

# Procesamiento de ECGs mediante el uso de filtros digitales y transformadas de wavelets

Joaquín Batinic Rey<sup>1</sup>, Sebastian Nahuel Herrera<sup>2</sup>, Milagros Paget<sup>3</sup>,  
María de Guadalupe Voss<sup>4</sup>, y Franco Agrippino<sup>5</sup>

En este trabajo se analiza el problema del denoising de ECGs y se analizan dos alternativas para atacarlo: la técnica de filtrado digital tradicional y el uso de transformadas de wavelets. Además se analiza un método para la detección de complejos QRS mediante el uso de transformadas de wavelets.

*Index Terms*—ECG, wavelet transforms, digital filtering, denoising, QRS detection

## I. INTRODUCCIÓN AL PROBLEMA: ECG DENOISING

### I-A. ¿Qué es un ECG?

Un electrocardiograma (ECG) es un examen médico que registra la actividad eléctrica del corazón. Se utiliza para evaluar la salud y el funcionamiento del corazón, y es una herramienta de diagnóstico común en la cardiología.

Durante un electrocardiograma, se colocan electrodos en la piel del paciente en puntos estratégicos del cuerpo, como los brazos, las piernas y el pecho. Estos electrodos detectan los impulsos eléctricos generados por el corazón y los transmiten a una máquina llamada electrocardiógrafo, que registra y muestra la actividad eléctrica en forma de trazos o gráficos. [6]

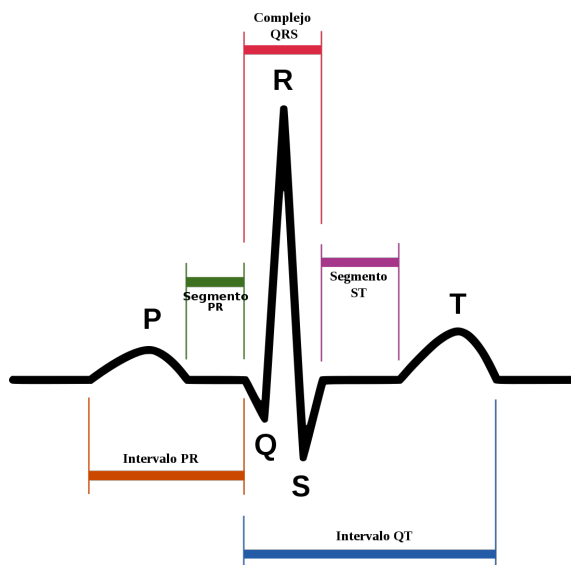


Figura 1: Comparación entre STFT y transformada wavelet continua

Las características principales de la señal de un electrocardiograma son las siguientes[9]:

#### 1. Ondas P:

Representan la despolarización de las aurículas (las cavidades superiores del corazón) cuando se contraen. Es una pequeña onda que precede a cada complejo QRS.

#### 2. Complejo QRS:

Representa la despolarización de los ventrículos (las cavidades inferiores del corazón) cuando se contraen. Es una combinación de ondas y segmentos que muestra la actividad eléctrica en esta etapa.

#### 3. Segmento ST:

Es una línea horizontal entre el complejo QRS y la onda T. Representa el período en el que los ventrículos se preparan para la siguiente contracción.

#### 4. Onda T:

Representa la repolarización de los ventrículos, es decir, cuando se recuperan eléctricamente después de la contracción.

#### 5. Onda U:

Son pequeñas ondas que a veces se pueden observar después de la onda T en un electrocardiograma. Sin embargo, las ondas U no siempre son visibles en todos los ECG y pueden ser más prominentes en ciertas condiciones.

#### 6. Intervalo PR:

Es el tiempo que tarda la señal eléctrica en propagarse desde el nodo sinusal (el "marcapasos natural" del corazón) hasta los ventrículos. Incluye la onda P, el segmento PR y el inicio del complejo QRS.

#### 7. Intervalo QT:

Es el tiempo total de despolarización y repo-

larización de los ventrículos. Mide desde el inicio del complejo QRS hasta el final de la onda T.

Estas características proporcionan información valiosa sobre la regularidad del ritmo cardíaco, la conducción eléctrica y la presencia de anomalías, como arritmias, bloqueos cardíacos, hipertrofia ventricular y otros trastornos cardíacos. Las frecuencias normales para el latido del corazón pueden variar según la edad y la condición física de una persona. A continuación, se proporcionan los rangos generales de frecuencia cardíaca en reposo para diferentes grupos de edad[7]:

- Recién nacidos (nacimiento a 4 semanas): 100 - 205 latidos por minuto (lpm).
- Bebés (4 semanas a 1 año): 100 - 180 lpm.
- Niños pequeños (1 a 3 años): 98 - 140 lpm.
- Preescolares (3 a 5 años): 80 - 120 lpm.
- Edad escolar (5 a 12 años): 75 - 118 lpm.
- Adolescentes (13 a 18 años): 60 - 100 lpm.
- Para adultos (18 años en adelante), el rango de frecuencia cardíaca en reposo esperada es de 60 - 100 lpm.

#### *I-B. Importancia del ruido en un ECG:*

La presencia de ruido puede dificultar la interpretación adecuada del ECG y afectar la precisión del diagnóstico.

El ruido puede ocultar o distorsionar las ondas y segmentos importantes del ECG, lo que dificulta la identificación y análisis preciso de los eventos eléctricos cardíacos. Esto puede llevar a una interpretación incorrecta de los ritmos cardíacos, la detección de arritmias o la evaluación de otras anomalías cardíacas.

Además, si el ruido es lo suficientemente fuerte o persistente, puede llevar a un diagnóstico incorrecto. Por ejemplo, el ruido puede simular la apariencia de ciertas arritmias o indicar la presencia de problemas cardíacos cuando en realidad no existen; también puede enmascarar o distorsionar señales vitales, como cambios en el segmento ST o la presencia de ondas pequeñas y significativas, como las ondas U y esto puede resultar en la pérdida de información crucial que podría haber sido útil para el diagnóstico y tratamiento adecuados.

Para minimizar el impacto del ruido en un ECG, es importante seguir buenas prácticas de adquisición del ECG, como asegurarse de que los electrodos estén bien conectados, evitar interferencias electromagnéticas cercanas y mantener una buena conductividad de la piel. Además, los equipos y técnicas de filtrado adecuados pueden ayudar a reducir el ruido y mejorar la calidad de la señal del ECG.

