



TELECOMUNICACIÓN

Campus Sur
POLITÉCNICA

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA Y SISTEMAS DE TELECOMUNICACIÓN

PROYECTO FIN DE GRADO

TÍTULO: ANÁLISIS DE ELECTROCARDIOGRAMAS REALES:
DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS

AUTOR: ANTÍA TESTA PÉREZ

TUTOR (o Director en su caso): DAVID LUENGO GARCÍA

TITULACIÓN: SISTEMAS DE TELECOMUNICACIÓN

DEPARTAMENTO: TEORÍA DE LA SEÑAL Y COMUNICACIONES

VºBº

Miembros del Tribunal Calificador:

PRESIDENTE: RUBÉN DE DIEGO MARTÍNEZ

VOCAL: DAVID LUENGO GARCÍA

SECRETARIO: DAVID OSÉS DEL CAMPO

Fecha de lectura: de de 2016

Calificación:

El Secretario,

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quisiera agradecer a mi tutor David la oportunidad que me ha dado de realizar este proyecto, por todo lo que me ha enseñado, por transmitirme su experiencia y por su gran dedicación conmigo, su atención y su disponibilidad. Ha sido un placer trabajar a su lado.

A mis padres, por haber sido los principales responsables de que hoy esté exactamente donde quería estar. Gracias por vuestra confianza en mí, por vuestra paciencia y por haberme animado día a día a llegar hasta aquí. Sois increíbles.

A mis amigos, una de las cosas más bonitas que me ha brindado esta carrera, en la que hemos crecido, disfrutado y compartido grandes momentos. Han sido años difíciles pero vosotros habéis sabido hacer de ello una etapa inolvidable. Por estos cinco años de alegría y por los que nos quedan por vivir.

A Javi, por haber estado cada día a mi lado y haber sabido sacar lo mejor de mí. Gracias por haber llegado para quedarte, gracias por ser tú.

Este proyecto va dedicado a todos aquellos que me han acompañado, a los de toda la vida y a los que han aparecido durante estos últimos años. A todos los que me habéis ayudado a estar hoy aquí.

Muchas gracias a todos.

“No existen más límites que los que tú quieras ver”

RESUMEN

La Ingeniería Biomédica surgió en la década de 1950 como una disciplina que aunaba ingeniería, biología y medicina. Nació con el fin de combinar criterios y herramientas de análisis para la comprensión de distintas enfermedades y para el desarrollo de nuevas técnicas y productos en el ámbito de la Biomedicina.

Las señales ligadas a este área han de ser analizadas e interpretadas. Aquí es donde surge la Electrocardiografía, una de las primeras áreas en que se aplicó el procesado digital de señales hace más de 50 años, permitiendo así la detección y estudio de múltiples enfermedades cardiacas por parte de cardiólogos e ingenieros. El primer paso en el análisis de señales electrocardiográficas es habitualmente la detección del complejo QRS, cuya duración, amplitud y morfología es muy útil en el diagnóstico de numerosas patologías y trastornos. En consecuencia, se han desarrollado múltiples técnicas y algoritmos de detección de complejos QRS, que se pueden agrupar en tres grandes familias: Algoritmos basados en filtrado, Algoritmos basados en una transformación no lineal sin memoria y Algoritmos basados en una transformación no lineal con memoria.

En este proyecto se llevará a cabo el estudio de tres algoritmos de este tipo, cada uno perteneciente a una de las tres familias. Este proyecto incluye una parte teórica de análisis y desarrollo de algoritmos de procesado de señal, y una parte de simulación y comprobación de prestaciones con Matlab. Ésta es una potente herramienta de cálculo, representación gráfica y simulación, razón por la cual se ha elegido dicho software como medio principal para la implementación del proyecto .

ABSTRACT

Biomedical Engineering emerged in the 1950s as a discipline that combined engineering, biology and medicine. It was born in order to combine criteria and analysis tools for the understanding of different diseases and for the development of new techniques and products in the field of Biomedicine.

Signals linked to this area must be analysed and interpreted. This is where the Electrocardiography arises, one of the first areas in which the digital signal processing was applied over 50 years, allowing for the detection and study of multiple heart diseases by cardiologists and engineers. The first step in the analysis of electrocardiographic signals is usually QRS complex detection, its duration, extent and morphology is very useful in the diagnosis of many diseases and disorders. Consequently, we have developed many techniques and algorithms for detecting QRS complexes, which can be grouped into three large families: Algorithms based on filtering, algorithms based on a nonlinear transformation without memory and algorithms based on a nonlinear transformation with memory.

During this project a study of three algorithms of this type will be carried out, each belonging to one of the three families. This project includes a theoretical part of analysis and development of signal processing algorithms and a part of simulation and performance testing with Matlab. This is a powerful calculation tool, graphical representation and simulation, the reason such software has been chosen as the primary means for project implementation.

Índice de contenido

1. INTRODUCCIÓN	17
1.1. Motivación	17
1.2. Objetivos	17
1.3. Estructura del Proyecto	18
2. CARDIOLOGÍA	19
2.1. El corazón	19
2.1.1. Estructura del corazón	19
2.1.2. Morfología del corazón	20
2.1.3. Funcionamiento del corazón	24
2.2. Electrocardiología	25
2.3. Electrofisiología	29
2.3.1. Funcionamiento eléctrico del corazón	30
2.3.2. Ondas del Ciclo Cardiaco	35
2.4. Discusión	37
3. DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS	39
3.1. Algoritmos basados en filtrado	40
3.1.1. Estructura y elementos conformantes del algoritmo desarrollado	41

3.2. Algoritmos basados en una transformación no lineal sin memoria	51
3.2.1. Algoritmo de Pan-Tompkins	53
3.3. Algoritmos basados en una transformación no lineal con memoria	60
3.3.1. Estructura y elementos conformantes del algoritmo desarrollado	60
3.4. Discusión	68
4. SIMULACIONES	69
4.1. PhysioNet	69
4.1.1. Estructura del recurso	70
4.1.2. Antecedentes y objetivos	71
4.2. Evaluación de la calidad de los algoritmos	73
4.2.1. Medidas de rendimiento	73
4.2.2. Determinación de verdaderos positivos	75
4.3. Resultados	77
4.3.1. Algoritmo DF1	77
4.3.2. Algoritmo de Pan-Tompkins	81
4.3.3. Algoritmo CLT	84
4.3.4. Comparativa de algoritmos	87
4.4. Discusión	89
5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS	91
6. BIBLIOGRAFÍA	95

Índice de figuras

Figura 1: Estructura cardiaca [3]	19
Figura 2: Morfología del corazón [4]	21
Figura 3: Válvulas cardíacas [3]	22
Figura 4: Flujo sanguíneo en el corazón [4]	23
Figura 5: Ejemplo electrocardiograma	25
Figura 6: Primer electrocardiógrafo [6]	26
Figura 7: Derivaciones de extremidades bipolares. Triángulo de Einthoven [6]	27
Figura 8: Derivaciones unipolares, Triángulo de Einthoven [6]	27
Figura 9: Ejemplo de disposición de electrodos en la superficie del cuerpo [8]	29
Figura 10: Sistema eléctrico del corazón [4]	31
Figura 11: Secuencia de los vectores asociados con las diferentes fases de la despolarización y repolarización y la onda ECG relacionada [7]	32
Figura 12: Morfología de los potenciales de acción de las diferentes regiones y la señal ECG resultante [7]	34
Figura 13: Ondas correspondientes al ciclo cardiaco y duración [7]	35
Figura 14: Definición de cada onda conformante del ciclo cardiaco	37
Figura 15: Estructura de un algoritmo detector de complejos QRS	40
Figura 16: Esquema correspondiente a un cambio de ritmo fraccionario	41
Figura 17: Implementación por etapas del cambio de ritmo fraccionario	42
Figura 18: Cambio de ritmo fraccionario aplicado a una señal ECG.	43
Figura 19: Respuesta en frecuencia correspondiente al filtro ranura	44

Figura 20: Respuesta en frecuencia correspondiente al filtro paso bajo	45
Figura 21: Señal de entrada y señal obtenida después de la etapa de preprocesado.	46
Figura 22: Representación del umbral de detección aplicado, en la etapa de decisión, a la señal previamente filtrada	47
Figura 23: Principios de subida del pico, candidato a ser complejo QRS	48
Figura 24: Superación del umbral negativo y cumplimiento de la primera condición.	49
Figura 25: Superación del umbral positivo y cumplimiento de la segunda condición.	50
Figura 26: Detección final de complejos QRS en <i>DF1</i>	51
Figura 27: Operación no lineal de tipo Elevación al cuadrado	52
Figura 28: Operación no lineal de tipo Módulo	53
Figura 29: Representación de la respuesta en frecuencia de los filtros implementados en el algoritmo Pan Tompkins	54
Figura 30: Señales filtradas en la etapa de preprocesado del algoritmo Pan-Tompkins.	55
Figura 31: Transformación no lineal en la etapa de preprocesado del algoritmo Pan-Tompkins	56
Figura 32: Aplicación ventana de integración móvil en la etapa de preprocesado del algoritmo Pan-Tompkins	56
Figura 33: Comparativa de un complejo QRS con la forma de onda de la ventana de integración móvil [12]	57
Figura 34: Resultados finales del Algoritmo Pan Tompkins	59

Figura 35: Esquema con los elementos conformantes del algoritmo basado en la transformación de longitud de la curva (CLT).	60
Figura 36: Representación de la respuesta en frecuencia del filtro Paso Bajo implementado en el algoritmo CLT	62
Figura 37: Filtrado paso bajo correspondiente al algoritmo CLT	62
Figura 38: Señal resultante de la transformación de longitud de la curva (CLT)	64
Figura 39: Definición del umbral y Lmin en la señal ya transformada	65
Figura 40: Definición del umbral y Lmax en la señal ya transformada	66
Figura 41: Relación entre la señal ECG original y la señal LT. Esquematización de los puntos Lmin y Lmax [17]	66
Figura 42: Demostración del inicio y duración de cada complejo QRS	67
Figura 43: Página principal PhysioNet [20]	69
Figura 44: Gráfica comparativa del TPR para distintos valores de tolerancia y umbral (k)	80
Figura 45: Gráfica comparativa del FDR para distintos valores de tolerancia y umbral (k)	81

Índice de tablas

Tabla 1: Condiciones para detección de complejos QRS en el algoritmo DF1	50
Tabla 2: Resultados de aplicación de señales reales al algoritmo DF1	78
Tabla 3: Resultados de aplicar señales reales al algoritmo Pan Tompkins	82
Tabla 4: Resultados de aumento de tolerancia para señales que presentan mal comportamiento	83
Tabla 5: Resultados de aplicar señales reales al algoritmo CLT	85
Tabla 6: Resultados de aumento de tolerancia para señales que presentan mal comportamiento	86
Tabla 7: Comparativa de resultados de los tres algoritmos de estudio	88
Tabla 8: Comparativa de resultados de los tres algoritmos de estudio a nivel de muestras	89

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Motivación

Hoy en día, en un mundo en que las enfermedades cardíacas son una de las principales causas de mortalidad en los países desarrollados, la electrocardiografía (ECG) cobra una importancia fundamental. Su amplia utilidad clínica le permite ser empleada tanto para análisis rutinarios como para el diagnóstico de múltiples patologías, siendo una técnica barata y sumamente versátil.

