

Filtrado de señales ECG y detección de arritmias - Análisis espectral

Bioseñales y sistemas

Allisson Rojas Niebles
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
allisson.rojas@udea.edu.co

Fabio Velez Osorio
Universidad de Antioquia
Medellín, Colombia
fabio.velezo@udea.edu.co

Resumen

Se comparan algunas técnicas de filtrado ECG usando Locally Estimated Scatterplot Smoothing (LOESS), Non Local Means (NLM), wavelets e IIR, evaluando la preservación morfológica de la señal y análisis espectral con Welch. Además se evaluaron tres flujos de filtrado para señales ECG usando LOESS, NLM, wavelets e IIR. Se aplicaron métricas RMSE, correlación y Welch, para seleccionar el mejor flujo por arritmia. El análisis evidenció que el flujo 2 combinado con wavelet db6 ofrece el mejor desempeño, preservando morfolología ECG, reduciendo ruido sin distorsión y mejorando la fidelidad. Ideal para análisis clínicos y clasificación de ritmos cardíacos.

Palabras clave: ECG, Welch, LOESS, NLM, Filtrado.

I. Introducción

Las señales electrocardiográficas (ECG) son una herramienta fundamental en el diagnóstico y seguimiento de alteraciones del ritmo cardíaco tipo arritmias. Sin embargo, en contextos clínicos reales, estas señales suelen estar afectadas por múltiples fuentes de ruido, incluyendo interferencias eléctricas, artefactos generados por la actividad muscular, movimientos del paciente y variaciones lentas en la línea base. Estas perturbaciones no sólo dificultan la interpretación visual por parte del personal médico, sino que también comprometen el desempeño de algoritmos automáticos empleados para el análisis y la clasificación, especialmente en tareas críticas

como la detección de eventos o la extracción de parámetros en el dominio espectral.

Dado esto, es esencial aplicar un preprocesamiento adecuado que permita conservar la morfolología característica de la señal y mejorar la calidad de los datos extraídos.

En este proyecto se evaluaron tres esquemas de procesamiento de señales ECG, combinando técnicas tradicionales y avanzadas de reducción de ruido, entre ellas filtrado pasa altas y pasa bajas tipo Butterworth, filtro LOESS, filtrado Non-Local Means (NLM) y descomposición mediante wavelets. Para la evaluación se utilizaron registros reales provenientes de la base de datos ECGChapman[1], realizando un análisis comparativo exhaustivo mediante métricas cuantitativas como la correlación y el error cuadrático medio (RMSE)..

A partir de esta evaluación, se seleccionó el flujo de procesamiento más robusto, el cual se aplicó a toda la base de datos con el fin de extraer la frecuencia de máxima potencia (fMP) utilizando el método de Welch. Posteriormente, los resultados obtenidos se compararon estadísticamente con aquellos derivados de señales pre filtradas de un estudio previo. El objetivo de este trabajo es ver como los métodos de filtrado ayudan a identificar datos importantes en la arritmias y la reconstrucción sin pérdida de información importante[1].

II. Marco teórico

A. Técnicas de reducción de ruido

Robust LOESS y Non Local Means.

Tomando como referencia el artículo “Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach”[2]. En este estudio se plantea un esquema de preprocesamiento para señales ECG que integra dos métodos de filtrado: Robust LOESS y Non Local Means (NLM).

Robust LOESS

El método LOESS (Locally Estimated Scatterplot Smoothing) es una técnica de suavizado no paramétrico, lo cual lo hace ideal para la corrección en la línea base (baseline wandering). Su parte robusta, robust LOESS, que reduce la influencia de valores atípicos causados por movimientos respiratorios y otras fuentes de baja frecuencia (menores a 0.5 Hz) lo cual es ideal para señales fisiológicas[2].

El método Robust LOESS presenta como ventajas su capacidad para capturar tendencias lentas sin alterar los componentes rápidos de la señal, su adaptabilidad local debido a su naturaleza no paramétrica, y su baja sensibilidad a valores atípicos en su versión robusta. No obstante, entre sus desventajas se encuentra un mayor costo computacional en comparación con los filtros lineales convencionales, así como su limitada eficacia para eliminar ruido de alta frecuencia, lo cual exige su uso combinado con otros métodos de filtrado para altas frecuencias[2].

Entendiendo su forma matemática, tenemos: Su método LOESS opera seleccionando un subconjunto local de puntos (X_i, Y_i) y ajusta un modelo polinómico ponderado de orden (P), donde los pesos están dados por una función kernel, típicamente de tipo tricúbica, ver Ecuación 1.

$$w_i(x) = \left(1 - \left|\frac{x - x_i}{d}\right|^3\right)^3 \quad \text{para } |x - x_i| < d$$

Donde:

d : Distancia máxima del vecindario local.

$w_i(x)$: Decrece con la distancia entre x y x_i

Ecuación 1. Ponderación tricúbica.

En su forma robust LOESS, se aplican iteraciones adicionales que recalculan los pesos con base en los residuos de la iteración anterior, penalizando puntos atípicos, ver Ecuación 2.

$$\omega_i^{(k+1)} = \left(1 - \left(\frac{r_i^{(k)}}{6 \cdot \text{MAD}}\right)^2\right)^2$$

Donde :

$$\text{si } |r_i^{(k)}| < 6 \cdot \text{MAD}; \quad \omega_i^{(k+1)} = 0 \quad \text{en otro caso}$$

$$r_i = Y_i - \hat{y}_i \quad \text{donde } r_i \text{ son los residuos.}$$

MAD: Desviación absoluta mediana.

Ecuación 2. Ajuste robusto con función biweight de Tukey.

Non Local Means (NLM)

Técnica de filtrado avanzada desarrollada originalmente para imágenes, y adaptada posteriormente a señales 1D como el ECG. Su principal ventaja es que preserva la morfología estructural de la señal al realizar una media ponderada de todos los puntos similares dentro de una ventana de búsqueda[2][3].

presenta varias ventajas en el procesamiento de señales ECG permitiendo preservar estructuras repetitivas como los complejos QRS, reduce el ruido de forma efectiva sin distorsionar la morfología de la señal. Sin embargo, entre sus desventajas se encuentran una mayor carga computacional en comparación con métodos locales tradicionales y el riesgo de introducir artefactos si los métodos utilizados para comparar no son representativos del patrón real de la señal.

Entendiendo su forma matemática, tenemos:

La señal suavizada $S(i)$ En el punto i , se calcula mediante la Ecuación 3.

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

Donde:

$D(j)$: El valor de la señal ruidosa en j

$w(i, j)$: Peso basado en la similitud entre las ventanas centradas en i y j

$Z(i)$: Factor de normalización.

Ecuación 3. Señal suavizado NLM.

La similitud entre ventanas se mide con un kernel gaussiano, ver en la Ecuación 4:

$$w(i, j) = \exp\left(-\frac{|D(i + \delta) - D(j + \delta)|_2^2}{\lambda^2}\right), \quad \delta \in$$

Donde:

Δ : representa una ventana local con $L\Delta$ muestras.