#### *I-C. Tipos de ruido en un ECG:*

En un electrocardiograma (ECG), pueden presentarse varios tipos de ruido que pueden afectar la calidad de la señal. Estos son algunos de los ruidos comunes que se pueden encontrar en un ECG [5]:

1. **Ruido de línea de base:** El desvío de la línea de base o la desviación de la línea de base es el efecto en el que el eje de la base (eje x) de una señal se mueve hacia arriba y hacia abajo en lugar de estar recto. Esto hace que toda la señal se desplace de su base normal. En la señal de ECG, el desvío de la línea de base se debe a electrodos inadecuados (impedancia entre la piel y el electrodo), el movimiento del paciente y la respiración (respiración). El contenido de frecuencia de la desviación de la línea de base está en el rango de 0,5 Hz. Sin embargo, el aumento del movimiento del cuerpo durante el ejercicio o la prueba de esfuerzo aumenta el contenido de frecuencia de la desviación de la línea de base.
2. **Ruido muscular:** La presencia de ruido muscular representa un problema importante en muchas aplicaciones de ECG, especialmente en los registros adquiridos durante el ejercicio, ya que las formas de onda de baja amplitud pueden ser opacadas por completo. El ruido muscular presenta un problema de filtrado muy difícil ya que el contenido espectral de la actividad muscular se superpone considerablemente al del complejo PQRS.
3. **Ruido de movimiento de electrodos:** Son causados principalmente por el estiramiento de la piel, lo que altera la impedancia de la piel alrededor del electrodo. Los artefactos de movimiento se asemejan a las características de la señal de la desviación de la línea de base, pero son más problemáticos de combatir ya que su contenido espectral se superpone considerablemente al del complejo PQRS. Ocurren principalmente en el rango de 1 a 10 Hz. En el ECG, estos artefactos se manifiestan como formas de onda de gran amplitud que a veces se confunden con complejos QRS. Los artefactos de movimiento de los electrodos son particularmente problemáticos en el contexto de la monitorización ambulatoria de ECG, donde constituyen la principal fuente de latidos cardíacos detectados falsamente.
4. **Ruido de interferencia de línea:** Los campos electromagnéticos causados por una línea eléctrica representan una fuente de ruido común en el ECG, así como en cualquier otra señal bioeléctrica registrada desde la superficie del cuerpo. Dicho ruido se caracteriza por

una interferencia sinusoidal de 50 ó 60 Hz, posiblemente acompañada de varios armónicos. Tal ruido de banda estrecha hace que el análisis y la interpretación del ECG sean más difíciles, ya que la delineación de formas de onda de baja amplitud se vuelve poco fiable y pueden introducirse señales espurias.

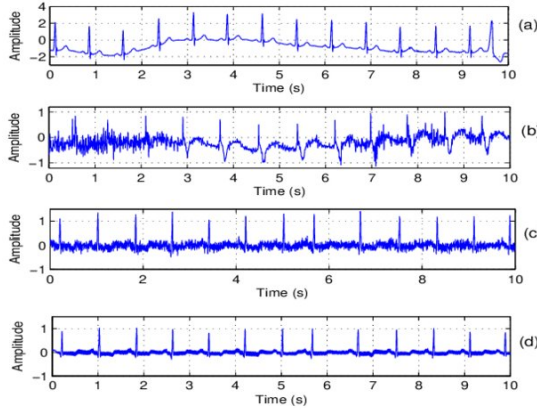


Figura 2: (a) ECG con ruido de desplazamiento de línea de base. (b) ECG con artefactos musculares. (c) ECG con ruido blanco adicionado a una relación señal-ruido (SNR) de 5 dB. (d) ECG con ruido de interferencia de línea.

#### I-D. Muestras de ECG analizadas

Para este trabajo se utilizaron muestras de ECGs de diferentes bases de datos, pero para probar e ilustrar los procesos de denoising se utilizó una muestra del MIT-BIH Noise Stress Test Database. Esta base de datos incluye 12 registros de ECG de media hora y 3 registros de media hora de ruido típico en los registros de ECG ambulatorios. Las grabaciones de ruido se realizaron utilizando voluntarios físicamente activos y grabadores, cables y electrodos de ECG estándar; los electrodos se colocaron en las extremidades en posiciones en las que los ECG de los sujetos no eran visibles.

Los registros de ruido se ensamblaron a partir de las grabaciones mediante la selección de intervalos que contenían predominantemente desviación de la línea de base, artefacto muscular (EMG) y artefacto de movimiento de electrodos. El sample rate de la digitalización de las muestras es de 360hz [3].

Hacia el final del trabajo, se utiliza una señal relativamente limpia para probar en primera instancia un algoritmo de detección de complejos QRS, esta proviene de otra base de datos, la MIT-BIH Arrhythmia Database. [2]

## II. SOLUCIÓN CLÁSICA: USO DE FILTROS DIGITALES

La aproximación clásica a este tipo de problemas es aplicar una serie de filtros digitales. En base a la literatura preexistente [5] se recomiendan diferentes tipos de filtro para atacar los ruidos típicos que se presentan en los ECGs:

1. **Ruido de línea de base:** Se puede usar el filtrado de paso alto de respuesta de impulso finito (FIR) con una frecuencia de corte de 0,5 Hz para estimar y eliminar la línea de base en la señal de ECG.
2. **Ruido muscular:** Por su contenido espectral es difícil de mitigar con un filtro digital. Sin embargo se puede usar para esto un promedio de muestras para mitigar en parte su efecto.
3. **Ruido de movimiento de electrodos:** Por su contenido espectral es difícil de mitigar con un filtro digital.
4. **Ruido de interferencia de línea:** Como este ruido se caracteriza por una interferencia sinusoidal de 50 ó 60 Hz, posiblemente acompañada de varios armónicos, para esto se puede realizar un filtro notch.

En la figura 3 se aprecia el efecto de los mismos sobre una señal de ejemplo. Se eligió esta señal dado que presenta ejemplos de todos los ruidos discutidos, por lo que es una muestra representativa de un mal escenario.

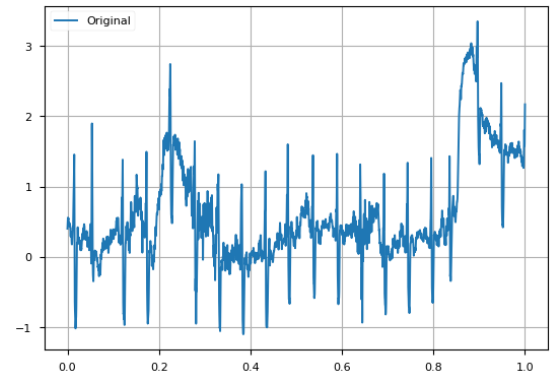


Figura 3: Diferentes filtros aplicados (Continued)

Como se aprecia en la figura 4, el comportamiento del filtrado es bueno para secciones donde no hay grandes fenómenos temporales con características transientes. Es decir, mientras la señal responde a características estables en el tiempo. Sin embargo, como se aprecia en la figura 5, cuando se introduce una perturbación localizada en el tiempo de características en el espectro de frecuencia similares a la señal del ECG la respuesta del filtro no la neutraliza de manera satisfactoria.