La Bioingeniería es una de las principales áreas de aplicación del procesamiento de señales, que es uno de los pilares de la Ingeniería de Telecomunicación. El procesamiento de las señales, derivadas del análisis de ECG, es fundamental en la detección de patologías cardíacas.

En este proyecto se han aplicado conocimientos adquiridos a lo largo de la carrera, como es la utilización de técnicas de procesamiento y análisis de la señal (interpolado, diezmado, diseño de filtros, representación espectral, etc.) y el manejo de Matlab, considerado el lenguaje de más alto nivel para el cálculo matemático.

El interés que llama a la realización de un proyecto como éste, dentro de una Ingeniería de Telecomunicación, radica en la estrecha relación con la biomedicina, en la gran dependencia existente en ambas ciencias del procesamiento de señales, y en la carencia de conocimientos biomédicos a lo largo de la carrera.

1.2. Objetivos

Los objetivos de este proyecto son los siguientes:

- Manejo, consolidación y perfeccionamiento de los conocimientos asociados al software Matlab, herramienta de simulación utilizada en el desarrollo de este proyecto.

- Familiarización con Physionet, entorno de acceso a señales cardíacas reales y bases de datos relacionadas.
- Estudio de técnicas de procesamiento de señales cardíacas, aplicando conocimientos de Ingeniería de Telecomunicación en el campo de la cardiología.
- Desarrollo y estudio de tres algoritmos de detección de complejos QRS, cada uno perteneciente a una de las tres familias de algoritmos existentes.
- Análisis del funcionamiento y utilidad del algoritmos desarrollados con el fin de obtener resultados y conclusiones determinadas.

1.3. Estructura del Proyecto

La estructura de este proyecto consta de cuatro partes, correspondiéndose cada una de ellas con un capítulo.

En primer lugar, en el Capítulo 2, se hará una introducción a la cardiología profundizando en la morfología de las señales que el comportamiento eléctrico del corazón genera, el modo en que son captadas y, fundamentalmente, en los complejos QRS, responsables de definir las activaciones cardíacas.

Seguidamente, en el Capítulo 3, se explica detalladamente el funcionamiento y composición de cada uno de los tres algoritmos de detección de complejos QRS, explicando cada una de sus etapas, el tipo de transformaciones que se realizan y la familia de la cual forma parte.

En el Capítulo 4 se muestran los resultados de aplicar cada algoritmo a un conjunto de señales reales, obtenidas a partir de la herramienta Physionet. En este capítulo se muestran y analizan todas las pruebas realizadas con el fin de dar una visión cuantitativa y gráfica de los resultados obtenidos.

Por último, en el Capítulo 5 se enunciarán las conclusiones obtenidas a lo largo de la realización de este proyecto y se expondrán posibles líneas futuras.

2. CARDIOLOGÍA

En este capítulo se llevará a cabo una breve descripción de la estructura y funcionamiento del corazón. Primeramente se hará un análisis de la fisiología cardiaca, a continuación se explicará cómo se adquieren las señales que indican su comportamiento a partir de la electrocardiología, y, finalmente, se mostrará cómo son estas señales aplicando la electrofisiología.

2.1. El corazón

El corazón se encuentra situado en el centro del tórax, por detrás del esternón, entre los pulmones derecho e izquierdo [1] y [2]. Está situado de forma oblicua: aproximadamente dos tercios a la izquierda del plano medio y un tercio a la derecha. Es un órgano musculoso y cónico situado en la cavidad torácica, que funciona como una bomba, impulsando la sangre a todo el cuerpo. El corazón impulsa la sangre mediante los movimientos de sístole y diástole. A continuación, se verá un poco más en profundidad la estructura básica del corazón, su morfología y una breve descripción de su funcionamiento:

2.1.1. Estructura del corazón

De dentro hacia fuera, el corazón presenta las diferentes capas mostradas en la *Figura 1* y explicadas a continuación:

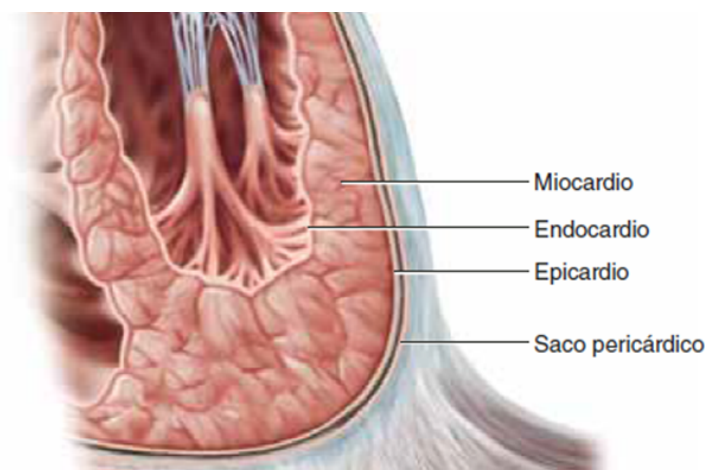


Figura 1: Estructura cardiaca [3]

- El **endocardio** es una membrana delgada y lisa que recubre la superficie interior del corazón. Se trata de una membrana de endotelio y tejido conectivo, que entra en contacto con la sangre. Incluye fibras elásticas y de colágeno, vasos sanguíneos y fibras musculares especializadas, las cuales se denominan fibras de Purkinje. En su estructura se encuentran las trabéculas carnosas, que aportan resistencia para aumentar la contracción del corazón.

- El **miocardio** es el músculo cardíaco propiamente dicho; encargado de impulsar la sangre por el cuerpo mediante su contracción. Se encuentran también en esta capa tejido conectivo, capilares sanguíneos, capilares linfáticos y fibras nerviosas.

- El **pericardio** es una membrana fibroserosa compuesta por dos capas:
 - El pericardio visceral seroso o epicardio.
 - El pericardio fibroso o parietal. Envuelve al corazón y a los grandes vasos, separándolos de las estructuras vecinas.

Forma una especie de bolsa o saco que cubre completamente al corazón y se prolonga hasta las raíces de los grandes vasos. En conjunto recubren a todo el corazón para que éste no tenga ninguna lesión.

2.1.2. Morfología del corazón

El corazón está dividido en cuatro cámaras o cavidades cardíacas [4], dos superiores denominadas **aurículas** o **atrios** y dos inferiores llamadas **ventrículos**. Estas cavidades se pueden identificar claramente en la *Figura 2*. Nótese que la diferencia existente entre las aurículas y los ventrículos es que las primeras tienen menor capacidad, paredes más delgadas y un mayor número de orificios.

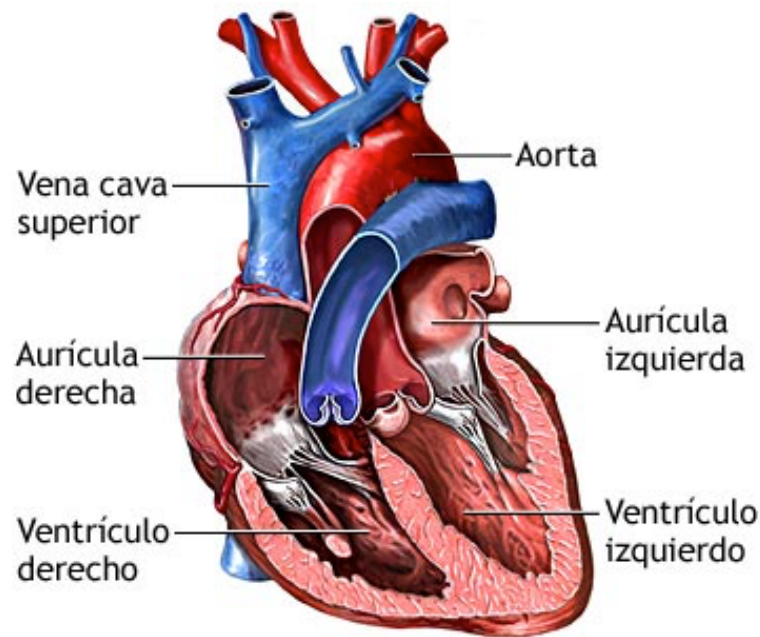


Figura 2: Morfología del corazón [4]

Los atrios reciben la sangre del sistema venoso y la distribuyen a los ventrículos, desde donde se incorpora a la circulación arterial. El atrio derecho y el ventrículo derecho forman el corazón derecho, el cual recibe la sangre que proviene de todo el cuerpo, que desemboca en el atrio derecho a través de las venas cavas.

El atrio izquierdo y el ventrículo izquierdo forman el corazón izquierdo, el cual recibe la sangre de la circulación pulmonar, que desemboca a través de las cuatro venas pulmonares en la porción superior de la aurícula izquierda. Esta sangre está oxigenada y proviene de los pulmones. El ventrículo izquierdo la bombea a través de la arteria aorta para distribuirla por todo el organismo.

El corazón derecho está separado del corazón izquierdo por un tejido llamado septo o tabique. Éste se divide en dos partes no separadas: la superior o tabique interauricular, y la inferior o tabique interventricular. Este último es especialmente importante, ya que por él discurre el fascículo de His, que permite llevar el impulso eléctrico a las partes más bajas del corazón.

Las aurículas y los ventrículos se comunican entre sí mediante unos orificios en los cuales se encuentran unas membranas delgadas, flexibles y

móviles, que reciben el nombre de válvulas y se encargan de regular el paso de sangre, evitando a su vez que la sangre retroceda de los ventrículos a las aurículas.

Válvulas cardíacas

Las válvulas cardíacas son las estructuras que separan unas cavidades de otras, evitando, como ya se ha dicho, que exista reflujo retrógrado [4] y [5]. Están situadas en torno a los orificios atrioventriculares (o aurículo-ventriculares) y entre los ventrículos y las arterias de salida. Existen cuatro válvulas diferentes, mostradas en la *Figura 3* y cuya disposición es la siguiente:

- La válvula tricúspide: separa la aurícula derecha del ventrículo derecho.
- La válvula pulmonar: separa el ventrículo derecho de la arteria pulmonar.
- La válvula mitral o bicúspide: separa la aurícula izquierda del ventrículo izquierdo.
- La válvula aórtica: separa el ventrículo izquierdo de la arteria aorta.