λ : Parámetro de suavizado proporcional a la desviación estándar del ruido estimada mediante MAD (Mean Absolute Deviation)

Ecuación 4. Similitud entre ventanas NLM.

Los métodos Robust LOESS y Non Local Means (NLM) constituyen estrategias para la eliminación de ruido en señales fisiológicas como el ECG. El primero emplea regresiones locales ponderadas para suavizar variaciones lentas, como la deriva de la línea base. El segundo aprovecha la estructura de la señal, comparando segmentos similares en el tiempo para atenuar el ruido de alta frecuencia sin afectar la morfología característica de los complejos cardíacos. Aunque NLM demanda mayor capacidad de procesamiento, destaca por su capacidad para conservar detalles relevantes[3].

B. Filtros Wavelet

La transformada wavelet es una técnica esencial para analizar señales no estacionarias como el ECG, ya que permite descomponer la señal en diferentes escalas de resolución, identificando con precisión tanto las componentes de baja como de alta frecuencia en el tiempo. A diferencia de la transformada de Fourier, que pierde información sobre cuándo ocurren ciertos eventos, las wavelets conservan la localización temporal, lo cual es crucial para detectar elementos clínicamente relevantes como los complejos QRS o las

ondas P[4]. Desde el punto de vista matemático, una señal está dada, ver Ecuación 5.

$$x(t) = \sum_{j,k} c_{j,k} \cdot \psi_{j,k}(t)$$

Donde:

$\psi_{j,k}(t)$: Representa la base wavelet en diferentes niveles de escala j y posición k

$c_{j,k}$: Son los coeficientes asociados a cada componente

Ecuación 5. Señal ECG en bases wavelets.

Las más utilizadas para señales ECG utilizando wavelet, ver Tabla 1.

Daubechies	Ejemplos usados en ECG	Características principales
Daubechies	db4, db6, db8, db12	Buen ajuste al QRS, alta resolución
Symlet	sym6, sym8	Simétricas, buena adaptación morfológica
Coiflet	coif1, coif5	Precisión en reconstrucción
Haar	haar	Mucho más simple, rápida, menos precisa para ECG
Morlet	morlet	Análisis de frecuencia, eventos transitorios
Gaussiana derivada	gaus1, gaus2	Detección de eventos abruptos

Tabla 1. Tabla que presenta las wavelets[4].

Se evaluó para utilizar wavelet Daubechies 6 (db6) en el análisis de señales ECG porque ofrece un buen equilibrio entre suavidad, precisión en la localización temporal y capacidad de detectar variaciones morfológicas. Lo que permite representar adecuadamente formas de onda suaves y eliminar ruido sin perder detalles clínicamente importantes como los complejos QRS que son

los más importantes en una señal ECG, ondas P y T. Además, su buena respuesta en el dominio del tiempo y la frecuencia.

C. Filtros Butterworth pasa-altas y pasa-bajas tipo IIR

Pasa-bajas tipo IIR:

Este tipo de filtro permite el paso de frecuencias por debajo de una frecuencia de corte definida y atenúa progresivamente las frecuencias superiores. Su respuesta en frecuencia suave y sin ondulaciones en la banda pasante[5]. En señales ECG, se emplea para eliminar ruido de alta frecuencia, como interferencias eléctricas o actividad muscular. Se expresa matemáticamente como, ver Ecuación 6.

$$|H(\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2n}}}$$

Donde:

ω : Frecuencia angular de la señal.

ω_c : Frecuencia angular de corte.

n : Orden del filtro

Ecuación 6. Filtro pasa-bajas tipo Butterworth.

Pasa-altas tipo IIR:

Este filtro permite el paso de frecuencias por encima de una frecuencia de corte y atenúa las frecuencias más bajas. Su diseño también presenta una transición suave entre la banda pasante y la banda atenuada[5]. En el ECG, se utiliza principalmente para eliminar la deriva de la línea base (baseline wandering), que es una variación lenta causada por la respiración o el movimiento del paciente. Se expresa matemáticamente como, ver Ecuación 7.

$$|H(\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\omega_c}{\omega}\right)^{2n}}}$$

Donde:

ω : Frecuencia angular de la señal.

ω_c : Frecuencia angular de corte.

n : Orden del filtro

Ecuación 7. Filtro pasa-altas tipo Butterworth.

D. WELCH

El método de Welch es una técnica de análisis espectral utilizada para estimar la densidad espectral de potencia (PSD), ver Ecuación 8, de una señal estacionaria. Es una mejora del método de periodograma, que reduce la varianza del estimador a costa de una menor resolución en frecuencia[6]. Consiste en dividir la señal, aplicarle una ventana a cada segmento, calcular el espectro de potencia de cada segmento con FFT y se promedia los espectros de todos los segmentos.

$$P_{\text{Welch}}(f) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} \frac{1}{U} \left| \sum_{n=0}^{L-1} x_k[n] \cdot w[n] \cdot e^{-j2\pi fn} \right|^2$$

Donde:

K : Número de segmentos.

$w[n]$: Ventana aplicada al segmento.

L : Longitud de cada segmento.

U : Factor de normalización de la ventana.

Ecuación 8. Potencia de Welch.

Esto es útil para señales ruidosas para controlar la resolución en frecuencia mediante la elección del tamaño de segmento y el tipo de ventana.

III. Metodología

A. Datos

Para el desarrollo del proyecto se utilizaron los archivos de las señales de ECG sin filtrar ECGData.zip, correspondientes a señales de distintas arritmias[X]. Con estas señales por estudio solo se escogió la derivación II de la señal, después de filtrar la señal por estas derivaciones, empleamos un análisis inicial el

cual consiste coger de los datos diez señales seleccionadas, en este caso, dos por arritmia, las cuales fueron: 'SR', 'AFIB', 'AF', 'SA', 'SB', lo cual nos va a permitir posteriormente a través de esa validación aplicarlo a todas las arritmias del data set.

Para esas diez señales correspondientes se les aplicó tres flujos diferentes, las cuales se le aplicaron métricas como RMSE y correlación para escoger el flujo más consistente y poder optimizarlo para aplicar a todos los datos por arritmias, formando un nuevo conjunto completo de señales filtradas.

B. Técnicas de reducción de ruido Robust LOESS y Non Local Means.

Filtro robust LOESS

Para suavizar la señal y eliminar cambios en la línea base se realizó una función en Python para ser utilizado en las señales de ECG, ver Código 1.

```
def filtro_loess(ecg, frac=0.01, it=3):
    x = np.arange(len(ecg))
    tendencia = lowess(ecg, x, frac=frac,
it=it, return_sorted=False)
    ecg_sin_tendencia = ecg - tendencia
    return ecg_sin_tendencia, tendencia
```

Código 1. Función en Python filtro LOESS

Como entrada tenemos la señal ecg de la derivación II, la fracción (frac) de proporción del vecindario fue del 1% de los datos e iteraciones robustas (it) de tres.

Fragmento 1:

```
tendencia = lowess(ecg, x, frac=frac,
it=it, return_sorted=False)
```

Devuelve una señal suavizada.