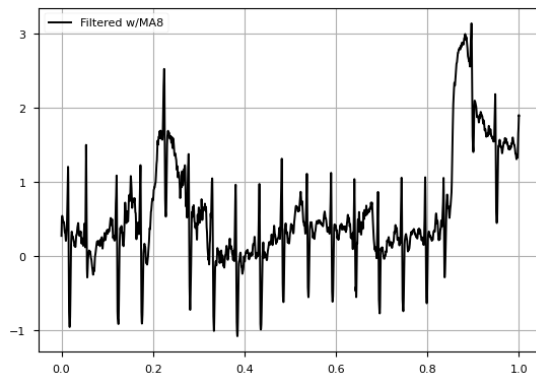


Figura 3: Diferentes filtros aplicados (Continued)

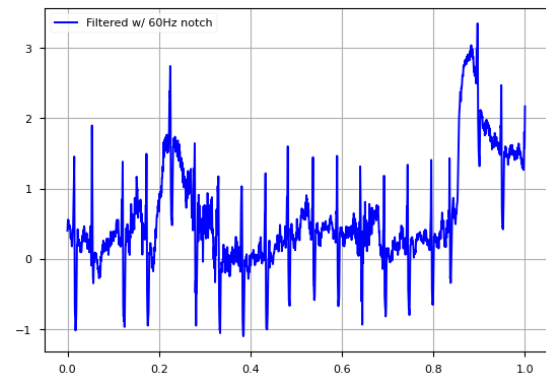


Figura 3: Diferentes filtros aplicados (Continued)

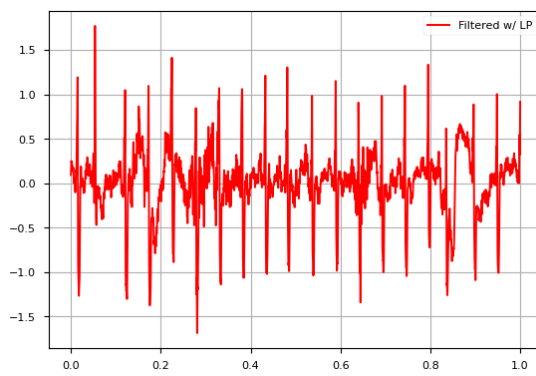


Figura 3: Diferentes filtros aplicados (Continued)

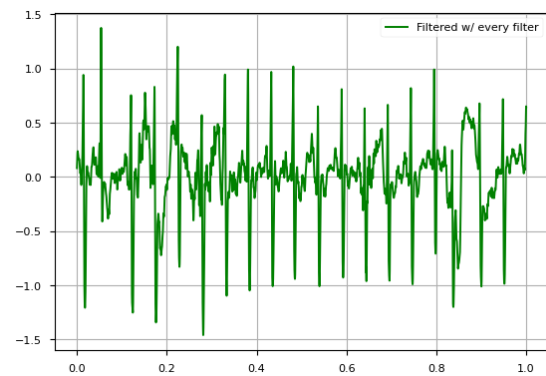


Figura 3: Diferentes filtros aplicados

Entonces cabe la pregunta de qué otras técnicas se pueden utilizar para atacar este problema.

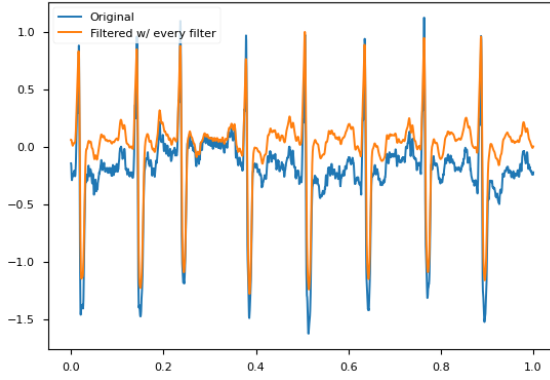


Figura 4: Señal filtrada con todos los filtros sugeridos

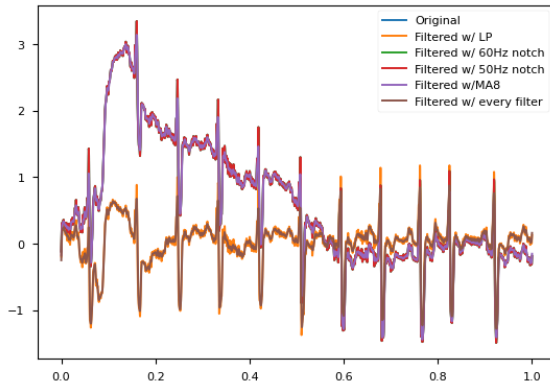


Figura 5: Desglose de los filtros

### III. SOLUCIÓN ALTERNATIVA: TRANSFORMADA WAVELET

Los filtros tradicionales, como los filtros pasabajos o los filtros notch, funcionan únicamente en el dominio de la frecuencia. No utilizan información sobre la localización temporal de los componentes de la señal. Como resultado, estos filtros pueden no diferenciar efectivamente entre la señal deseada y el ruido en el dominio del tiempo, especialmente cuando las características del ruido varían con el tiempo o no son estacionarias. Además, como los filtros tradicionales aplican una respuesta de frecuencia fija a toda la señal, lo que puede resultar en la eliminación tanto del ruido como de los componentes de señal deseados en el rango de frecuencia que se filtra. Esta falta de selectividad puede provocar la pérdida de información o la distorsión de características importantes de la señal.

#### III-A. ¿Qué son las wavelet transforms?

Las transformadas wavelet son herramientas matemáticas que se utilizan para analizar señales y datos tanto en el dominio del tiempo como en el

de la frecuencia. Proporcionan una representación localizada y multirresolución de una señal al descomponerla en un conjunto de funciones wavelet a diferentes escalas.

A diferencia de la transformada de Fourier, que descompone una señal en una suma de funciones sinusoidales, las transformadas de wavelets utilizan wavelets, que suelen ser formas de onda localizadas de corta duración (la traducción al español, polo utilizada, sería 'ondícula'). Las funciones wavelet tienen características tanto de tiempo como de frecuencia, lo que les permite capturar información temporal y de frecuencia de una señal simultáneamente.

La transformada wavelet opera convolucionando la señal con un conjunto de funciones wavelet escaladas y trasladadas, como se ve en la figura 6. Estas funciones wavelet son versiones dilatadas o contraídas de la wavelet madre, que representan diferentes escalas. Al variar la escala y la posición de las ondículas, la transformada de ondículas analiza diferentes componentes de frecuencia de la señal en diferentes intervalos de tiempo.

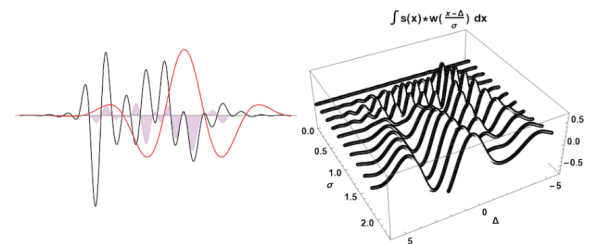


Figura 6: Ilustración de transformada wavelet

El resultado de una transformada de wavelet es una representación bidimensional denominada matriz de coeficientes de wavelet. Esta matriz representa cómo se distribuye la energía de la señal en diferentes escalas e intervalos de tiempo. Proporciona un análisis detallado y localizado de la señal, con información de alta frecuencia concentrada en las primeras etapas de la descomposición e información de baja frecuencia en las etapas posteriores.