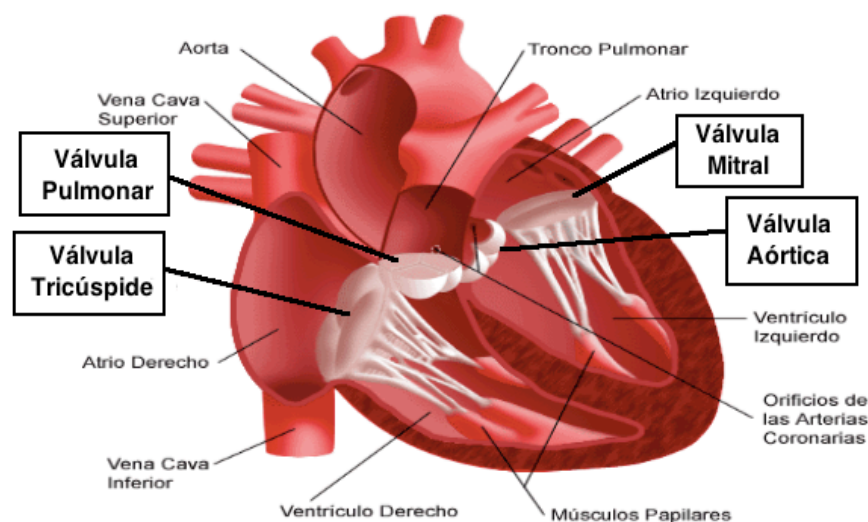


Figura 3: Válvulas cardíacas [3]

A partir de este punto se puede resumir el flujo sanguíneo en el corazón del siguiente modo:

- La sangre, pobre en oxígeno, entra en la aurícula derecha a través de las venas cavas (superior e inferior), procedente de los diferentes tejidos del cuerpo.
- Cuando la aurícula derecha se llena, la válvula tricúspide se abre y la sangre circula hacia el ventrículo derecho. Cuando éste se llena, envía la sangre hacia los pulmones, a través de la arteria pulmonar, con el fin de que la sangre se oxigene.
- La sangre, ya rica en oxígeno, fluye por las venas pulmonares hacia la aurícula izquierda.
- Cuando ésta se llena, la válvula mitral se abre y la sangre fluye hacia el ventrículo izquierdo. Éste bombea la sangre a través de la válvula aórtica para repartir la sangre oxigenada por todo el cuerpo.

En la *Figura 4* se resume este flujo de forma esquemática. Nótese como la circulación de sangre pobre en oxígeno se representa en azul, mientras que la sangre ya oxigenada se muestra en rojo.

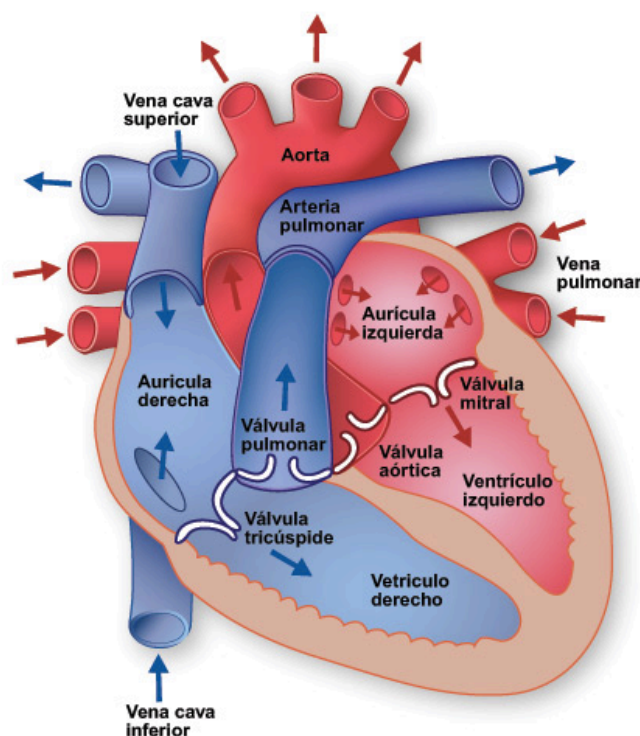


Figura 4: Flujo sanguíneo en el corazón [4]

2.1.3. Funcionamiento del corazón

Cada latido del corazón lleva consigo una secuencia de eventos que en conjunto forman el **ciclo cardíaco**, compuesto principalmente por tres etapas: sístole atrial, sístole ventricular y diástole. El ciclo cardíaco hace que el corazón alterne entre una contracción y una relajación aproximadamente 70 veces por minuto, es decir, el ciclo cardíaco dura alrededor de 0,85 segundos.

Para que exista paso de sangre de una cavidad a otra del corazón, la presión de la cavidad impulsora ha de ser siempre mayor que la de la cavidad receptora.

Durante la **sístole auricular**, las aurículas se contraen y proyectan la sangre hacia los ventrículos. Si bien este paso de sangre es esencialmente pasivo y la contracción auricular participa poco en condiciones de reposo, cobra importancia durante el ejercicio físico. Una vez que la sangre ha sido expulsada de las aurículas, las válvulas atrioventriculares se cierran. Esto evita el reflujo de sangre hacia las aurículas. El cierre de estas válvulas produce el sonido del latido del corazón y dura aproximadamente 0,1 segundos. En este momento el volumen ventricular es máximo (volumen de fin de diástole o telediastólico)

La **sístole ventricular** implica la contracción de los ventrículos, expulsando la sangre hacia el aparato circulatorio. En esta fase se contrae primeramente la pared del ventrículo sin que exista aún paso de sangre, porque hay que vencer la elevada presión de la aorta o de la arteria pulmonar. Cuando se vence esta presión tendrá lugar la eyección, la cual ocurre en dos fases: una rápida y otra lenta. Una vez que la sangre es expulsada, las dos válvulas sigmoideas, la válvula pulmonar en la derecha y la válvula aórtica en la izquierda, se cierran. Dura de manera aproximada 0,3 segundos. Es importante resaltar que los ventrículos nunca se vacían del todo, quedando siempre sangre que forma el volumen de fin de sístole o telesistólico.

Por último, la **diástole** es la relajación de todas las partes del corazón para permitir la llegada de nueva sangre. Dura aproximadamente 0,4 segundos. Esto es, cerca de la mitad del ciclo cardíaco.

En todo el proceso se pueden escuchar dos ruidos:

- Primer ruido cardiaco: cierre de válvulas tricúspide y mitral (válvulas atrioventriculares).
- Segundo ruido cardiaco: cierre de válvulas pulmonares y aórtica.

Ambos ruidos se producen debido al cierre súbito de las válvulas. Sin embargo, no es el cierre lo que produce el ruido, sino la reverberación de la sangre adyacente y la vibración de las paredes del corazón y vasos cercanos. La propagación de esta vibración tiene como resultado la capacidad de auscultar dichos ruidos con el fin de detectar anomalías en el funcionamiento del corazón.

Si se observa el tiempo de contracción y de relajación se verá que los atrios están en reposo alrededor de 0,7 segundos y los ventrículos unos 0,5 segundos por ciclo cardiaco. Esto quiere decir que el corazón pasa más tiempo en estado de reposo que trabajando.

2.2. Electrocardiología

Un **electrocardiograma (ECG)** muestra la actividad eléctrica del corazón, registrada mediante electrodos situados sobre la superficie del cuerpo. En un ECG, el latido del corazón se manifiesta a través de una serie de ondas, cuya morfología y ritmo proporcionan información que es usada para diagnosticar enfermedades, las cuales se reflejan por medio de alteraciones de la actividad eléctrica del corazón. El patrón de tiempo que caracteriza la aparición de latidos sucesivos resulta también de gran importancia. En la *Figura 5* se muestra un ejemplo de señal ECG, en la cual se observan doce activaciones cardiacas.

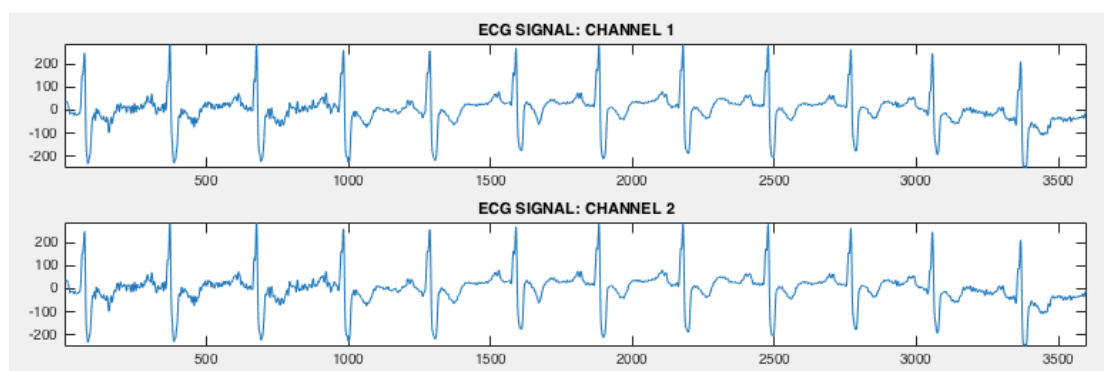


Figura 5: Ejemplo electrocardiograma

Los primeros registros de ECG en un humano, fueron realizados por Augustus Waller en la década de 1880 [7]. El fisiólogo holandés Willem Einthoven desarrolló aún más el dispositivo de grabación a principios del siglo 20, haciendo uso de un galvanómetro de cuerda (véase la *Figura 6*). Esta herramienta era lo suficientemente sensible como para registrar los potenciales eléctricos en la superficie del cuerpo.

