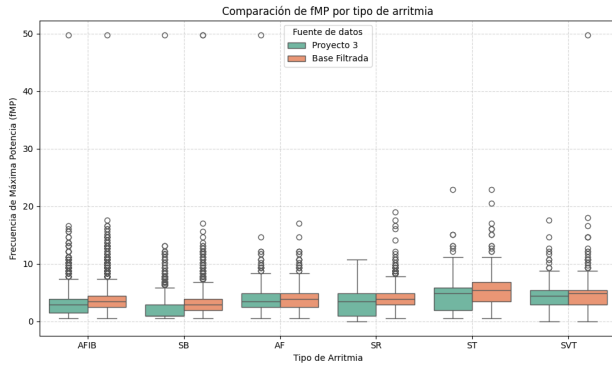


Fig. 4: Gráfico de cajas y bigotes comparativo para fMP de 2 bases de datos.

A partir de la figura 4, se observa que las distribuciones de fMP entre las dos bases son similares para los diferentes tipos de arritmia, aunque la Base Filtrada presenta, en general, medianas ligeramente superiores. En ambos casos, se evidencian valores atípicos, algunos de ellos cercanos a los 50 Hz, lo que podría estar asociado a interferencias. La mayoría de los datos se concentra por debajo de los 10 Hz, sin que se identifiquen diferencias marcadas entre las categorías de arritmia. Estos resultados sugieren que la fMP mantiene un comportamiento comparable entre las dos fuentes de datos y que las variaciones entre los tipos de arritmia no son sustanciales en esta variable específica.

En la Figura 5 y la Figura 6 se presentan los mapas de calor obtenidos a partir del test de Dunn para comparar las diferencias entre los tipos de arritmia en dos bases de datos diferentes. La primera corresponde al proyecto inicial, mientras que la segunda se obtuvo tras aplicar un nuevo proceso de filtrado. En ambas figuras, los colores representan los valores de p obtenidos en cada comparación, donde los valores cercanos a cero indican diferencias estadísticamente significativas entre los grupos analizados.

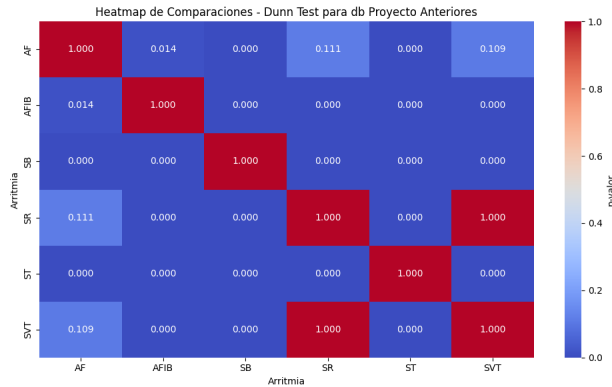


Fig. 5: Mapa de calor para clasificación de arritmias proyecto 1

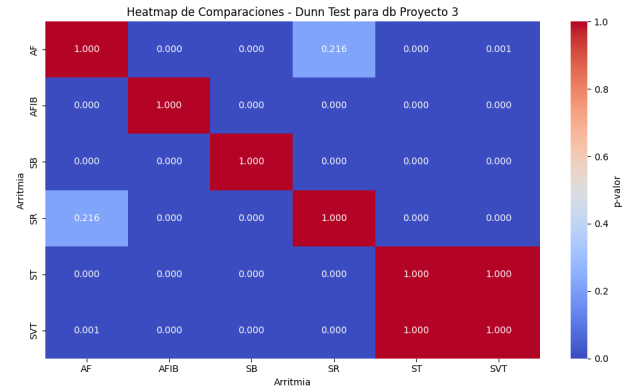


Fig. 6: Mapa de calor para clasificación de arritmias con nuevo filtrado

Al analizar la Figura 5, se observa que en la base del proyecto inicial se presentan varias comparaciones con valores de p bajos, lo que sugiere diferencias significativas entre los tipos de arritmia, especialmente entre el grupo AF y los demás. Sin embargo, algunas comparaciones como AF con SR y AF con SVT presentan valores de p superiores a 0.05, lo que indica que no se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre estos grupos en esa base de datos. Por otro lado, en la Figura 6, correspondiente a la base con el nuevo filtrado, se observa una mayor cantidad de comparaciones con valores de p iguales a cero, lo que refleja una separación más consistente entre los tipos de arritmia. En esta segunda base, la comparación entre AF y SR presenta un valor de p más elevado (0.216), manteniéndose como una de las pocas comparaciones sin diferencias significativas. Al comparar ambas figuras, se evidencia que el nuevo filtrado permitió obtener resultados más consistentes y homogéneos en la mayoría de las comparaciones, mientras que la base inicial mostró algunas discrepancias en ciertos grupos.

V. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos en este estudio permiten observar que el flujo de procesamiento aplicado en el presente proyecto, basado en un diseño propio de filtrado desde la señal cruda, generó diferencias más consistentes y marcadas entre los tipos de arritmia cuando se comparan con las diferencias encontradas en la base previamente filtrada de proyectos anteriores.

El filtrado aplicado en este trabajo permitió una mejor separación entre grupos de arritmias, evidenciada por un mayor número de comparaciones estadísticamente significativas en la prueba de Dunn. Estos hallazgos son consistentes con lo reportado en la literatura, quienes señalaron que un filtrado adaptativo adecuado contribuye a una mejor preservación de las características fisiológicas relevantes en señales electrocardiográficas [17].