Fragmento 2:

```
ecg_sin_tendencia = ecg - tendencia
```

Elimina la tendencia de la señal original y retornará “ecg_sin_tendencia” que es la señal filtrada.

Filtro NLM

Versión dimensional (1D) del filtro Non Local Means (NLM) para eliminar ruido en señales unidimensionales como el ECG, preservando patrones repetitivos como los complejos QRS, el cual se implementó una función en python para desarrollarlo de la siguiente manera:

Fragmento 1:

```
patch_i = signal[max(0, i -
patch_size):min(N, i + patch_size + 1)]
```

Se extrae un fragmento de la señal centrado en el punto actual *i*.

Fragmento 2:

```
dist2 = np.sum((patch_i - patch_j)**2)
weight = np.exp(-dist2 / (h ** 2))
```

Se calcula la similitud entre parches mediante distancia y se asigna un peso gaussiano.

Fragmento 3:

```
denoised[i] += weight * signal[j]
weights_sum[i] += weight
```

Se acumulan los valores ponderados para obtener el nuevo valor del punto *i*

Con esto resumimos el flujo de la función de la siguiente manera:

Para cada punto *i* en la señal:

- Extrae parche alrededor de *i*.

Para cada punto *j* dentro de la ventana de búsqueda:

- Extrae parche alrededor de *j*.
- Calcular la distancia entre parches.
- Calcular peso basado en la similitud.
- Acumular señal ponderada.
- Normalizar por la suma de pesos.

C. Filtro Tipo de wavelet modificada

Se implementó un proceso de filtrado basado en la transformada wavelet discreta (DWT) usando la wavelet Daubechies 6 (db6). Este enfoque permite descomponer la señal en múltiples niveles de resolución y adicionamos el aplicar umbrales para suprimir componentes ruidosos, especialmente en los niveles de detalle.

1. Estimación del ruido:

función en python `wnoisest`: Estima el nivel de ruido σ_i en cada nivel de detalle utilizando MAD (Median Absolute Deviation), ver Ecuación 8.

$$\sigma_i = \frac{\text{mediana}(|c_i|)}{0.6745}$$

Ecuación 8. Estimador MAD.

2. Umbral universal:

Función en python `threshold`:

Calcula el umbral universal para la supresión de ruido, ver Ecuación 9.

$$T = \sqrt{2 \cdot \ln(N)}$$

Ecuación 9. Umbral universal.

Donde N es el número total de coeficientes. Este umbral define el límite por encima del cual un coeficiente se considera información útil y por debajo del cual es probable que sea ruido.

3. Umbral a los coeficientes:

Función en python `wthresh`:

Aplica la umbralización dura (hard thresholding), que anula los coeficientes menores a T y σ_i , ver Ecuación 10.

$$c_i^{\text{filtrado}} = c_i \quad \text{si } |c_i| > T \cdot \sigma_i; \quad \text{en otro caso } c_i^{\text{filtrado}} = 0$$

Ecuación 10. Umbral hard thresholding.

Esto reduce el ruido preservando los coeficientes significativos como picos QRS.

4. Wavelet Daubechies (db6) modificada.

- Descomposición wavelet discreta (DWT):
Se aplica `pywt.wavedec` con la wavelet Daubechies (db6) y un nivel determinado `level=4`.

- Umbralización de los coeficientes de detalle siguiendo los pasos 1, 2 y 3 antes descritos.
- Reconstrucción de la señal filtrada:
Se reemplazan los coeficientes de detalle originales de umbralización, se aplica la reconstrucción inversa con `pywt.waverec` para obtener la señal filtrada y se ajusta la longitud final para que coincida con la señal original.

D. Filtros Butterworth pasa-altas y pasa-bajas tipo IIR

Filtro pasa-altas tipo IIR

Con el fin de remover fluctuaciones lentas como la deriva de línea base, se implementó un filtro pasa-altas de tipo IIR, con frecuencia de corte de 0.5 Hz y orden 4. Esta configuración permite eliminar variaciones que no corresponden a la actividad eléctrica cardíaca propiamente dicha.

El diseño del filtro se realizó mediante la función `butter`, que genera los coeficientes del filtro de Butterworth, y la función `filtfilt`, que aplica el filtrado en ambos sentidos para evitar desfase, ver Código 2.

```
def filtro_pasaaltas_iir(senal, fs=500,
    fc=0.5, orden=4):
    w = fc / (fs / 2)
    b, a = butter(orden, w,
        btype='highpass')
    senal_filtrada = filtfilt(b, a, senal)
    return senal_filtrada
```

Código 2. Función en Python filtro pasa-altas tipo IIR.

Filtro pasa-bajas tipo IIR

Para atenuar interferencias como el ruido eléctrico de 50 Hz o artefactos de alta frecuencia, se utilizó un filtro pasa-bajas, también de orden 4, con una frecuencia de corte ajustada a 50 Hz. El filtrado se realiza nuevamente con `filtfilt`, asegurando que no haya desfase temporal, ver Código 3.

```
def filtro_pasabajas_iir(senal, fs=500,
    fc=50, orden=4):
    w = fc / (fs / 2)
    b, a = butter(orden, w, btype='lowpass')
    senal_filtrada = filtfilt(b, a,
    senal)
    return senal_filtrada
```

Código 3. Función en Python filtro pasa-bajas tipo IIR.

E. Flujos de procesamiento implementados

Se aplicaron tres flujos diferentes, los cuales se implementaron y compararon con métricas para encontrar el flujo óptimo, se describen los flujos de la siguiente manera:

- Flujo 1:
 - Filtro pasa altas IIR (0.5 Hz) para eliminar deriva de línea base.
 - Filtro wavelet adaptado.
 - Filtro pasa bajas FIR (50 Hz) para eliminar interferencia de red.
- Flujo 2:
 - Eliminación de tendencia (Detrend)
 - Filtro wavelet adaptado.
 - Filtro pasa bajas FIR (50 Hz).
- Flujo 3:
 - Filtro pasa bajas FIR (50 Hz).
 - Filtrado LOESS
 - Filtrado NLM (Non Local Means)

Las cuales se evaluaron con RMSE, ver Ecuación 11, y correlación, ver Ecuación 12, para encontrar el mejor flujo para ser aplicados a todo el dataset, el cual se evaluó el RMSE primero para cuantificar el promedio del error cuadrático entre los valores predichos y los valores reales. Es útil para evaluar la precisión de un modelo de predicción, lo cual si se acerca a un valor de 0 indica un valor de mejor predicción.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Donde:

y_i = Valor real

\hat{y}_i = Valor predicho

n = Número total de muestras

Ecuación 11. Medida RMSE.

Para el segundo paso se realizó correlación que mide la fuerza y dirección de la relación lineal entre dos variables.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

Ecuación 11. Coeficiente de correlación de Pearson.

El coeficiente r varía entre -1 y 1, siendo 1 la correlación perfecta (morfología idéntica) y -1 la correlación inversa.

F. WELCH

Se aplicó la potencia a los datos por arritmia para la evaluación de características de frecuencia y potencia, sacando el promedio por arritmia.