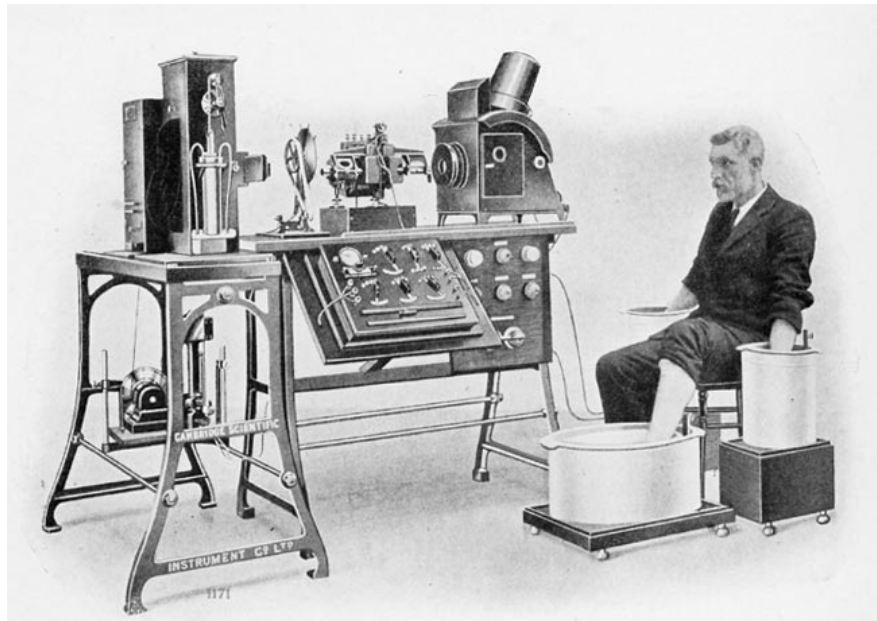


Figura 6: Primer electrocardiógrafo [6]

También definió sitios para la disposición de los electrodos en los brazos y en las piernas, que permanecen en uso hoy en día. Esta práctica se conoce como el **triángulo de Einthoven** y se basa en la medida de la diferencia de tensión entre el brazo izquierdo (V_{BI}), el brazo derecho (V_{BD}) y la pierna izquierda (V_{PI}).

$$I = V_{BI} - V_{BD}$$

$$II = V_{PI} - V_{BD}$$

$$III = V_{PI} - V_{BI}$$

De este modo se definen tres derivaciones de las extremidades bipolares (I, II y III), representadas en la *Figura 7*. Nótese que cada derivación tiene un

electrodo positivo y otro negativo. De modo que, por ejemplo, para 'I' el electrodo negativo corresponde al brazo derecho (BD) y el positivo al brazo izquierdo (BI).

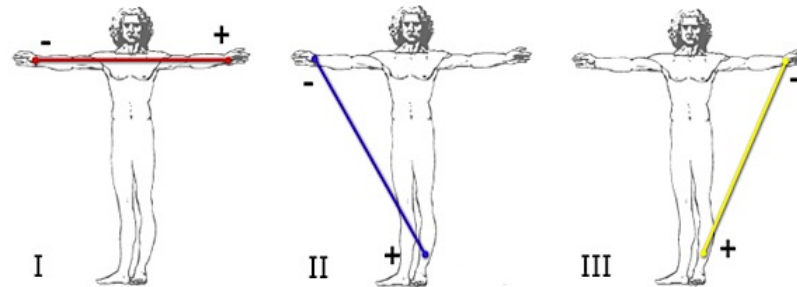


Figura 7: Derivaciones de extremidades bipolares. Triángulo de Einthoven [6]

Además de las derivaciones bipolares de las extremidades, fueron determinadas las derivaciones unipolares: aVF , aVL y aVR . Registran la diferencia de potencial entre un punto teórico en el centro del triángulo de Einthoven (con valor de 0) y el electrodo de cada extremidad, permitiendo conocer el potencial absoluto en dicho electrodo. Estas derivaciones se obtienen usando los mismos electrodos y del siguiente modo:

$$aVF = V_{PI} - \frac{V_{BI} + V_{BD}}{2}$$

$$aVL = V_{BI} - \frac{V_{BD} + V_{PI}}{2}$$

$$aVR = V_{BD} - \frac{V_{BI} + V_{PI}}{2}$$

En la *Figura 8* se refleja una representación de las citadas derivaciones unipolares.

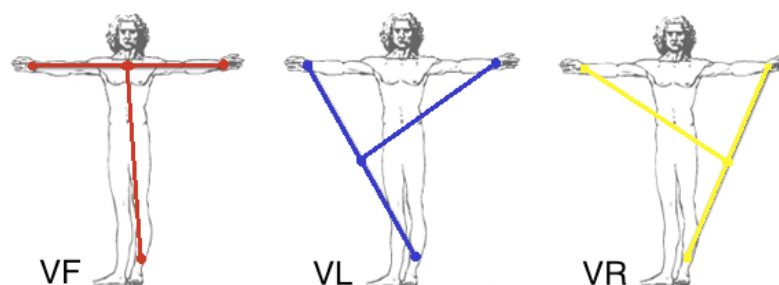


Figura 8: Derivaciones unipolares, Triángulo de Einthoven [6]

Todos los esfuerzos de Einthoven fueron recompensados con el Premio Nobel de Medicina en 1924. Desde entonces, el ECG se ha convertido en una herramienta clínica indispensable en muchos contextos diferentes como son la medicina deportiva, los reconocimientos médicos o los seguimientos en la Unidad de Cuidados Intensivos. La importancia del ECG se ha fortalecido aún más a través de los descubrimientos de patrones de variabilidad que están presentes en el ritmo o morfología de la onda. Estos descubrimientos han sido posibles gracias a la disponibilidad de técnicas de procesamiento de señales adecuadas [7].

En la actualidad, el número de electrodos colocados en la superficie del cuerpo depende del tipo de información clínica deseada. Por lo general, cuando sólo se está estudiando el ritmo cardíaco es suficiente utilizar un par de electrodos; mientras que, cuando se requiere información sobre la morfología de las ondas, se utilizan normalmente diez electrodos. Un ejemplo de una de estas disposiciones se refleja en la *Figura 9*, donde se determinan cada uno de los puntos (de izquierda a derecha) como:

1. Cuarto espacio intercostal, borde esternal derecho
2. Cuarto espacio intercostal, borde esternal izquierdo
3. Punto equidistante entre 2 y 4
4. Quinto espacio intercostal izquierdo
5. Quinto espacio intercostal en la línea axial anterior
6. Quinto espacio intercostal en la línea medioaxilar

Es importante tener en cuenta que la actividad eléctrica del corazón también puede ser estudiada por señales grabadas invasivamente (electrogramas o electrocardiogramas internos). La señal de electrograma se registra por medio de electrodos implantados internamente o mediante un catéter introducido a través de un vaso sanguíneo que transporta sangre hacia el corazón. Debido a la proximidad del electrodo al corazón, el electrograma proporciona una descripción mucho más local de la actividad eléctrica de las células cardíacas que la que se obtiene a partir del ECG.

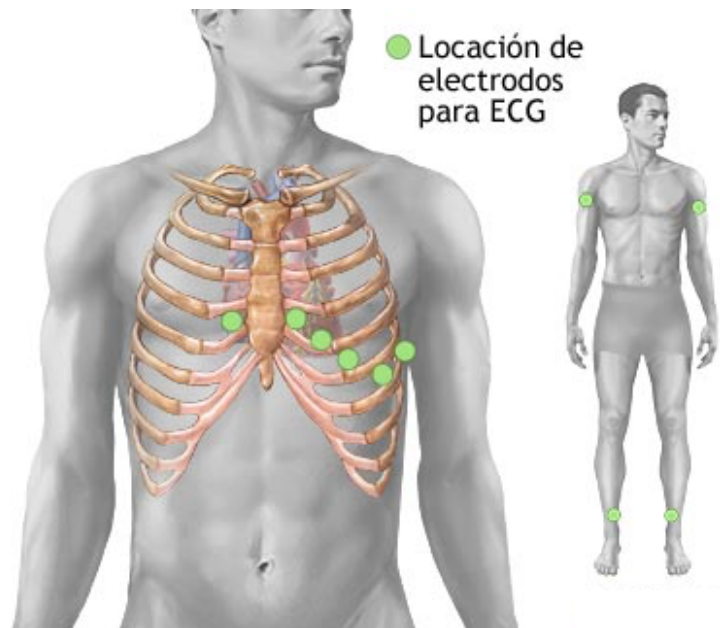


Figura 9: Ejemplo de disposición de electrodos en la superficie del cuerpo [8]

2.3. Electrofisiología

La electrofisiología es una subespecialidad de la cardiología que se encarga del estudio, diagnóstico y tratamiento de los trastornos del ritmo cardiaco o arritmias [7]. Estos estudios son realizados con el fin de evaluar arritmias complejas, el lugar del corazón donde se originan y los trastornos que produce, aclarar síntomas, evaluar electrocardiogramas anormales, evaluar el riesgo de desarrollar arritmias en el futuro, etc.

Estos análisis se realizan por medio del estudio de las respuestas eléctricas del corazón, reflejadas, como se ha explicado anteriormente, en los electrocardiogramas. Así, resulta de gran importancia conocer la morfología de la señal cardiaca, cómo se produce la propagación de estas señales en el corazón y cómo son los impulsos. Previamente se hará un breve estudio del sistema eléctrico del corazón, para a continuación definir las principales ondas que pueden encontrarse en un ECG.

2.3.1. Funcionamiento eléctrico del corazón

El latido cardíaco garantiza que todas las células del organismo reciban el suministro necesario de nutrientes, oxígeno y otras sustancias a través de la sangre que bombea el corazón. Para ello, el músculo cardíaco, mediante un complejo sistema eléctrico, se contrae y se expande con el fin de impulsar el flujo sanguíneo que circulará por el sistema circulatorio.

El sistema de conducción eléctrico del corazón coordina la contracción de las aurículas y los ventrículos para lograr la máxima eficacia [10]. El latido se inicia con un impulso eléctrico en el **nodo sinusal o sinoauricular (SA)**, ubicado en la parte superior de la aurícula derecha. Se trata de una estructura formada por un grupo de células que poseen la capacidad específica de crear impulsos eléctricos. Estas células son conocidas como miocitos, células altamente especializadas encargadas de la conducción de los impulsos eléctricos, así como de la contracción mecánica del corazón. El nódulo SA, que está controlado por el sistema nervioso autónomo, funciona como un marcapasos natural.

Cuando este marcapasos natural genera un impulso eléctrico, estimula la contracción de las aurículas. Esta contracción debe generar un impulso muy grande, de manera que la sangre pueda alcanzar todos los capilares del cuerpo. El período durante el que transcurre se denomina **sístole**. A continuación, las fibras cardíacas, compuestas por células largas y cilíndricas, se unen con otras ramas para crear una red interconectada perfecta, que permite transmitir rápidamente los impulsos eléctricos del corazón.

La señal eléctrica se transmite hasta el **nódulo auriculoventricular** (nodo AV), situado entre las aurículas y los ventrículos. Allí el impulso eléctrico se hace más lento. El nodo AV retiene las descargas eléctricas, es decir, retarda su transmisión hasta que las aurículas se han contraído por completo y los ventrículos se han llenado de sangre (durante la fase llamada **diástole**), para, seguidamente, hacer fluir el torrente sanguíneo hacia los pulmones y al resto del organismo.

La señal eléctrica alcanza el haz de His, que es una especie de cable de fibras musculares situado en el medio del corazón y que recorre el tabique

interauricular, uniendo así ambos nódulos. El haz de His se divide en dos ramas de conducción, una hacia cada lado del ventrículo.

Seguidamente, las fibras de Purkinje, situadas bajo el endocardio, distribuyen el impulso a las células del endocardio. La señal continúa por el epicardio para llegar a los ventrículos, provocando su contracción. Por último, los ventrículos se relajan y comienza de nuevo el proceso con un nuevo latido que se produce en el nódulo sinusal.