En la base filtrada de proyectos anteriores, algunas comparaciones entre arritmias como AF-SR y AF-SVT no mostraron diferencias estadísticamente significativas. Esto puede estar asociado a un filtrado previo que, aunque útil para eliminar artefactos, pudo haber atenuado componentes relevantes para

la discriminación entre grupos. Clifford et al. resaltan que un procesamiento inadecuado puede afectar la capacidad de las métricas de variabilidad del ritmo cardíaco para detectar diferencias sutiles entre tipos de arritmias [18].

Por otro lado, la mayor consistencia de las diferencias observadas en el presente proyecto sugiere que el diseño del flujo de procesamiento propuesto mejora la sensibilidad del análisis al preservar componentes de frecuencia relevantes para la fisiología de cada arritmia. Estudios previos han evidenciado que la correcta selección de características espectrales, combinada con un procesamiento adecuado de las señales, puede facilitar la detección temprana y mejorar la capacidad de diferenciación entre tipos de arritmia [19].

En conclusión, el flujo de procesamiento desarrollado en este proyecto permitió identificar diferencias más robustas entre las categorías de arritmia, lo que evidencia la importancia de optimizar las etapas de filtrado y preprocesamiento para mejorar la discriminación de patrones fisiológicos en estudios de análisis de señales cardíacas.

VI. CONCLUSIONES

- 1) El diseño de un flujo de procesamiento personalizado, aplicado desde señales crudas, permitió una mayor diferenciación entre tipos de arritmia, en comparación con bases previamente filtradas, como lo evidencian los resultados de las pruebas estadísticas.
- 2) El Flujo 2, compuesto por detrending, filtrado por transformada wavelet discreta y filtrado pasabajo, demostró ser el más adecuado, al ofrecer un equilibrio entre la reducción de ruido y la preservación morfológica de la señal ECG, lo cual favoreció la extracción de características relevantes para análisis posteriores.
- 3) La estimación de la frecuencia de máxima potencia (fMP) mediante el método de Welch permitió identificar patrones frecuenciales asociados a distintos tipos de arritmia, aunque con cierto solapamiento entre clases, lo que sugiere la necesidad de incorporar descriptores adicionales.

REFERENCES

- [1] World Health Organization, "Cardiovascular diseases (cvds)," 2021, consultado el 14 de junio de 2025. [Online]. Available: [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- [2] B. Surawicz and T. K. Knilans, *Chou's Electrocardiography in Clinical Practice: Adult and Pediatric*. Elsevier Health Sciences, 2008.
- [3] 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.
- [4] H. A. Dang, T. T. Nguyen, N. M. Dao, and T. D. Pham, "Ecg signal denoising based on improved wavelet thresholding," *Scientific Reports*, vol. 10, no. 1, pp. 1–12, 2020.
- [5] J. Zheng, H. Chu, D. Struppa, J. Zhang, S. M. Yacoub, H. El-Askary, A. Chang, L. Ehwerhemuepha, I. Abudayyeh, A. Barrett et al., "Optimal multi-stage arrhythmia classification approach," *Scientific Reports*, vol. 10, no. 1, pp. 1–12, 2020.
- [6] Z. Zidelmal, A. Amirou, M. Adnane, and A. Belouchrani, "Ecg beat classification using wavelet descriptors and support vector machines," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 4, pp. 437–448, 2012.
- [7] U. R. Acharya, H. Fujita, O. S. Lih, M. Adam, and R. S. Tan, "Automated ecg diagnosis: The time is now," *Journal of Electrocardiology*, vol. 50, no. 5, pp. 549–556, 2017.
- [8] O. Sayadi and M. B. Shamsollahi, "Ecg denoising and baseline wander correction using discrete wavelet transform and empirical mode decomposition," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 40, no. 3, pp. 149–159, 2010.
- [9] P. S. Addison, "Wavelet transforms and the ecg: a review," *Physiological Measurement*, vol. 26, no. 5, pp. R155–R199, 2005.
- [10] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425–455, 1994.
- [11] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry, *ECG statistics, noise, artifacts, and missing data*. Springer, 2006.
- [12] 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.
- [13] J. Jacob, S. Dumitrescu, and S. Brox, "Baseline wander correction using robust locally weighted regression," *Proceedings of the 2004 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro*, pp. 135–138, 2004.
- [14] P. Coupé, P. Yger, S. Prima, P. Hellier, C. Kervrann, and C. Barillot, "Nonlocal means-based speckle filtering for ultrasound images," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, no. 10, pp. 2221–2229, 2008.
- [15] P. D. Welch, "The use of fast fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms," *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, no. 2, pp. 70–73, 1967.
- [16] O. J. Dunn, "Multiple comparisons using rank sums," *Technometrics*, vol. 6, no. 3, pp. 241–252, 1964.
- [17] P. Laguna, R. Jané, and P. Caminal, "Adaptive filtering of ecg baseline wander," in *Computers in Cardiology*. IEEE, 1997, pp. 149–152.
- [18] G. D. Clifford, F. Azuaje, and P. E. McSharry, *Advanced methods and tools for ECG data analysis*. Artech House, 2006.
- [19] F. Censi, G. Calcagnini, and R. Ricci, "Early detection of atrial fibrillation from short single-lead ecg recordings using spectral and statistical features," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 5, pp. 1076–1085, 2017.