G. Rutina completa de los datos

Se desarrolló e implementó una rutina automatizada con el propósito de aplicar el flujo de procesamiento elegido a todas las señales contenidas en la base de datos ECGData. El procedimiento realizado por la rutina incluye los siguientes pasos:

Cargar arritmias: Cada archivo es leído desde la carpeta ECGData, extrayendo exclusivamente la derivación II, que es la seleccionada para el análisis.

Ejecución del Flujo 2: Este flujo consiste en aplicar un filtrado con Detrend, seguido de la

wavelet modificada, y finaliza con un filtrado pasa-bajas a 50Hz.

Cálculo de la fMP: La frecuencia de máxima potencia se estima aplicando el método de Welch sobre la señal ya procesada.

Almacenamiento del resultado: Se registra una tabla que contiene el nombre del archivo, su diagnóstico asociado y la fMP obtenida.

H. Análisis comparativo

Con el objetivo de evaluar la efectividad del flujo de procesamiento desarrollado en este proyecto, se llevó a cabo un análisis estadístico comparativo de las frecuencias de máxima potencia (fMP) obtenidas a partir de dos conjuntos de señales:

- Las señales pre filtradas del Proyecto 2, ubicadas en la carpeta ECGDataDenoised.
- Las señales resultantes del procesamiento con el Flujo 3, implementado en este trabajo, a partir de los datos sin procesar del conjunto ECGData.

Para cada señal seleccionada, se calculó la fMP utilizando el método de Welch, tanto sobre la señal prefiltrada como sobre la señal filtrada mediante Flujo 2. Se construyó un DataFrame comparativo que incluyó: el nombre del registro, tipo de arritmia y los valores de fMP obtenidos con ambos métodos de procesamiento. El análisis estadístico y visual incluyó los siguientes elementos:

- Diagrama de barras con los promedios de la fmp por arritmia.
- Diagramas de caja (boxplots): se elaboraron boxplots comparativos para visualizar diferencias en la mediana, la variabilidad y la presencia de valores atípicos, facilitando la identificación de cuál método generaba resultados más consistentes.
- Pruebas de hipótesis para muestras relacionadas: con el propósito de determinar si las diferencias observadas entre ambos métodos eran

estadísticamente significativas, se aplicaron pruebas tanto paramétricas como no paramétricas. Los resultados de las pruebas incluyeron los valores estadísticos y los p-valores correspondientes, considerando un nivel de significancia de $p < 0.05$.

Comparando con los proyectos anteriores, seleccionamos para la prueba de hipótesis 4 arritmias que fueron significativas para su análisis, planteamos la prueba de hipótesis como:

Hipótesis general:

H_0 (hipótesis nula): No hay diferencia significativa en la frecuencia máxima (FMP) entre señales filtradas y no filtradas para las arritmias AFIB-SA y SR-AF.

H_1 (hipótesis alternativa): Sí hay una diferencia significativa en la FMP entre señales filtradas y no filtradas para las arritmias AFIB, SA, SR Y AF.

IV. Análisis y resultados

A. Robust LOESS y Non Local Means

Robust LOESS: Ajusta pequeñas regresiones locales a lo largo de la señal, permitiendo eliminar componentes de baja frecuencia, como la tendencia basal que a menudo contamina señales ECG debido al movimiento del paciente, respiración o interferencias.

En el Gráfico 1 presenta la señal filtrada aplicada a una señal al azar de la arritmia AFIB, que comparada con el filtro sigue a la original, pero de forma más "centrada", lo que evidencia la eliminación de la deriva basal. Se conservó los complejos QRS (picos altos y estrechos) que indican cada latido cardíaco, le costó seguir ondas P y T. Además al aplicarse con una fracción de 0.01 y 3 iteraciones se le dio un suavizado robusto.

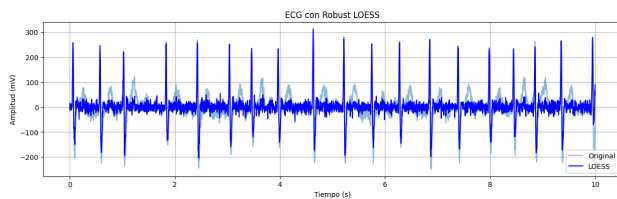


Gráfico 1. Técnica de reducción de ruidos ECG con Robust LOESS a un tipo de arritmia AFIB.

Non Local Means (NLM): Se aplicó a una señal de ECG de una arritmia al azar de AFIB, ver Gráfico 2, comparándola con la señal original, las pequeñas variaciones irregulares que había entre los latidos fueron eliminadas, y se mantuvo los picos QRS, P y T en amplitud y forma.

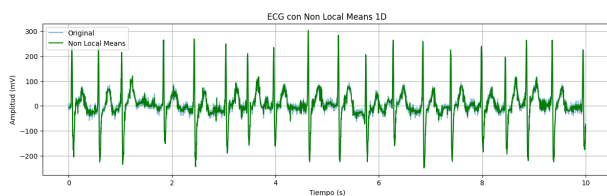


Gráfico 2. Señal resultante al aplicar la Técnica de reducción de ruidos ECG con NLM a un tipo de arritmia AFIB.

B. Extracción derivación II

Se extrajeron las primeras 5000 muestras de la columna 'II', que es la derivación II. También se tomaron los primeros 10 segundos de la señal ECG derivación II, aplicados a una señal de prueba AFIB (MUSE_20180111_155154_74000), ver Gráfico 3, Identificando así la actividad eléctrica del corazón.

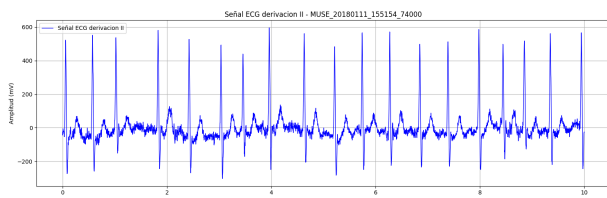


Gráfico 3. Señal resultante al extraer la derivación II de una arritmia tipo AFIB.

C. Filtros Wavelet

Se aplicaron estos filtros wavelets a una señal ECG de arritmia tipo AFIB, con el objetivo de comparar su desempeño en la descomposición y análisis multiescala de la señal.

1. Daubechies

Se usó el wavelet Daubechies 6 (db6) permitiendo observar la señal filtrada, ver Figura 4, donde sólo se conservaron los coeficientes de aproximación (cA), que representan la parte de baja frecuencia de la señal (su forma general). La señal filtrada se volvió más suave y limpia que la original, ya que se han eliminado componentes de alta frecuencia (ruido).



Gráfico 4. Filtrado de Wavelet Daubechies 6 en python de arritmia tipo AFIB.

2. Symlet

Se ha aplicado filtrado de nivel 1 usando la función wavelet Symlet 6, una función similar a Daubechies pero más simétrica, lo que ayuda a conservar la forma de los picos, además se logró conservar la información de baja frecuencia, lo que reduce el ruido sin distorsionar la forma general de la señal principalmente en los picos R, además hay un mejor suavizado y uniformidad.