En la *Figura 10* se muestran todos los elementos fundamentales en la composición de la red eléctrica del corazón.

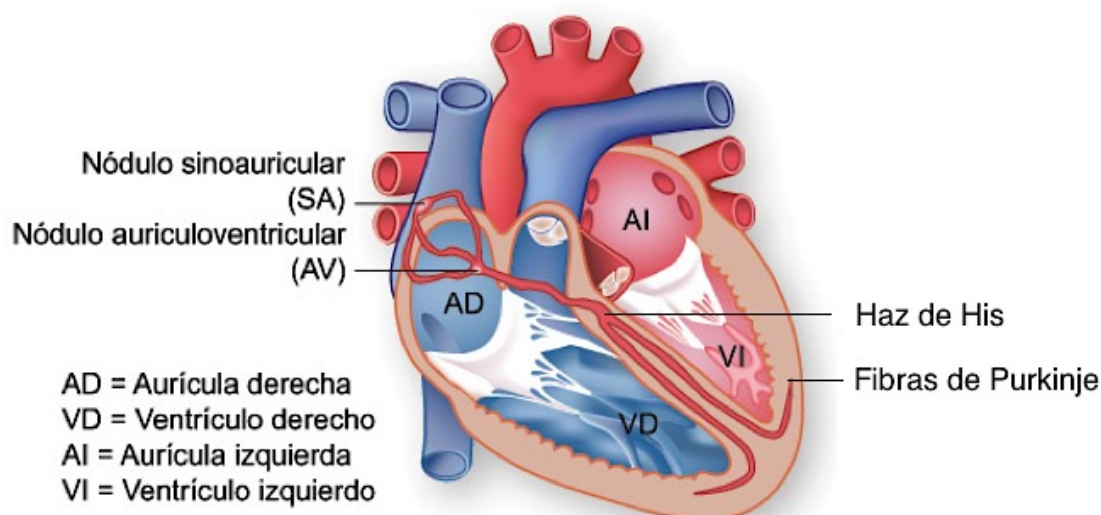


Figura 10: Sistema eléctrico del corazón [4]

Despolarización y repolarización

A continuación, se realizará un estudio del funcionamiento eléctrico anterior pero, en este caso, a nivel celular.

Es importante resaltar que la polaridad y la morfología de las ondas son fuertemente dependientes de la situación de los electrodos en el cuerpo [7]. Por ejemplo, para algunas posiciones, una onda puede estar completamente ausente debido a que el frente de onda se propaga perpendicularmente a la del electrodo. Se expondrá a continuación la respuesta obtenida como resultado de la

polarización y despolarización celular, tomando como referencia la posición 5 del electrodo (quinto espacio intercostal en la línea axial anterior). Esta posición refleja principalmente la actividad del ventrículo izquierdo. Sin embargo, tanto la actividad de las aurículas como la del ventrículo izquierdo podrán verse también reflejadas.

La respuesta completa a dicho proceso celular puede observarse detalladamente en la *Figura 11*.

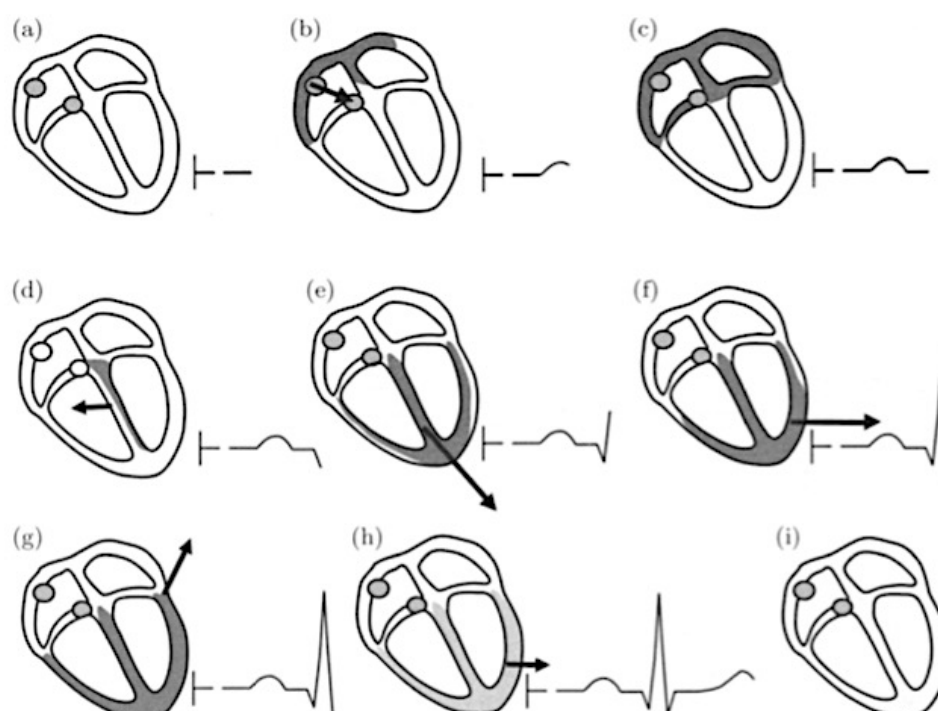


Figura 11: Secuencia de los vectores asociados con las diferentes fases de la despolarización y repolarización y la onda ECG relacionada [7]

Antes de que un nuevo latido del corazón sea iniciado por el nodo SA, todas las células cardíacas están en reposo, lo que se refleja por una línea horizontal (**línea isoelectrica**), correspondiente con la línea de base del ECG (véase *Figura 11 (a)*).

Durante la **despolarización auricular** se genera una onda auricular con polaridad positiva en el ECG (véase *Figura 11 (b)*). La amplitud de la onda

resultante es baja debido a que la masa muscular de las aurículas que produce el frente de onda eléctrica es relativamente pequeña.

Una vez que la despolarización de las aurículas se ha completado, continúa la línea isoelectrica, donde permanece hasta que sucede la despolarización de los ventrículos (*véase Figura 11 (c)*). La despolarización del nodo AV y del haz de His no producen ninguna onda visible en el ECG a causa de las pequeñas masas musculares.

Las ondas asociadas con la **despolarización ventricular** son mucho más grandes que la onda de la aurícula, ya que los ventrículos poseen mayor masa muscular. La despolarización ventricular comienza en la pared entre ventrículos, de modo que el vector asociado se aleja del electrodo, generando por tanto una onda en el ECG con polaridad negativa . Debido a la alta velocidad de conducción de las células en esta parte del corazón, la onda negativa tiene una corta duración (*véase Figura 11 (d)*).

Durante la despolarización ventricular continua, la dirección dominante del vector se vuelve gradualmente hacia el electrodo. Este comportamiento está relacionado con el hecho de que la pared del ventrículo izquierdo es tres veces más gruesa que la del ventrículo derecho y, en consecuencia la despolarización implica más tiempo (*véase Figura 11 (e-f)*).

La despolarización termina con el vector dominante en dirección opuesta a la del electrodo, y por lo tanto una onda con polaridad negativa se produce en el ECG (*véase Figura 11 (g)*).

Una vez que la despolarización ventricular se ha completado, el ECG vuelve a la línea isoelectrica, donde permanece hasta que se produce la repolarización ventricular. Durante la **repolarización ventricular**, aparece una secuencia similar de vectores dominantes a los presentes durante la despolarización ventricular, y se produce una onda con polaridad positiva (*véase Figura 11 (h)*). Dado que la **repolarización auricular** coincide con la despolarización ventricular, la onda de repolarización auricular se ve enmascarada por las ondas ventriculares, que tienen amplitudes mucho mayores.

En la *Figura 12* pueden verse las ondas que se generan en cada punto si las medidas fuesen realizadas internamente y, además, su comparación con la onda medida externamente

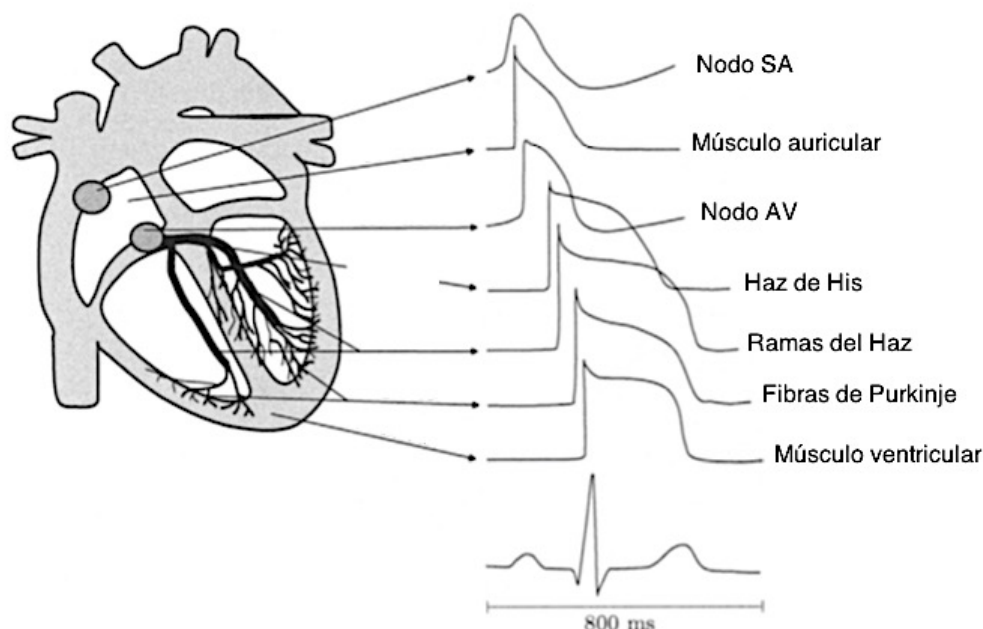


Figura 12: Morfología de los potenciales de acción de las diferentes regiones y la señal ECG resultante [7]

Para finalizar, es necesario hacer referencia al **periodo refractario**. Éste es el periodo durante el cual una célula es eléctricamente inactiva. Tiene una duración de 200-250 ms y durante este intervalo de tiempo no existe respuesta a estímulos despolarizantes por parte de las células, antes de la nueva contracción. Se trata de un sistema de protección frente a taquicardias (latidos rápidos) y está marcado por el cierre de los canales iónicos que posibilitan la existencia de corrientes eléctricas inter-celulares. Está dividido en dos subperiodos:

- Periodo refractario relativo: es posible que la célula se despolarice, pero para ello será necesario un estímulo mucho más fuerte al habitual. Esto se debe a que los canales iónicos se encuentran parcialmente abiertos.
- Periodo refractario absoluto: durante este periodo la célula no se despolarizará, ya que los canales iónicos se encuentran completamente cerrados

Todo cuanto se ha citado previamente da como resultado en el electrocardiograma a una forma de onda algo similar a la reflejad en la *Figura 13*, donde se observan dos activaciones cardiacas. Nótese que la amplitud de la onda R destaca sobre el resto, resultando de este modo esencial para el estudio de la señal, ya que el intervalo RR es el que marca la duración del ciclo cardiaco.