Las transformadas wavelet tienen varias aplicaciones en el procesamiento de señales, incluyendo la eliminación de ruido y extracción de características, que es en lo que se hace foco en este trabajo. Esta herramienta es particularmente útil en los casos en que las señales contienen características transitorias o un comportamiento no estacionario, ya que pueden capturar y representar estas características de manera efectiva.

### III-B. Diferencia entre las wavelet transforms y la short time fourier transform

Otra herramienta de características similares a las transformadas de wavelet son las Short-Time Fourier Transform (STFT). Ambas son técnicas de análisis de tiempo-frecuencia utilizadas para analizar señales, pero tienen algunas diferencias fundamentales:

Localización en tiempo-frecuencia:

La STFT utiliza una ventana de tamaño fijo, normalmente una ventana rectangular, para analizar una señal en el dominio de tiempo-frecuencia. La ventana se aplica a secciones consecutivas de la señal y la transformada de Fourier se calcula para cada segmento de la ventana. Esto proporciona información sobre el contenido de frecuencia de la señal en intervalos de tiempo específicos, pero carece de localización temporal para componentes de frecuencia individuales.

La transformada wavelet proporciona un análisis de resolución múltiple. A escalas más altas (menor frecuencia), las wavelets tienen una mejor resolución de frecuencia pero una resolución de tiempo más pobre, mientras que a escalas más bajas, las ondas tienen una mejor resolución de tiempo pero una resolución de frecuencia más pobre. Esta adaptabilidad permite que las transformaciones wavelet capturen las características locales y globales de la señal. La STFT Proporciona una resolución de frecuencia constante en todo el plano de tiempo-frecuencia. El tamaño de la ventana determina el trade-off entre resolución de tiempo y frecuencia. Un tamaño de ventana más grande proporciona una mejor resolución de frecuencia pero sacrifica la resolución de tiempo y viceversa.

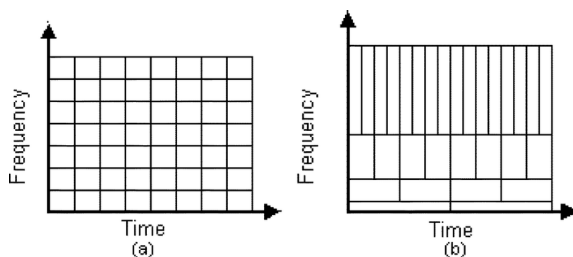


Figura 7: a: STFT b: WT

### III-C. ¿Qué es exactamente una función wavelet?

Una wavelet es una función matemática típicamente oscilatoria y localizada tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia. Las funciones wavelet se caracterizan por su forma, duración y el número de oscilaciones que poseen.

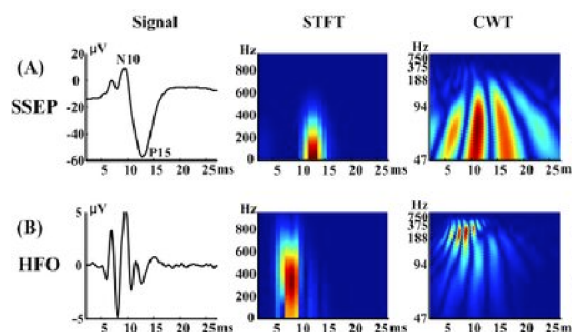


Figura 8: Comparación entre STFT y transformada wavelet continua

Existen numerosos tipos de wavelets, cada uno con sus propiedades y aplicaciones específicas. Algunos ejemplos comunes de wavelets incluyen [1]:

- **Wavelets de Haar:**

Son las wavelets más sencillas y consisten en una función escalonada con un valor positivo durante la mitad de su duración y un valor negativo durante la otra mitad. Es muy adecuado para detectar cambios abruptos o flancos en las señales.

- **Wavelets de Daubechies:**

Son wavelets populares debido su buena localización de tiempo-frecuencia. Son ampliamente utilizados en aplicaciones de procesamiento de señales e imágenes.

- **Wavelets de Symlet:**

Son similares a las wavelets de Daubechies pero tienen una localización de frecuencia ligeramente mejor. Las wavelets sym4, sym6 o sym8 se usan comúnmente en varias tareas de procesamiento de señales.

- **Wavelet Mexican Hat:**

Son wavelets ampliamente utilizada para detectar y analizar eventos transitorios. Su forma se asemeja a una curva de campana con lóbulos positivos y negativos, lo que lo hace efectivo para detectar y caracterizar picos agudos o pulsos en las señales.

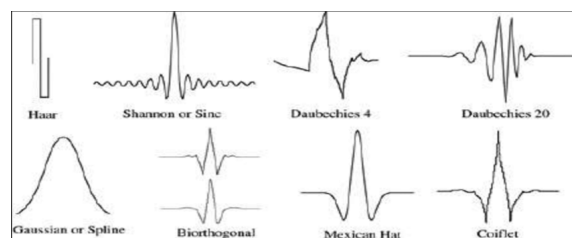


Figura 9: Comparación entre STFT y transformada wavelet continua

Al elegir una wavelet para eliminar el ruido de una señal de ECG, algunos factores a considerar incluyen:

- Localización de tiempo y frecuencia:  
Hay que seleccionar una wavelet con buena localización de tiempo para capturar con precisión los componentes transitorios de la señal de ECG, como los picos R o los complejos QRS, pero también en frecuencia, para poder discriminar entre las componentes deseadas y no deseadas.
- Supresión de ruido:  
Hay que buscar una ondícula que suprima de forma eficaz el ruido y conserve las características importantes del ECG. Las ondículas con buenas propiedades de concentración de energía pueden ayudar a separar el ruido de la señal deseada.
- Eficiencia computacional:  
Hay que considerar la complejidad computacional de la transformada wavelet, ya que algunas wavelets pueden ser más eficientes y esto en general depende de la cantidad de puntos de fuga, por ejemplo.

Para eliminar el ruido de las señales de ECG, se utilizarán wavelets de la familia Daubechies. Estas ofrecen una buena localización en tiempo-frecuencia, concentración de energía y han tenido éxito en la eliminación del ruido, conservando al mismo tiempo las características del ECG.

La principal diferencia entre las wavelets de la familia (por ejemplo db20 y db4) radica en su número de momentos de fuga y sus características de frecuencia.

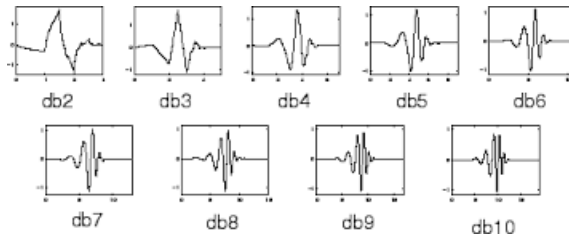


Figura 10: Comparación entre STFT y transformada wavelet continua

1. Momentos de fuga: Los momentos de fuga se refieren al número de momentos (integrales de la función wavelet multiplicada por monomios) que se desvanecen. Un mayor número de momentos de fuga indica una mejor localización de frecuencia y un comportamiento más suave. El 'db' en el nombre de la wavelet representa las wavelets de Daubechies, y el número que le sigue indica el número de momentos de fuga.