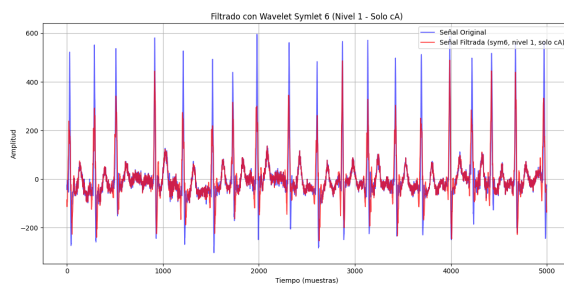


Gráfico 5. Filtrado de Wavelet Symlet (sym6) en python de arritmia tipo AFIB.

3. Haar

Se ha aplicado filtrado DWT con Haar, un wavelet muy simple por su forma de escalón, ver Gráfico 6, en ella se logró reconstruir los coeficientes de aproximación (cA). Además al

filtrar la señal los picos R se preservaron, por su capacidad de preservar cambios abruptos pero con bordes menos suaves.

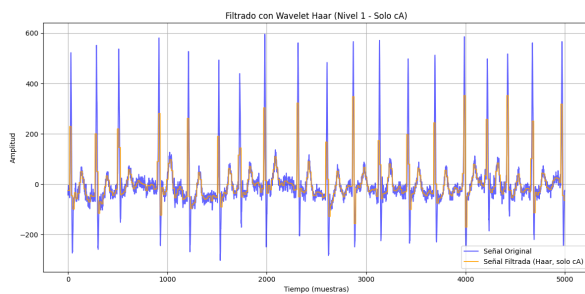


Gráfico 6. Filtrado de Wavelet Haar nivel 1 en python de arritmia tipo AFIB.

4. Coiflet

Se ha aplicado filtrado wavelet Coiflet 3, donde las oscilaciones rápidas se han reducido, lo cual indica eliminación de ruido, los picos R se conservaron bien al suavizarse ligeramente. En contraste con la señal original la forma de las ondas P y T se mantuvieron más visibles y limpias, ver Gráfico 7. Ayudó a conservar la forma de los picos, además se logró conservar la información de baja frecuencia, lo que reduce el ruido sin distorsionar la forma general de la señal.

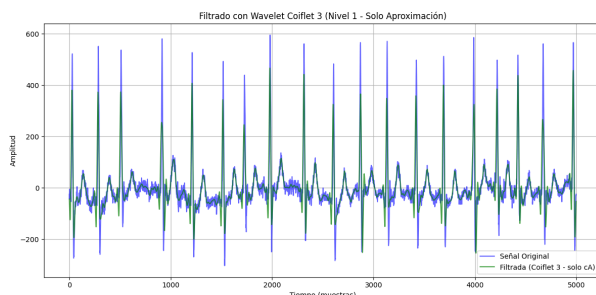


Gráfico 7. Filtrado de Wavelet Coiflet (coif3) en python de arritmia tipo AFIB.

5. Adaptación filtro mejorado de wavelet Daubechies (dB6)

Se agregaron cambios para mejorar el filtrado, utilizando, estimación del ruido, umbral universal y umbral a los coeficientes. Se redujo el número de niveles de descomposición de 4, capturando los patrones clave de la señal, ver Gráfico 8, pero evitamos

el sobreajuste de la señal y se mejora la eficiencia.

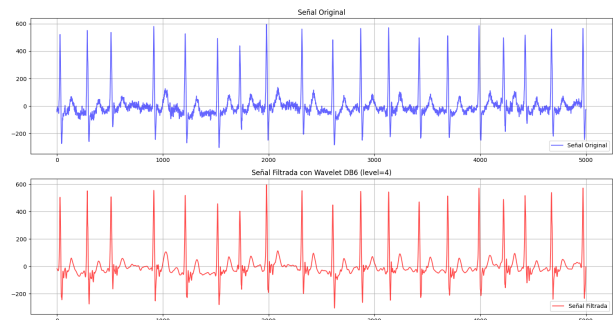


Gráfico 8. Señal filtrada con wavelet Db6 mejorada con umbrales en python de arritmia tipo AFIB.

D. Flujos para 10 señales

1. Flujo 1:

Se representa el flujo para ciertas arritmias presentadas en el Gráfico 9, el cual irá mostrando de arriba abajo en su orden las señales originales y filtradas para cada par de arritmias.

En la arritmia sinusal regular (SR), como *MUSE_20180111_160610_98000* y *MUSE_20180112_072129_16000*, el filtrado conserva adecuadamente la morfología de la señal, incluyendo los picos R, y logra una notable reducción del ruido sin afectar la estructura esencial de los complejos cardíacos.

En los casos de fibrilación auricular (AFIB), los archivos *MUSE_20180111_155154_74000* y *MUSE_20180111_155203_15000*, al aplicar el filtrado se logró estabilizar la señal sin distorsionar los patrones irregulares típicos de esta condición. La señal se vuelve más clara y permite identificar mejor las variaciones propias del ritmo desorganizado.

Para las señales clasificadas como fibrilación auricular rápida o arritmia auricular (AF), por ejemplo en los archivos *MUSE_20180111_155542_84000* y *MUSE_20180111_163519_23000*, el filtrado contribuye a reducir la dispersión del trazo base, haciendo más legible la secuencia rápida de picos R. La señal filtrada se muestra más

compacta y ordenada, lo cual facilita su análisis visual y computacional.

En las señales con actividad sinusal alterada (SA), en los archivos *MUSE_20180111_155709_17000* y *MUSE_20180111_155710_23000*, se observa que el filtrado reduce de forma efectiva el ruido sin suprimir la variabilidad morfológica. Los picos siguen siendo distinguibles, y la señal se percibe más uniforme, sin artefactos evidentes.

Finalmente, en las señales con ritmo sinusal bajo o atenuado (SB), representadas por *MUSE_20180111_155758_17000* y *MUSE_20180111_155839_67000*, el filtrado mejora significativamente la visibilidad de la señal en contextos de baja amplitud o presencia de mucho ruido. La base se estabiliza y las oscilaciones indeseadas se eliminan casi por completo, sin perder la información esencial del ECG.

Gráfico 9. Comparación señales originales y filtradas del flujo 1 a las señales 'SR', 'AFIB', 'AF', 'SA', 'SB'.