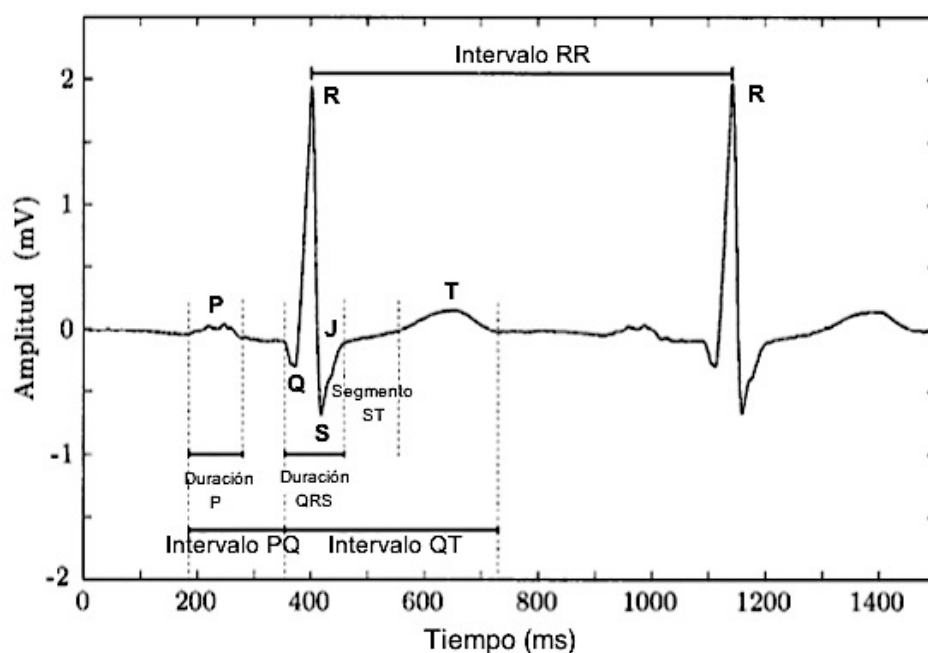


Figura 13: Ondas correspondientes al ciclo cardiaco y duración [7]

2.3.2. Ondas del Ciclo Cardíaco

A continuación se definirán las ondas correspondientes al ciclo cardíaco y las duraciones típicas de cada intervalo que compone la onda:

La **onda P** es la señal eléctrica que corresponde a la despolarización auricular (paso del impulso eléctrico por toda la aurícula, previo a la contracción auricular). Resulta de la superposición de la despolarización de la aurícula derecha (parte inicial de la onda P) y de la izquierda (final de la onda P). La consecuente repolarización de la onda P queda eclipsada por la despolarización ventricular (Complejo QRS).

El **Complejo QRS** corresponde a la corriente eléctrica que causa la contracción de los ventrículos derecho e izquierdo (despolarización ventricular), la cual es mucho más potente que la de las aurículas, ya que compete a más masa muscular, produciendo de este modo una mayor deflexión en el electrocardiograma. La duración normal del complejo QRS oscila entre 70 y 110 ms, pudiendo dividirse en:

- Onda Q: es una onda negativa, representa el comienzo de la activación ventricular.
- Onda R: es la primera deflexión positiva del complejo QRS, representa la activación ventricular e indica contracción del miocardio.
- Onda S: es cualquier onda negativa que siga a la onda R, representa la activación ventricular e indica contracción del miocardio.

La morfología del complejo QRS es muy variable y depende del origen de los latidos del corazón: la duración QRS de un **latido ectópico** (latido anómalo no originado en el nodo sinusal) puede extenderse hasta 250 ms y algunas veces puede llegar a componerse de más de tres ondas. De todos modos, aunque el complejo QRS estuviese compuesto de menos de tres ondas individuales, seguiría siendo un complejo QRS.

Finalmente, la **onda T** es una onda positiva que representa la repolarización de los ventrículos.

Las distintas ondas que componen el ciclo cardiaco, junto con su origen fisiológico (despolarización/repolarización auricular/ventricular) se muestran en la *Figura 14*:

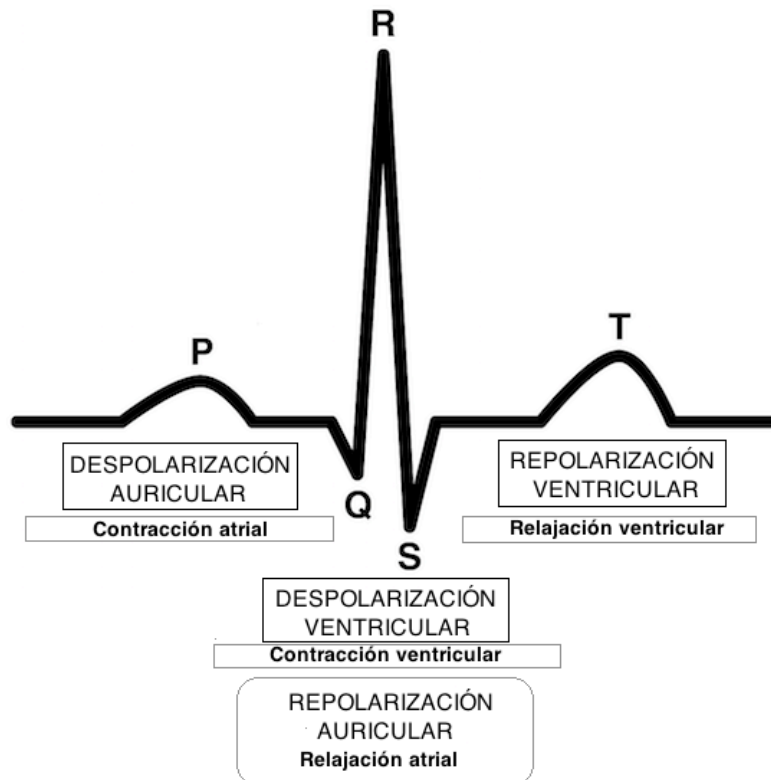


Figura 14: Definición de cada onda conformante del ciclo cardiaco

A partir de este momento el estudio pasará a centrarse en el tratamiento y análisis de complejos QRS, imprescindibles para la interpretación de las señales cardiacas y responsables de marcar las activaciones de éstas.

2.4. Discusión

En este capítulo se ha hecho una breve introducción del funcionamiento del corazón, teniendo en cuenta su estructura y morfología. Además, se ha explicado el funcionamiento de éste tanto a nivel de circulación sanguínea como a nivel eléctrico.

Seguidamente se han estudiado las dos ciencias estrechamente ligadas al estudio eléctrico del corazón: la electrocardiología y la electrofisiología.

- La **electrocardiología** describe la actividad eléctrica del corazón. Esta actividad es registrada mediante electrodos situados sobre la superficie

del cuerpo y queda reflejada en electrocardiogramas. En este apartado se ha explicado cómo se lleva a cabo este proceso y se han expuesto las posibles disposiciones de dichos electrodos.

- La **electrofisiología** se encarga del estudio, diagnóstico y tratamiento de los trastornos del ritmo cardíaco o arritmias. En este apartado se ha explicado la morfología de las ondas correspondientes al ciclo cardíaco, dando mayor relevancia a los complejos QRS y sus características.

Una vez conocida la morfología completa de la señal, el siguiente capítulo se centrará en la detección de los complejos QRS.

3. DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS

La señal ECG es el resultado de la superposición de una gran variedad de señales, entre las que pueden intervenir señales que producen los músculos de la respiración al contraerse, el movimiento de diferentes partes del cuerpo, y otros potenciales que se inducen en el circuito de adquisición. El objetivo principal es detectar cuándo se produce el complejo que se conoce como QRS, que no es otra cosa que el potencial eléctrico que se genera durante la despolarización de las células ventriculares (sístole).

A partir de esta señal pueden obtenerse diversas características del funcionamiento del corazón, además de detectarse arritmias y cardiopatías variadas. Por ejemplo, la detección del complejo QRS es la base para el proceso de segmentación de señales ECG, ya que generalmente es la componente de mayor amplitud y más distintiva del electrocardiograma (ECG) [9]. A partir de la detección del pico R se realiza una búsqueda hacia atrás y hacia adelante para encontrar las otras componentes como la onda P, la onda T, etc. El detector de complejos QRS es también un detector de latidos y es útil para obtener la medida del intervalo RR con la cual se realizan los análisis para la detección de arritmias.

Existen múltiples algoritmos que permiten el reconocimiento de forma fiable los complejos QRS basándose en redes neuronales, en algoritmos genéticos, bancos de filtros, en base a diferentes análisis de pendiente, amplitud, anchura, etc [11]. Todos estos algoritmos pueden ser agrupados en tres grandes familias:

- Algoritmos basados en filtrado
- Algoritmos basados en una transformación no lineal sin memoria
- Algoritmos basados en una transformación no lineal con memoria

Todos ellos siguen una estructura como la mostrada en la *Figura 15* [17], a excepción de los algoritmos basados en filtrado, que carecen de transformaciones no lineales. Tanto la etapa de preprocesamiento como la de decisión son diferentes en cada algoritmo, pero guardan una estrecha relación, como se verá en los algoritmos que se describirán de manera detallada en las secciones siguientes.

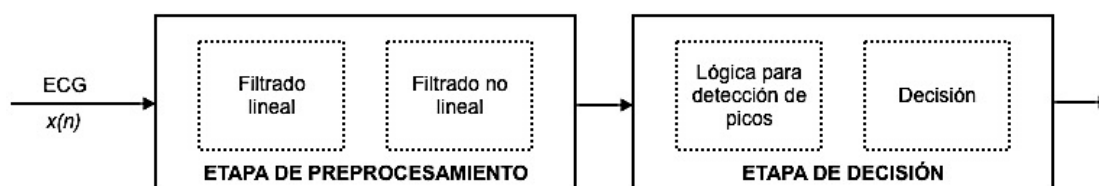


Figura 15: Estructura de un algoritmo detector de complejos QRS

A lo largo de este proyecto se han estudiado tres algoritmos, uno correspondiente a cada una de las familias citadas. Dos de ellos (pertenecientes a la primera y a la tercera familia) han sido programados y otro (perteneciente a la segunda familia) ha sido únicamente analizado e investigado, ya que se disponía de una versión programada en Matlab previamente.