- db4: Tiene cuatro momentos de fuga. Significa que la integral de la función wavelet multiplicada por cualquier polinomio constante, lineal, cuadrático o cúbico es cero. La wavelet db4 proporciona una localización de frecuencia moderada y se usa ampliamente para diversas tareas de procesamiento de señales.
- db20: Tiene veinte momentos de fuga. Ofrece una mejor localización de frecuencia y un comportamiento más suave en comparación con la wavelet db4. El mayor número de momentos de fuga permite que la wavelet db20 capture detalles más finos y oscilaciones en las señales.

#### 2. Resolución de frecuencia de tiempo:

El número de momentos de fuga influye en la resolución de frecuencia de tiempo de una wavelet. En general, las wavelets con un mayor número de momentos de fuga proporcionan una mejor localización de la frecuencia, pero pueden sacrificar la localización del tiempo. Esto significa que la wavelet db20, con su mayor número de momentos de fuga, puede tener una mejor localización de frecuencia pero podría tener una localización de tiempo ligeramente reducida en comparación con la wavelet db4.

#### 3. Complejidad computacional:

A medida que aumenta el número de momentos de fuga, también aumenta la complejidad de la transformada wavelet. La wavelet db20, con veinte momentos de fuga, generalmente requeriría más recursos computacionales en comparación con la wavelet db4 con solo cuatro momentos de fuga.

Por esto, y basado en la literatura preexistente, se elige utilizar la wavelet db4 para este trabajo.

### III-D. WT discreta

La transformada wavelet discreta (DWT) es una técnica de procesamiento de señales digitales que amplía los conceptos de transformadas wavelet de tiempo continuo a señales discretas. [4] De forma similar a la transformada wavelet continua, la DWT descompone una señal en diferentes componentes de frecuencia en múltiples escalas. Sin embargo, en lugar de utilizar un rango continuo de escalas, la DWT opera en un conjunto discreto de escalas o niveles. Esta naturaleza de la DWT es adecuada para señales digitales que están representadas por muestras discretas.

La DWT sigue un marco de análisis de resolución múltiple, donde la señal se descompone sucesivamente en coeficientes de aproximación y detalle en cada nivel. Los coeficientes de aproximación representan los componentes de escala gruesa de la señal, mientras que los coeficientes de



detalle capturan los componentes de alta frecuencia o de escala fina. Esta descomposición generalmente se realiza utilizando un par de filtros de análisis, conocidos como filtro de paso bajo (LPF) y filtro de paso alto (HPF), que dividen la señal en sus subbandas de frecuencia.

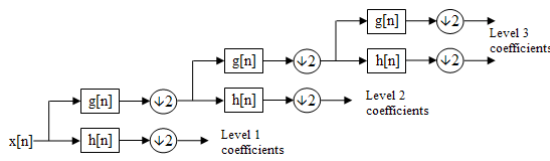


Figura 11: DWT: proceso de descomposición

Para calcular la DWT, la señal pasa a través de una serie de bancos de filtros. Los filtros LPF y HPF se obtienen modificando los parámetros de escala y desplazamiento de la función wavelet madre. El filtro LPF está diseñado para tener una respuesta de frecuencia que captura los componentes de baja frecuencia, mientras que el filtro HPF captura los componentes de alta frecuencia. Estos filtros generalmente están diseñados para tener características de respuesta de frecuencia deseables, como una buena atenuación de la banda suprimida, planitud de la banda de paso y momentos de fuga, y están dados por la función wavelet utilizada. En cada nivel, la señal es filtrada por LPF y HPF para obtener los coeficientes de aproximación y detalle. Luego, los coeficientes de aproximación se descomponen aún más en niveles posteriores, mientras que los coeficientes de detalle se pasan al siguiente nivel. Este proceso de descomposición jerárquica continúa hasta que se alcanza el nivel deseado de descomposición. Este proceso de descomposición binaria de la señal se llama descomposición diádica y permite que este proceso se realice de manera eficiente.

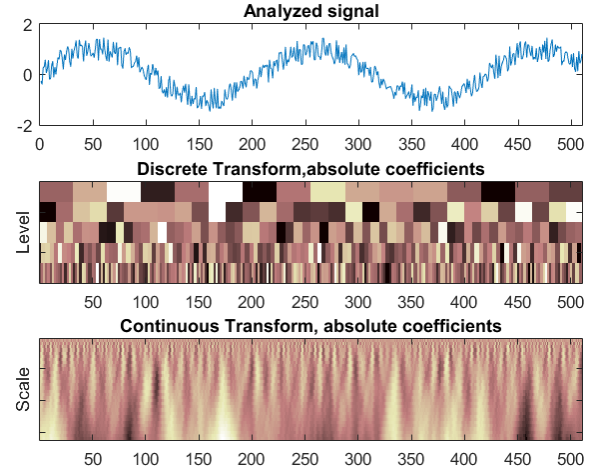


Figura 12: Comparación entre DWT y WT para una señal ruidosa

La DWT proporciona una representación esparsa de la señal, lo que significa que los coeficientes en los niveles más altos representan componentes más amplios o de menor frecuencia, mientras que los coeficientes en los niveles más bajos capturan detalles más finos o de mayor frecuencia. Esta propiedad permite una compresión, eliminación de ruido y extracción de características de la señal.

### III-E. Caso práctico: Denoising usando wavelet transforms

A continuación, se mostrará como se usaron transformadas de wavelet para limpiar la señal de muestra que ya se había utilizado como referencia en la sección de filtros digitales. El proceso se realizará en tres pasos.

En primer lugar, se busca dividir la señal original en secciones que tengan características similares. Esto se hace para poder aplicar correctamente un umbral de eliminación a los coeficientes que no se consideren importantes para la señal. No es útil utilizar un umbral universal para toda la señal, ya que sus características cambian. Por lo tanto, no sería adecuado para las diferentes secciones. La forma de lograr esto fue mediante un análisis de la potencia instantánea de la señal. Se desarrolló un algoritmo sencillo que detecta la energía de la señal en ventanas y luego establece un límite mínimo del 50 % del valor máximo encontrado. Cuando la potencia atraviesa este límite, se introduce un punto de corte para procesar la señal. Por último, se estableció una longitud mínima para estas secciones para evitar problemas con la profundidad de la descomposición que se realizará más adelante. Esta operación que se detalló se puede apreciar en la figura 13.