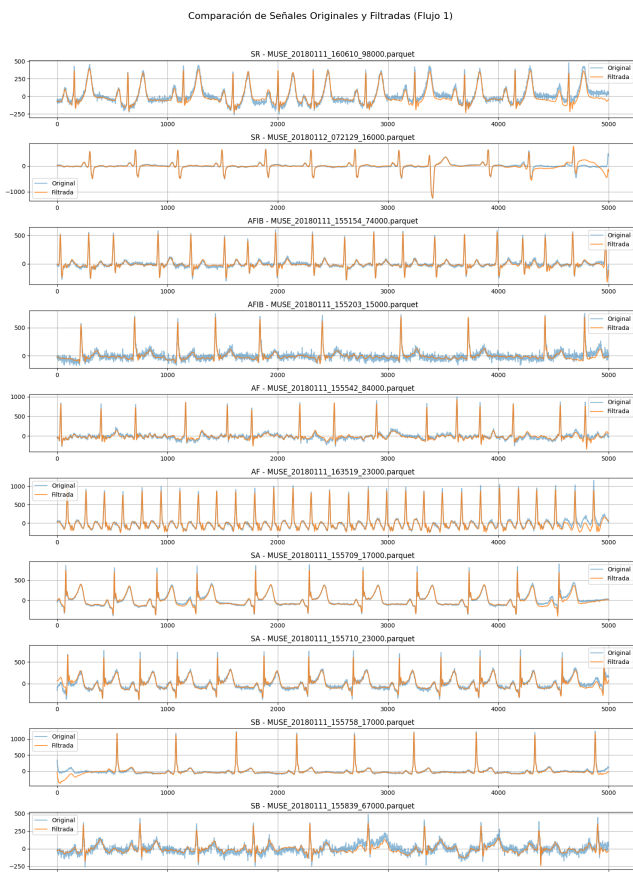
2. Flujo 2

Se representa el flujo para ciertas arritmias presentadas en el Gráfico 10, el cual irá mostrando de arriba abajo en su orden las señales originales y filtradas para cada par de arritmias.

En los archivos correspondientes a ritmo sinusal regular (SR) como *MUSE_20180111_160610_98000*, la señal filtrada conserva con alta fidelidad la forma de los complejos QRS, logrando una reducción clara del ruido. Se percibe una mejora en la claridad de los picos R y una disminución de oscilaciones indeseadas. al usar la señal *MUSE_20180112_072129_16000* presenta amplitud irregular. El filtrado logra seguir a la señal original fielmente.

En la fibrilación Auricular (AFIB) al usar la señal *MUSE_20180111_155154_74000*, presenta las características típicas de la AFIB, variabilidad en los intervalos RR y ausencia de ondas P. El filtrado mejora la claridad del trazo, permitiendo una mejor distinción de los picos QRS. En cambio al usar la señal *MUSE_20180111_155203_15000* logra suavizar el trazo irregular sin eliminar los patrones caóticos propios de la fibrilación auricular. Es visible una mejora en la delimitación de las componentes con cambios rápidos.

Al clasificar señales como la Arritmia Auricular o Fibrilación Auricular Rápida (AF) usando la señal *MUSE_20180111_163519_23000*, tiene una alta densidad de picos. El filtrado ayuda a reducir el ruido entre los complejos QRS, permitiendo distinguir mejor la frecuencia del ritmo.



Al usar la señal *MUSE_20180111_155542_84000*, se muestra una señal tras el filtrado, con todos los picos bien definidos. La filtración no distorsiona el ritmo rápido, sino que trata de llevar el ritmo de esos cambios rápidos.

La Actividad Sinusal Anormal (SA) se observó en *MUSE_20180111_155709_17000* como una señal con morfología irregular y amplitud variable. El filtrado resalta los picos y reduce el ruido, haciendo más visible la estructura rítmica. En su lugar el el filtrado de la señal *MUSE_20180111_155710_23000*, se logró mantener las ondulaciones propias del ritmo sinusal, al eliminar también el ruido en las zonas de menor actividad, estabilizando la forma de la señal.

En las señales con ritmo sinusal bajo (SB), en la representación dada por *MUSE_20180111_155758_17000*, se puede observar que la señal tiene morfología clara pero con baja amplitud y mayor susceptibilidad al ruido. El filtrado mejora la relación señal-ruido, sin alterar la forma de los complejos QRS. en cambio en la señal *MUSE_20180111_155839_67000* tuvo una apariencia más irregular, presenta una mejora considerable tras el filtrado. La línea base se estabiliza y los complejos se hacen más distinguibles y suavizados.

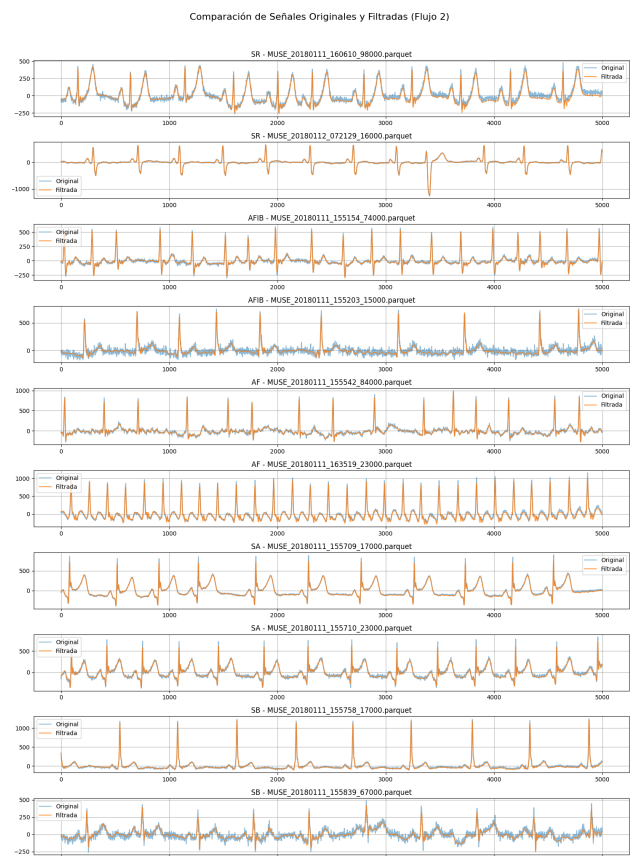


Gráfico 10. Comparación señales originales y filtradas del flujo 2 a las señales 'SR', 'AFIB', 'AF', 'SA', 'SB'.

3. Flujo 3

Se representa el flujo para ciertas arritmias presentadas en el Gráfico 11, el cual irá mostrando de arriba abajo en su orden las señales originales y filtradas para cada par de arritmias.

En los registros correspondientes a los archivos SR para *MUSE_20180111_160610_98000* y *MUSE_20180112_072129_16000*, se observó que el filtrado logró la reducción del ruido y cambios de variaciones de alta frecuencia, resultando en una línea de base más estable. Además, la señal filtrada a la morfología de los complejos QRS le cuesta seguir esos cambios de alta frecuencia. En el segundo archivo, se establece mejor las oscilaciones de baja amplitud entre latidos, permitiendo una representación mejor de baja frecuencias.

En ambos casos de fibrilación auricular (AFIB), correspondientes a los archivos *MUSE_20180111_155154_74000* y *MUSE_20180111_155203_15000*, el proceso genera una reducción significativa del ruido y de los artefactos presentes en la línea base, pero elimina esos complejos P y T que no logra captar permitiendo que los complejos QRS se visualice.

En los registros correspondientes a los archivos (AF) como *MUSE_20180111_155542_84000* y *MUSE_20180111_163519_23000*, se observó en ambos casos, los picos regulares propios de esta arritmia se mantienen claramente visibles, evidenciando la frecuencia rápida. Logra estabilizar la línea base pero le cuesta seguir los cambios rápidos para mostrar ondas como P y T.