3.1. Algoritmos basados en filtrado

Los primeros algoritmos, desarrollados en la década de los setenta, se basaban principalmente en el filtrado, sin incorporar ningún tipo de transformación no lineal [11]. Esto es debido a que para realizar la detección de complejos QRS era necesario un detector que fuera de fácil implementación y que tuviera la capacidad de trabajar en tiempo real.

Dentro de esta familia se encuentran los detectores más sencillos propuestos hasta ahora, basados en filtros y diseñados cuando el coste computacional era una preocupación importante.

El uso de filtros reduce el número de falsas detecciones causadas por los diferentes tipos de interferencia presentes en las señales de ECG; permitiendo así el uso de umbrales bajos, lo que aumenta la sensibilidad de detección.

3.1.1. Estructura y elementos conformantes del algoritmo desarrollado

El primer algoritmo programado, *DF1: Algorithm based on Digital Filters*, pertenece a la familia que se acaba de presentar. Este algoritmo es una adaptación de un desarrollo realizado por Engelse y Zeelenberg (1979) [16]. Se ha programado esta versión debido a la imposibilidad de encontrar el artículo original [15], dado que han transcurrido casi cuarenta años desde su publicación.

En primer lugar, hay que tener en cuenta que las señales de prueba que serán empleadas para comprobar el funcionamiento correcto del algoritmo (véase Capítulo 4), son señales reales obtenidas usando una frecuencia de muestreo $F_{s1}=360$ Hz. Las ecuaciones correspondientes a los filtros incluidas en [16], a partir de las cuales se ha programado el algoritmo, están diseñadas para una frecuencia de muestreo de $F_{s2}=250$ Hz. Con el fin de respetar el algoritmo original, en lugar de modificar dichas ecuaciones se someterá a la señal a un cambio de ritmo fraccionario.

Este cambio de ritmo fraccionario, cuyo esquema de bloques se muestra en la *Figura 16*, permitirá introducir a la entrada una señal a una frecuencia de muestreo $F_{s1}=360$ Hz y obtener a la salida esta misma señal muestreada a $F_{s2}=250$ Hz.

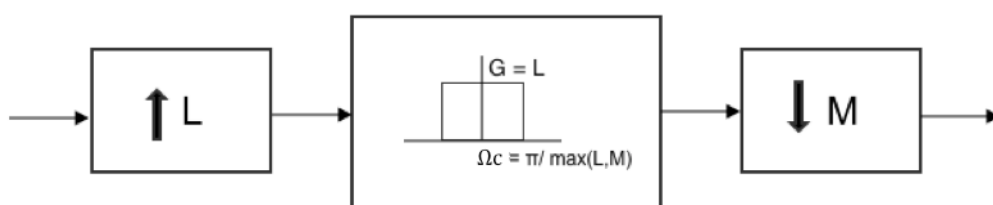


Figura 16: Esquema correspondiente a un cambio de ritmo fraccionario

El diagrama de bloques está formado por:

- Interpolador (factor L): provoca una expansión de la señal en el tiempo.
- Filtro: filtro paso bajo que evita solapamientos y cuya frecuencia de corte debe ser π dividido por el mayor de los factores (L o M).
- Diezmador (factor M): provoca una compresión de la señal en el tiempo.

Para determinar el valor de los factores de diezmado (M) e interpolado (L) se seguirá el siguiente procedimiento:

$F_{s1} = 360 \text{ Hz}$: frecuencia de muestreo correspondiente a la señal de entrada.

$F_{s2} = 250 \text{ Hz}$: frecuencia de muestreo deseada y correspondiente a la señal de salida.

Los factores de diezmado e interpolado cumplen:

$$\frac{F_{s2}}{F_{s1}} = \frac{250}{360} = \frac{25}{36} = \frac{L}{M}$$

Se obtiene, por tanto, un factor de interpolación $L=25$ y un factor de diezmado $M=36$. La frecuencia de corte del filtro será $\Omega_c = \pi/36$, y su ganancia $G=L=25$.

Debido a la dificultad de implementación de filtros con frecuencia de corte tan pequeña ($\pi/36$) se lleva a cabo una implementación por etapas del cambio de ritmo fraccionario, tal y como se muestra en la *Figura 17*:

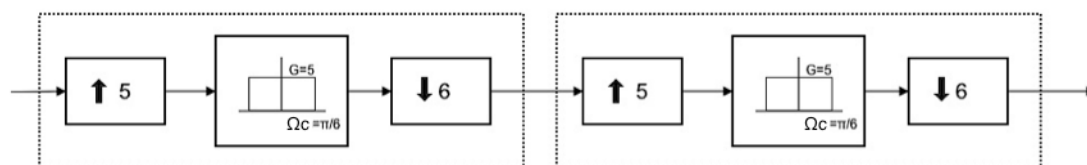


Figura 17: Implementación por etapas del cambio de ritmo fraccionario

En la *Figura 18* se muestra el resultado de aplicar el cambio de ritmo fraccionario a 10 segundos de una señal ECG real. Pueden observarse 12 complejos QRS, que previamente se representaban en 3500 muestras y que ahora, debido a la reducción de la frecuencia de muestreo, se corresponden con 2500 muestras.

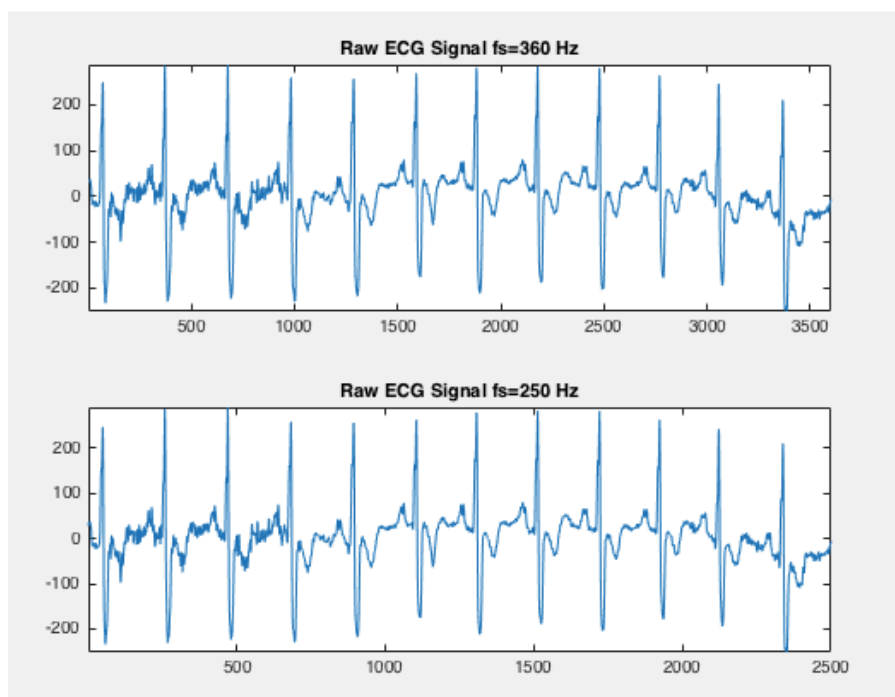


Figura 18: Cambio de ritmo fraccionario aplicado a una señal ECG.

Etapas de preprocesamiento

Una vez se tiene la señal a la frecuencia de muestreo deseada, se somete a un filtro de ranura a la frecuencia de 62.5 Hz, el cual viene descrito mediante la siguiente ecuación en diferencias:

$$y(n) = x(n) - x(n - 4)$$

El objetivo de realizar un filtro que anule la frecuencia de 62.5 Hz se debe al deseo de eliminar la frecuencia correspondiente a la señal eléctrica que, en Estados Unidos tiene una frecuencia de 60 Hz. Por lo tanto, el objetivo es conseguir una ecuación lo más sencilla posible y a su vez lo más próxima posible

a esta frecuencia, para así eliminar su influencia. Se muestra a continuación el desarrollo de esta ecuación, con el fin de alcanzar la frecuencia que se pretende anular.

A partir de la ecuación $y(n) = x(n) - x(n - 4)$, se halla su respuesta en frecuencia discreta, la cual se corresponde con:

$$H(e^{j\Omega}) = 1 - e^{-j4\Omega}$$

Sabiendo que la frecuencia de muestreo es, como ya se ha dicho, $F_{s2}=250\text{Hz}$, se obtiene la respuesta en frecuencia continua:

$$\begin{aligned} H_{eq}(j\omega) &= H(e^{j\omega T_s}) && \text{para } |\omega| < \omega_s/2 \\ &= 1 - e^{-j4\omega T_s} && \text{para } |\omega| < 250\pi \text{ rad/s} \\ &= 1 - e^{-j\omega/f_c} && \text{para } |\omega| < 250\pi \text{ rad/s} \end{aligned}$$

Igualando ambas se obtiene $4 \times T_s = f_c$ y por lo tanto $f_c = \frac{f_s}{4} = \frac{250}{4} = 62.5 \text{ Hz}$

En la *Figura 19* puede observarse la representación de la respuesta en frecuencia continua correspondiente al filtro citado. Nótese como se anula la frecuencia de 62.5 Hz.

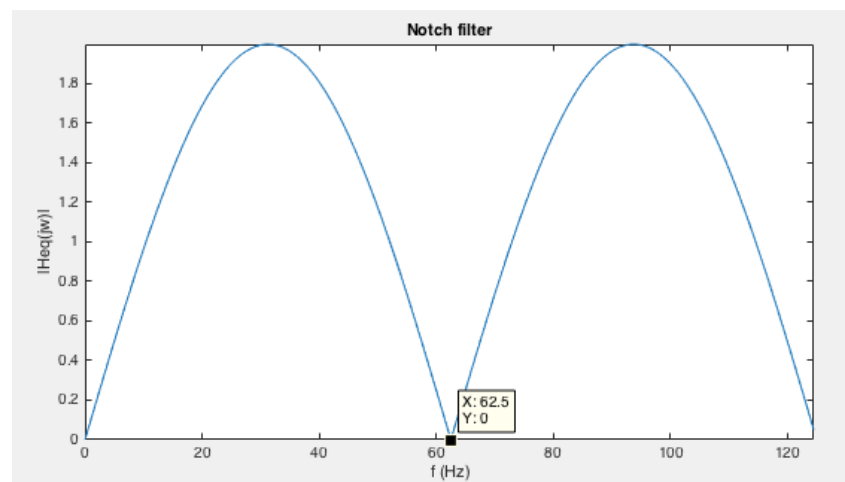


Figura 19: Respuesta en frecuencia correspondiente al filtro ranura

La ecuación citada será implementada a partir de los coeficientes correspondientes al numerador (b) y al denominador (a) de la función de transferencia del filtro, obtenidos a partir de la siguiente notación:

$$\sum_{k=0}^M a_k \cdot y[n-k] = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x[n-k]$$

$$\text{Coeficientes: } a = 1 \text{ y } b = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ -1]$$

Una vez filtrada, la señal pasa por un filtro paso bajo basado en la siguiente ecuación, que se implementará, del mismo modo que en el caso anterior, a partir de los coeficientes mostrados:

$$y(n) = x(n) + 4 \cdot x(n-1) + 6 \cdot x(n-2) + 4 \cdot x(n-3) + x(n-4)$$

$$\text{Coeficientes: } a = 1 \text{ y } b = [1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1]$$

A continuación se muestran las respuestas en frecuencia, en discreta y en continua, correspondientes al filtro paso bajo citado.

$$H(e^{j\Omega}) = 1 + 4 \cdot e^{-j\Omega} + 6 \cdot e^{-j2\Omega} + 4 \cdot e^{-j3\Omega} + e^{-j4\Omega}$$

$$H_{eq}(j\omega) = 1 + 4 \cdot e^{-j\omega/f_c} + 6 \cdot e^{-j2\omega/f_c} + 4 \cdot e^{-j3\omega/f_c} + e^{-j4\omega/f_c}$$

En la *Figura 20* se observa la representación de dicha respuesta.