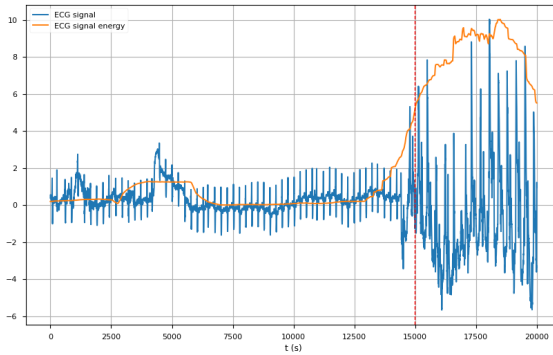


Figura 13: Corte según energía de la señal

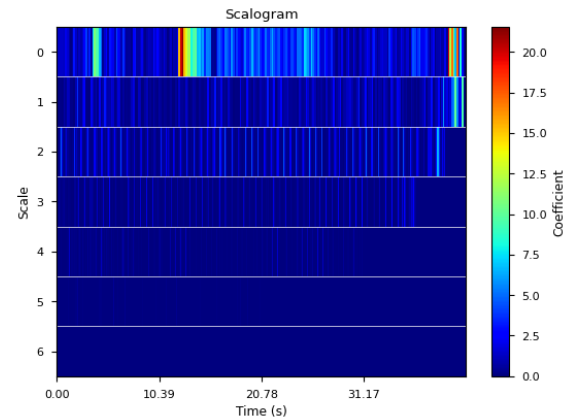


Figura 15: Escalograma de la primera sección de la señal

Después de establecer las secciones de análisis, el siguiente paso es determinar qué secciones de frecuencia son relevantes para nuestra señal y cuáles están demasiado contaminadas por ruido. En nuestro enfoque, utilizaremos una descomposición de profundidad 6, ya que es una cantidad adecuada según la literatura consultada y nuestra experiencia práctica. Esto significa que tendremos 7 conjuntos de coeficientes (6 de detalle y 1 de aproximación).

Para realizar este análisis de las características de la señal, podemos utilizar escalogramas. En las figuras 14, 15 y 16, se puede observar que los coeficientes de aproximación contienen el ruido de la línea de base y que los niveles 1, 2 y 3 contienen la mayor parte de la información relevante del ECG. Por lo tanto, se conservarán los niveles 1, 2 y 3 y se descartará el resto.

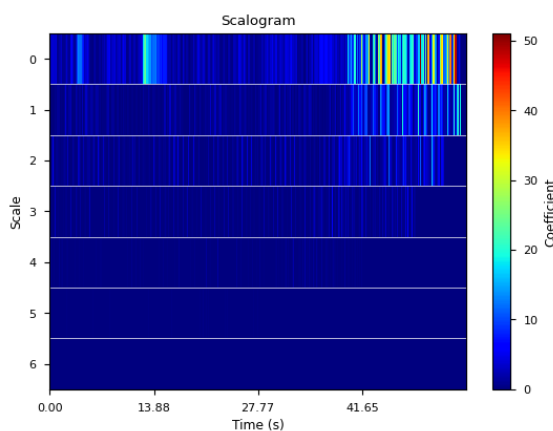


Figura 14: Escalograma de la señal entera

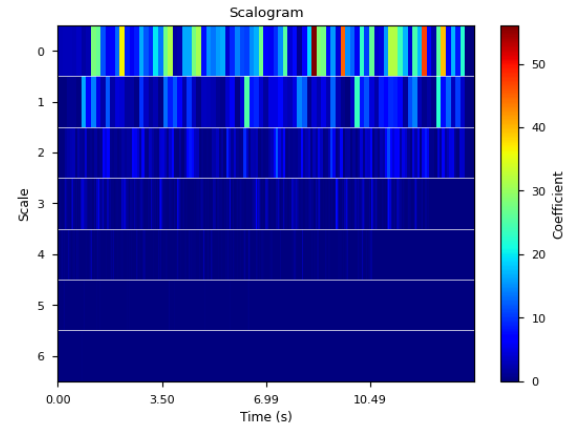


Figura 16: Escalograma de la segunda sección de la señal

A continuación hay que definir el umbral para descartar coeficientes. Se probaron diferentes opciones, y finalmente se optó por realizar un hard thresholding utilizando la media de los coeficientes del nivel como referencia. Hard thresholding significa descartar los coeficientes que tengan un valor absoluto por debajo de un umbral propuesto. Otras opciones analizadas fueron no realizar ningún thresholding y hacerlo respecto del máximo absoluto propio de cada nivel. La primera opción dejaba demasiado ruido sin filtrar y la segunda tiene el problema de ser demasiado sensible a ruidos de gran amplitud (es decir, es fácil que el corte quede en un nivel demasiado alto), por lo que fueron descartadas. A continuación, en la figura 17, se aprecia a una sección de la señal filtrada con wavelets. En la figura 18 se hace foco una sección con una interferencia temporal de gran amplitud que causaba problemas en el filtrado tradicional. Luego se comparará en detalle, pero la mejora es notable, siendo este ruido casi completamente neutralizado.

En ambas observaciones quedan de manifiesto las características fundamentales del ECG: el complejo QRS, las ondas P, T e incluso -en el caso de este paciente- las ondas U.

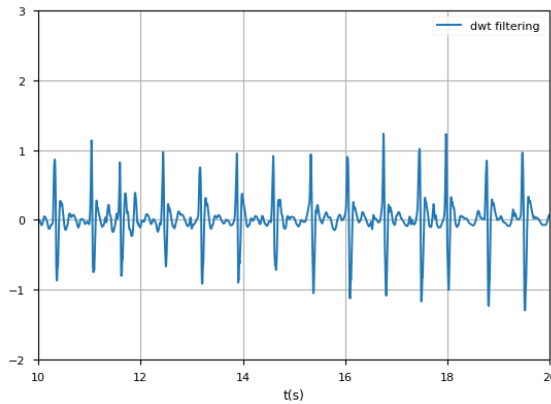


Figura 17: Filtrado con WT

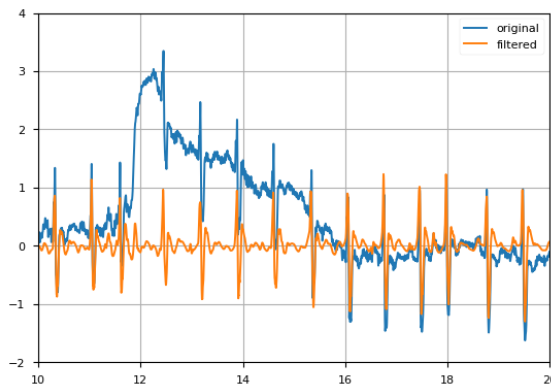


Figura 18: Filtrado con WT

Finalmente comparamos la performance del modelo elegido con las técnicas de filtrado tradicionales, presentadas en la sección correspondiente. En la figura 19 se muestra una sección del ECG con ruido de baja frecuencia y de alta frecuencia. Aquí se aprecia como ambas soluciones tienen una buena calidad, conservando las formas características morfológicas de interés de la señal original. Si se mira con atención, el filtrado por DWT tiene un mejor desempeño dado que elimina al completo la fuzziness de la señal y, además, mantiene con mayor rigurosidad su nivel en 0.