En ambos archivos correspondientes a arritmia supraventricular (SA), presentados en *MUSE_20180111_155709_17000* y *MUSE_20180111_155710_23000*, se observó que el proceso de filtrado logra captar amplitudes del complejo QRS, pero en una base firme pero inestable para cambios rápidos de la señal.

En los archivos SB dados por *MUSE_20180111_155758_17000* y *MUSE_20180111_155839_67000*, correspondientes a casos de bradicardia sinusal, se logró observar que la señal filtrada logró estabilizar la base de fondo característica en este flujo pero no logra capturar esos cambios de las ondas P y T porque las atenúa, solo logra diferenciar esas ondas picos pero se queda estabilizando la base y no logra capturar esos pequeños cambios.

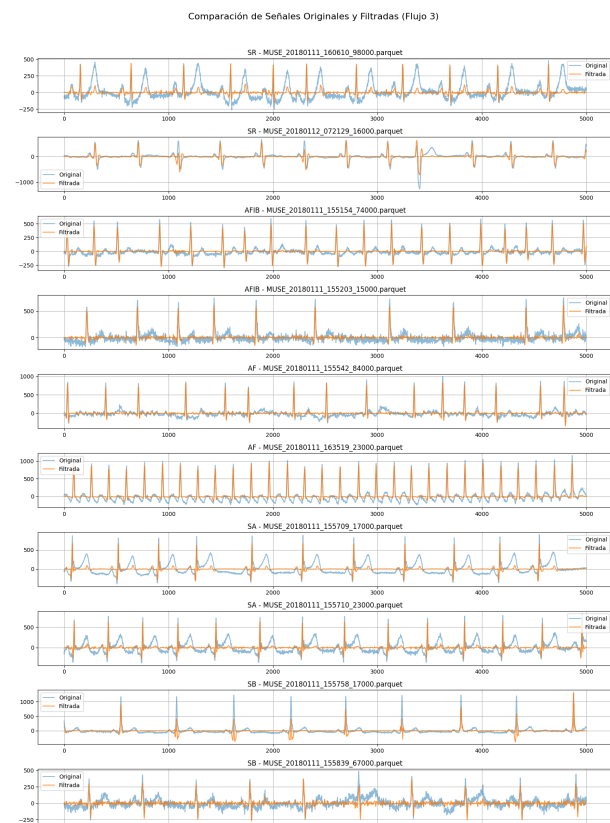


Gráfico 11. Comparación señales originales y filtradas del flujo 3 a las señales 'SR', 'AFIB', 'AF', 'SA', 'SB'.

4. Métrica para definir el flujo

Se escogieron 2 métricas clave para evaluar el filtrado de la señal; la primera fue el RMSE, que básicamente mide cuánto difiere, en promedio, la señal filtrada respecto a la original. Cuanto más bajo este valor, mejor fue la limpieza. La segunda fue la correlación de Pearson, que indica qué tan parecidas son las formas de ambas señales. Si el valor está cerca de 1, significa que la señal filtrada conserva muy bien la forma de la original, Se les asignó una puntuación de:

$$\text{Valor} = \text{RMSE} - \text{Correlación}$$

Lo que nos muestra que entre menor sea este valor es mejor el flujo, ver Tabla 2, el cual mostrará las diferencias y el resultado.

Señal	Valor flujo 1	Valor flujo 2	Valor flujo 3	Mejor valor	Mejor flujo
1	40.4146	30.6704	110.7906	30.6704	Flujo 2

2	63.3565	10.1281	86.7930	10.1281	Flujo 2
3	22.3057	16.3654	36.4590	16.3654	Flujo 2
4	39.721	34.8908	57.0001	34.8908	Flujo 2
5	37.1106	23.7410	56.4009	23.7410	Flujo 2
6	52.7722	43.1221	80.7266	43.1221	Flujo 2
7	31.8859	20.1852	133.4144	20.1852	Flujo 2
8	41.1702	29.0671	111.4777	29.0671	Flujo 2
9	51.2017	15.8535	119.7047	15.8535	Flujo 2
10	39.9809	31.5698	57.8477	31.5698	Flujo 2

Tabla 2. Métrica de diferencia de RMSE y correlación para elección de mejor flujo.

E. Máxima potencia de Welch

La frecuencia (Hz) detecta el pico máximo del espectro de la señal junto con ese punto la potencia máxima registrada en esa frecuencia, ver Tabla 3, Indica cuánta energía tiene la señal en su punto más fuerte del espectro. Se aplicó Welch a todas las señales por arritmia y luego se promedió por arritmia para ver ese valor promedio usual de frecuencia y potencia.

Arritmia	Frecuencia máxima	Potencia máxima
AF	4,708348	6466,524432
AFIB	3,624528	3306,924785
AT	4,176621	5427,927779
AVNRT	5,340576	11076,95221
AVRT	4,821777	16198,12956
SA	3,618666	3679,367287
SAAWR	2,999442	2967,298066
SB	2,9155	2256,31569
SR	3,887532	2381,456001
ST	5,150308	5016,372582
SVT	4,771348	18253,57337

Tabla 3. Promedio de Frecuencia máxima y potencias máxima utilizando Welch por arritmia.

Se observa que arritmias como SVT, AVRT y AVNRT tienen altas potencias máximas, señales más intensas en ciertos rangos de frecuencia. SB y SAAWR tienen frecuencias y potencias más bajas, son de ritmos lentos.

F. Rutina completa de los datos

Se aplicó el flujo 2 seleccionado a todos los datos sin filtrar de la derivación II, para obtener los valores de frecuencia máxima y se aplicó Welch. Se guardaron sus registros, ver Tabla 4, en la cual se puso un resultado de cada arritmia para una pre visualización resumida de todos los datos.

Arritmia	Registro	Frecuencia máxima
AF	MUSE_20180111_155542_84000	3.4180
AFIB	MUSE_20180111_155154_74000	4.3945
AT	MUSE_20180111_163147_92000	5.3711
AVNRT	MUSE_20180112_072334_92000	5.8594
AVRT	MUSE_20180116_125256_19000	4.3945
SA	MUSE_20180111_155709_17000	0.9766
SAAWR	MUSE_20180114_065933_39000	3.9062
SB	MUSE_20180111_155758_17000	3.9062
SR	MUSE_20180111_160610_98000	1.9531
ST	MUSE_20180111_155115_19000	1.9531
SVT	MUSE_20180111_155633_99000	7.32427

Tabla 4. Aplicando Flujo 2 y Frecuencia máxima utilizando Welch, un dato por arritmia.

G. Análisis comparativo

Se obtuvieron los promedios de las frecuencias máximas de las señales filtradas y las aplicadas con la rutina completa, por arritmia, esto nos da un indicio de cómo se van acercando los datos a cierto valor, ver Gráfico 12, se muestra un diagrama de barras.