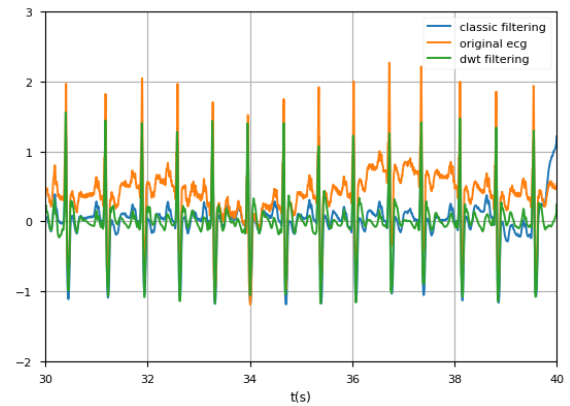


Figura 19: Comparación entre DWT y filtros clásicos para una señal dada

Por otro lado, frente a perturbaciones transientes más violentas es donde el filtrado por DWT sobresale. En la figura 20 se ve la misma perturbación vista en la figura 18. Aquí es evidente como la selectividad de la wavelet tanto en frecuencia como en tiempo resultan en una señal mucho más fiel a la original frente a este tipo de problemas.

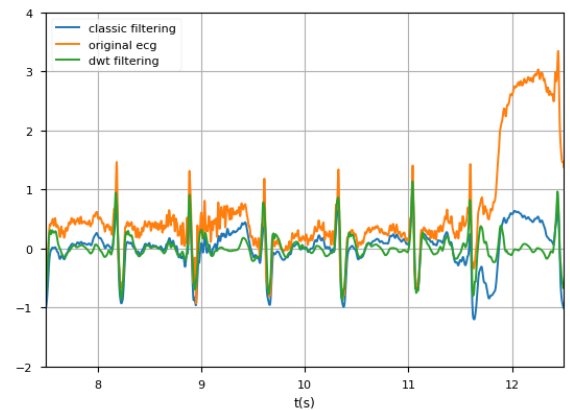


Figura 20: Comparación entre DWT y filtros clásicos para una señal dada

Es evidente que frente a una señal distorsionada en extremo la DWT no es una solución mágica, como se observa en la sección presentada en la figura 21. En este caso, que se corresponde con la última sección del ECG, aunque se puede apreciar la forma básica del ECG, los resultados no logran una calidad razonable para la evaluación diagnóstica del mismo.

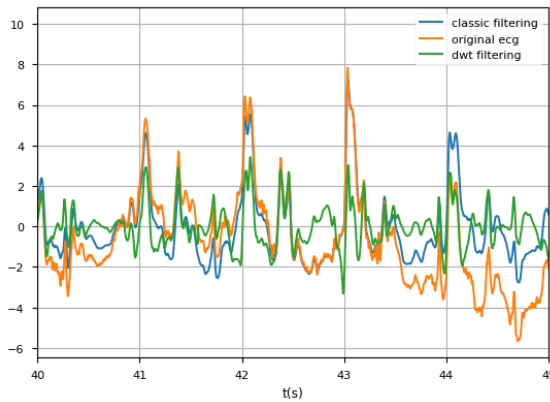


Figura 21: Comparación entre DWT y filtros clásicos para una señal dada

### III-F. Caso práctico: Detección de complejos QRS usando wavelets

El complejo QRS representa el componente más importante dentro de la señal de ECG. Su detección es el primer paso de todo tipo de extracción automática de características. Un detector QRS debe ser capaz de detectar un gran número de morfologías QRS diferentes, y para eso se pueden utilizar DWTs.

Para hacer esto, nos basamos en un método fundamentado en la potencia del complejo en diferentes frecuencias [10]. El razonamiento se puede encontrar en el paper referenciado con un mayor desarrollo, pero la idea es encontrar las franjas de frecuencia donde el complejo acumula mayor energía. Para una señal con SR de 360hz se propone hacer una descomposición de 5 niveles con una wavelet de Haar, y basarse en una multiplicación de los dos niveles de detalle de menor frecuencia para ubicar los complejos. El algoritmo es el siguiente:

1. Aplicar DWT c/ Haar wavelet y 5 niveles de profundidad
2. obtener  $h = |d1 * d2|$
3. aplicar un umbral de  $\lambda = 0,3 * \max(h)$  a  $h$
4. Identificar diferentes complejos QRS:  
si  $i, i'$  son consecutivos posiciones seleccionadas:  $|i - i'| < 100ms$  entonces  $i, i' \rightarrow$  mismo QRS- si no  $i, i'$  No es el mismo QRS.
5. Eliminación de detección múltiple:  
un pico que ocurre dentro el período refractario (200 ms) no se tiene en cuenta. Esta restricción es fisiológico debido al período refractario durante que la despolarización ventricular no puede ocurrir
6. Búsqueda de complejos QRS perdidos:  
si no hay complejo QRS se detecta dentro del 150 % del intervalo RR actual, entonces aplicar una búsqueda hacia atrás utilizando un

umbral secundario de 0,5 veces el anterior para el segmento de tiempo intermedio para encontrar cualquier pico perdido. Este valor de segmento tiene un origen fisiológico: el valor del tiempo entre adyacentes los latidos del corazón no pueden cambiar más rápido que esto.

Al implementar el algoritmo se advirtió rápidamente que para ECGs poco ruidosos y -sobre todo- regulares en su amplitud, como se observa en la figura 22, el mismo funciona correctamente. Pero que al introducir una señal ruidosa, y más que nada con una amplitud variable, tal como se aprecia en la figura 24 el algoritmo pasa a fallar con mayor regularidad. Esto se debe a que el umbral se define a partir del valor máximo de  $h$ , y como  $h$  es la multiplicación de coeficientes, una leve diferencia en amplitud de la señal repercute en una amplia diferencia en la amplitud de  $H$ , como se aprecia en la figura 24.

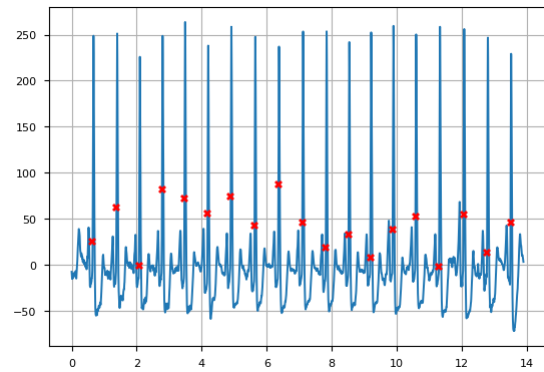


Figura 22: Detección de QRS en una señal del MIT-BIH arrhythmia dataset

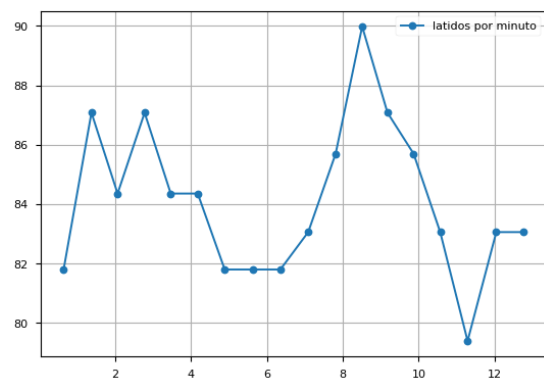


Figura 23: Latidos por minuto en una señal del MIT-BIH arrhythmia dataset

Una solución para esto es bajar todavía más el umbral del paso 5. Para el ejemplo seleccionado

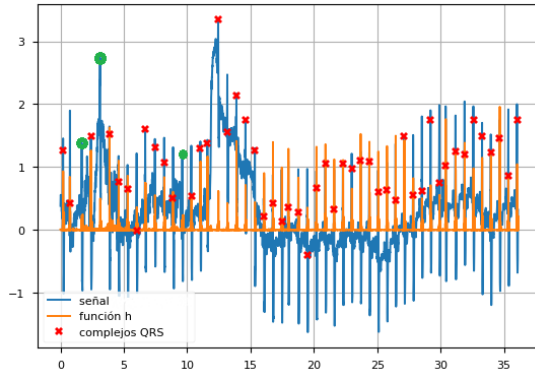


Figura 24: Detección de QRS en una señal ruidosa, en verse los QRS no detectados

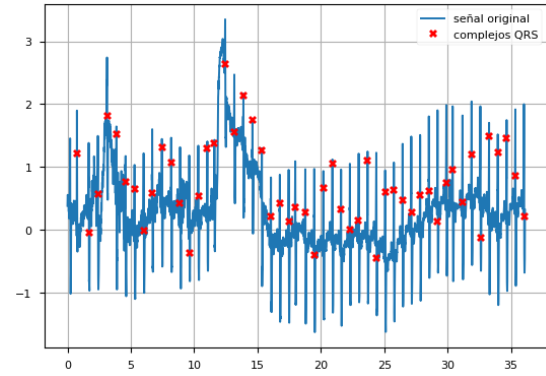


Figura 26: Detección de QRS en la misma señal ruidosa, prefiltrada con transformadas wavelet (superposición con la señal original).

bajarlo de 0.5 a 0.3 por ejemplo resuelve los problemas. Sin embargo, una solución automática que se encontró es preprocesar la señal. Se propone filtrar la señal con wavelets como se hizo anteriormente, normalizar la señal llevándola a un máximo de  $\pm 1$  y luego aplicar un truncamiento a  $\pm 0.5$ , de este modo como se aprecia en las figuras 25 y 26 mediante el uso de transformadas de wavelets se pueden obtener los complejos QRS de ECGs incluso con grandes distorsiones utilizando el algoritmo propuesto.

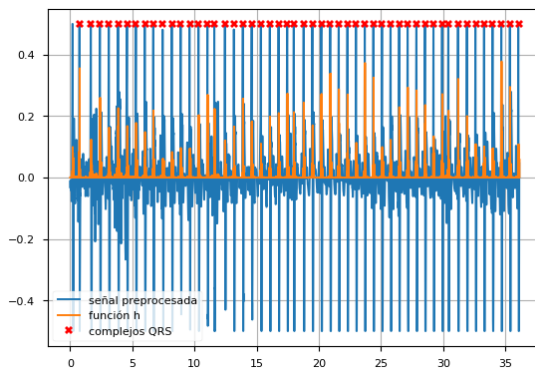


Figura 25: Detección de QRS en la misma señal ruidosa, prefiltrada con transformadas wavelet.

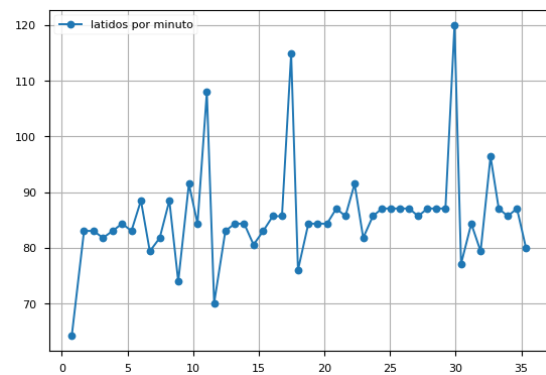


Figura 27: BPM de la señal ruidosa

#### IV. CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo, se ha demostrado que las transformadas de wavelets discretas son una herramienta sumamente útil en el procesamiento, caracterización y filtrado de señales complejas. Esto se debe a su capacidad para proporcionar una resolución variable tanto en frecuencia como en tiempo. En el caso particular de los electrocardiogramas, estas transformadas ofrecen ventajas significativas en comparación con los filtros tradicionales, especialmente en la eliminación de distorsiones transitorias. Por otro lado, también se pueden emplear para la detección automática y precisa de características fundamentales de la señal, como los complejos QRS.

En cuanto a las futuras líneas de investigación, se sugiere profundizar en el análisis de la calibración automática del umbral para los coeficientes utilizados en el filtrado de la señal. Asimismo, se propone explorar el uso de estas transformadas para la caracterización de cardiopatías, como las arritmias.

## REFERENCIAS

- [1] Introduction to Wavelet Families- MATLAB Simulink. <https://www.mathworks.com/help/wavelet/gs/introduction-to-the-wavelet-families.html>.
- [2] Mit-BIH Arrhythmia Database v1.0.0. <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/>.
- [3] Mit-BIH Noise Stress Test Database v1.0.0. <https://www.physionet.org/content/nstdb/1.0.0/>.
- [4] Introduction to the Discrete Wavelet Transform (DWT). [https://mil.ufl.edu/nechyba/www/eel6562/course\\_materials/t5.wavelets/intro\\_dwt.pdf](https://mil.ufl.edu/nechyba/www/eel6562/course_materials/t5.wavelets/intro_dwt.pdf), feb 2 2004. [Online; accessed 2023-06-27].
- [5] Signal Processing Techniques for Removing Noise from ECG Signals. *jber*, dec 3 2019.
- [6] Electrocardiography. <https://www.britannica.com/science/electrocardiography>, jun 21 2023. [Online; accessed 2023-06-27].
- [7] @ClevelandClinic . What to Know About Your Heart Rate and Pulse. <https://my.clevelandclinic.org/health/diagnostics/17402-pulse-heart-rate>.
- [8] Paul S Addison. Wavelet transforms and the ECG: a review. *Physiological Measurement*, 26(5):R155–R199, aug 8 2005.
- [9] Euan A Ashley and Josef Niebauer. Conquering the ECG - Cardiology Explained - NCBI Bookshelf. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK2214/>, jan 1 2004.
- [10] Zahia Zidelmal, Ahmed Amirou, Mourad Adnane, and Adel Belouchrani. Qrs detection based on wavelet coefficients. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 107(3):490–496, 9 2012.