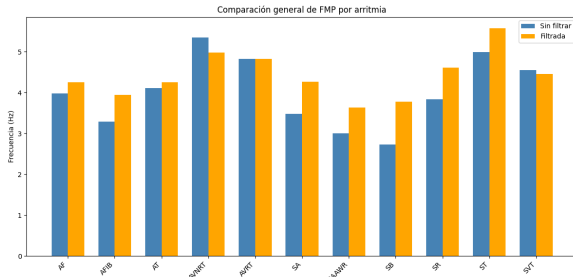


Gráfico 12. Comparación frecuencia máxima de las arritmias entre señales filtradas (amarillas) y las aplicadas con la rutina completa (azul)

Se puede ver como ciertas frecuencias tienden a ser las mismas y como la AVRT es del mismo valor para las dos, lo que concluye que este filtrado puede acercar muy bien esos valores de frecuencia.

luego se aplicó boxplots para ver esas varianzas y datos atípicos que nos pueden mostrar mas de esos datos reales y se puede ver en el Gráfico 13.

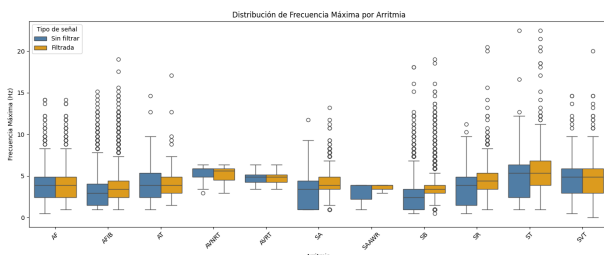


Gráfico 13. Boxplots frecuencia máxima de las arritmias entre señales filtradas (amarillas) y las aplicadas con la rutina completa (azul)

Lo cual muestra cómo ciertas arritmias se distribuyen de la misma manera como lo son AF, AT, AVRT, ST, SVT.

Para las pruebas de hipótesis aplicamos pruebas paramétricas y no paramétricas, como se ve en la Tabla 5, los resultados de las pruebas.

Arritmia	Shapiro1	Shapiro2	levene	p-valor	Resultado
AF	0	0	0,3096	0,0327	Diferencia significativa
AFIB	0	0	0,1865	0	Diferencia significativa
AT	0	0	0,3314	0,6086	No hay diferencia
AVNRT	0,0004	0,0019	0,2859	0,4298	No hay diferencia
AVRT	0,7783	0,7783	1	1	No hay diferencia
SA	0	0	0	0	Diferencia significativa
SAAWR	0,0015	0,0201	0,2729	0,7757	No hay diferencia
SB	0	0	0	0	Diferencia significativa
SR	0	0	0	0	Diferencia significativa
ST	0	0	0,0001	0	Diferencia significativa
SVT	0	0	0,0072	0,5472	No hay diferencia

Tabla 5. Pruebas paramétricas y no paramétricas para ver diferencia en el p-valor.

En los casos de AF, AFIB, SA, SB, SR y ST, se observaron diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$), lo que indica que el filtrado afectó la FMP. En el resto de las arritmias no se encontró evidencia suficiente para afirmar que el filtrado tuvo un impacto significativo, lo que podemos decir que rechazamos la hipótesis nula y encontramos diferencias entre el par de arritmias AFIB-SA y SR-AF.

V. Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio demostraron que la aplicación conjunta del filtrado LOESS y el método Non-Local Means (NLM) ofrece una estrategia eficaz para mejorar la calidad de las señales ECG, al combinar la eliminación efectiva de tendencias de línea base con la preservación de detalles morfológicos finos. El filtro NLM ha sido previamente validado en literatura por su capacidad de conservar estructuras clínicas

importantes como los complejos QRS [7], mientras que el suavizado LOESS ha demostrado ser útil para eliminar artefactos de baja frecuencia sin introducir distorsiones significativas [8]. Además, la implementación de técnicas de descomposición por wavelets, específicamente con la familia db6, permitió mejorar aún más la relación señal-ruido, manteniendo la forma característica de las ondas P, QRS y T.

El uso de umbralización favoreció una representación más ajustada de la señal, reduciendo artefactos introducidos por filtrados agresivos[9]. En términos de integración aumentó la reproducibilidad y adaptabilidad del proceso. Comparando dos flujos de procesamiento, se evidenció que el flujo 2 permitió conservar la fidelidad morfológica de la señal. Estas diferencias también se reflejaron en métricas como la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y la correlación de Pearson, donde el flujo 2 presentó valores más consistentes. El presente trabajo se centró en la frecuencia de máxima potencia (fMP) como parámetro de comparación, futuros estudios podrían explorar diferencias adicionales, como el impacto del filtrado en la precisión de detección de latidos, análisis espectral por bandas o evaluación de la robustez frente a artefactos clínicos comunes.

VI. Conclusiones

- Al aplicar las técnicas como LOESS y NLM, estas mostraron fortalezas complementarias en la eliminación de tendencia y preservación de detalles finos. También, el análisis espectral con Welch aportó información adicional sobre las potencias y frecuencias de las señales por arritmia.
- A través de la comparación de tres flujos distintos, apoyados en métricas objetivas como RMSE y correlación de Pearson, se determinó que el Flujo 2 presenta el mejor rendimiento cuantitativo general.
- El método de Welch permitió estimar de forma robusta la frecuencia de máxima potencia, mostrando menor dispersión espectral tras el filtrado y facilitando comparaciones objetivas entre distintos tipos de arritmia.

Referencias

- [1] J. Zheng, "ChapmanECG," figshare, Jun. 2019, doi:<https://doi.org/10.6084/u002Fm9.figshare.c.4560497.v1>.
- [2] J. Zheng et al., "Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach," Scientific Reports, vol. 10, no. 1, p. 2898, Feb. 2020, doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-59821-7>.
- [3] B. H. Tracey y E. L. Miller, "Nonlocal means denoising of ECG signals," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 59, no. 9, pp. 2383–2386, Sep. 2012.
- [4] T. Ben Jabeur, E. Bashier, Q. Sandhu, K. J. Bwalya y A. Joshua, "Noise and Artifacts Elimination in ECG Signals Using Wavelet, Variational Mode Decomposition and Nonlocal Means Algorithm," *arXiv*, preprint arXiv:2406.01023, Jun. 2024.
- [5] S. D. Yusuf, "Analysis of Butterworth Filter For Electrocardiogram De-Noising," *IJECE*, vol. 7, no. 4, pp. 8–13, Apr. 2020.
- [6] M. Bijoy, R. G. Dastidar, H. Basu y R. Mukhopadhyay, "A Human ECG Identification System Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition and Spectral Analysis using Welch Method," *Procedia Eng.*, vol. 30, pp. 313–320, 2012.
- [7] B. H. Tracey and E. L. Miller, "Nonlocal means denoising of ECG signals," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 59, no. 9, pp. 2383–2386, Sep. 2012.
- [8] X. Tan et al., "Real-time baseline wander removal in ECG signal based on weighted local linear regression smoothing," Proc. IEEE Int. Conf. Informat. Automat., 2013, pp. 453–456.
- [9] F. Singh et al., "Variational mode decomposition based ECG denoising using non-local means and wavelet domain filtering," Australas. Phys. Eng. Sci. Med., vol. 41, no. 4, pp. 891–904, Dec. 2018.