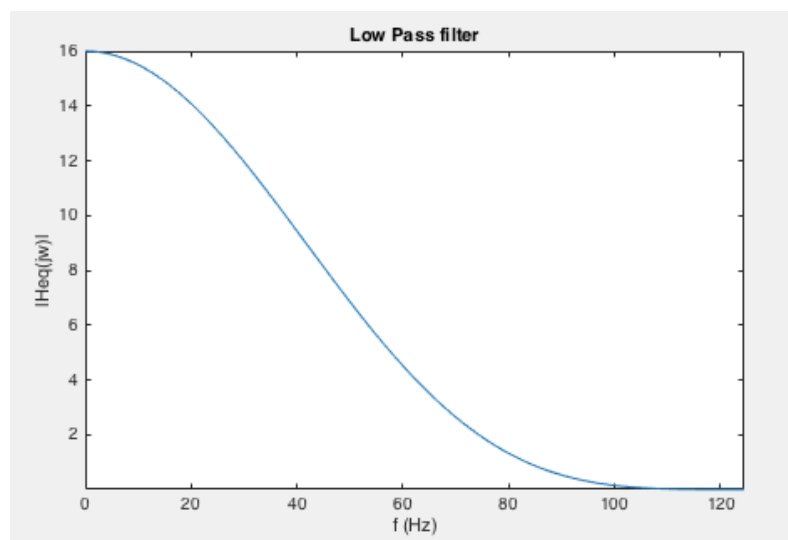


Figura 20: Respuesta en frecuencia correspondiente al filtro paso bajo

Por último, es importante resaltar que tanto para el filtro ranura como para el filtro paso bajo, en la representación de su correspondiente $|H_{eq}(j\omega)|$, su fase es lineal debido a la simetría de sus coeficientes. Además puede determinarse el tipo de filtro al que pertenecen dentro de la categoría de filtro FIR:

El filtro de Ranura se trata de un filtro FIR tipo III: filtros cuya respuesta al impulso presenta una simetría del tipo $h[n] = -h[N-n-1]$, donde N (impar) es la longitud del filtro y $n=0, \dots, (N-1)/2$.

El filtro Paso Bajo se trata de un filtro FIR tipo I: filtros cuya respuesta al impulso presenta una simetría del tipo $h[n] = h[N-n-1]$, donde N (impar) es la longitud del filtro y $n=0, \dots, (N-1)/2$.

En la *Figura 21* se muestra una comparativa entre la señal previa al filtrado y la que se tiene una vez que ha pasado por el filtro de ranura y el filtro Paso Bajo que se acaban de determinar.

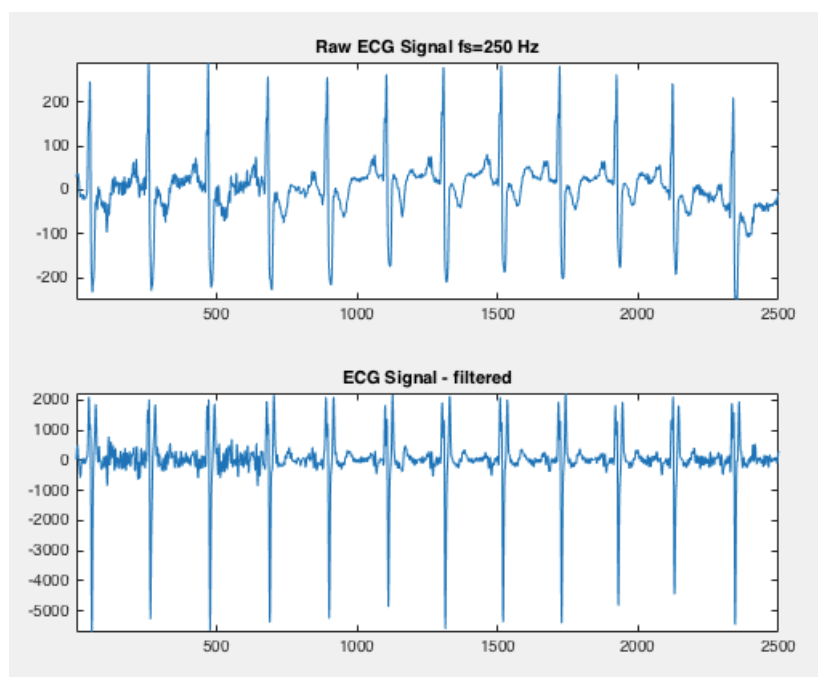


Figura 21: Señal de entrada y señal obtenida después de la etapa de preprocesado.

Etapa de decisión

El objetivo principal es detectar un punto en que las oscilaciones deseadas estén por encima del nivel de ruido, determinando así, un umbral A. En este momento entra en juego una doble problemática:

- Si se toma un umbral A muy alto: no se tendrán falsas alarmas (falsos positivos, detecciones de complejos QRS donde en realidad no existen, véase el Capítulo 4), pero existe la posibilidad de no detectar muchos complejos QRS verdaderos.
- Si se toma un umbral A muy bajo: el ruido puede llegar a superar este umbral fácilmente, obteniéndose así numerosas falsas alarmas, pero se minimizará la no detección de complejos QRS verdaderos.

Se tratará de esquivar este problema tomando un valor inicial correspondiente a la media del valor absoluto de la señal, que posteriormente será multiplicado por un factor k que se ajustará tratando de obtener resultados óptimos (véase el Capítulo 4).

En la *Figura 22* puede observarse la representación de este umbral, en positivo y en negativo, a partir de dos líneas negras punteadas.

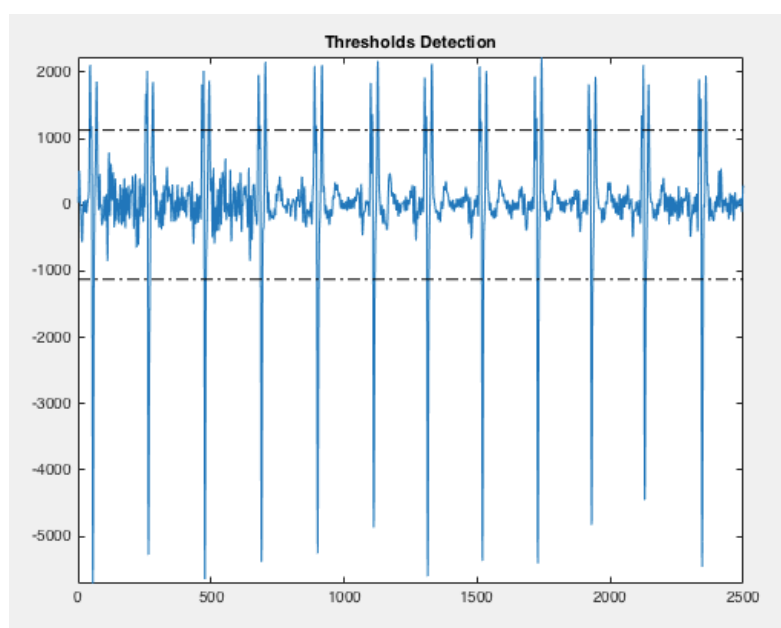


Figura 22: Representación del umbral de detección aplicado, en la etapa de decisión, a la señal previamente filtrada

En este momento la señal es recorrida y se señalan como puntos de referencia los instantes en que la señal, con pendiente positiva, supera al umbral indicado, obteniéndose de este modo los puntos rojos representados en la *Figura 23*. Estos puntos candidatos a complejos QRS se denotarán como puntos C.

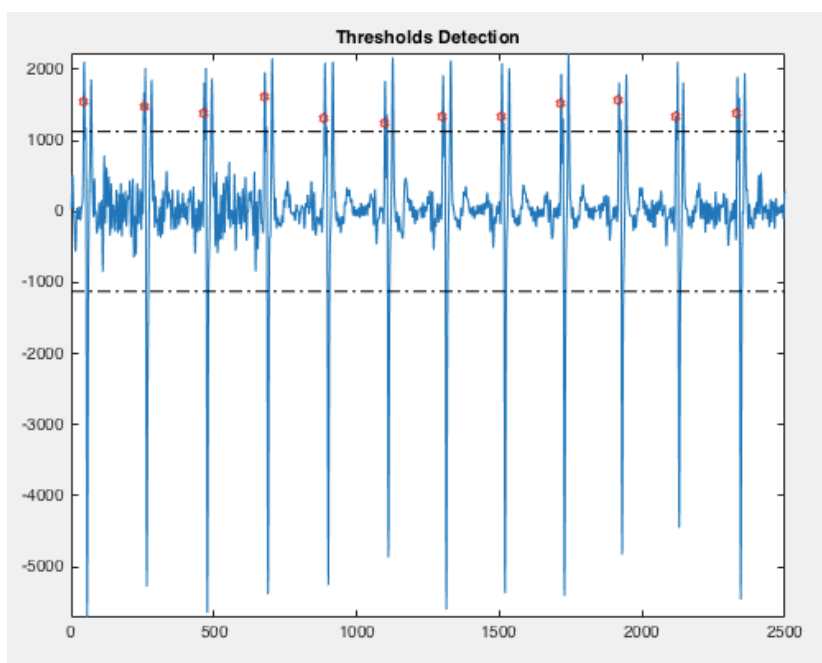


Figura 23: Principios de subida del pico, candidato a ser complejo QRS

A partir de cada uno de estos puntos C, se aplican tres condiciones al candidato a complejo QRS. Será suficiente, para ser confirmado como complejo QRS, con que cumpla una de las dos primeras condiciones, pero será rechazado si cumple las tres. Se explica a continuación más detalladamente el procedimiento de decisión a seguir:

CONDICIÓN 1:

Se sabe, por la morfología del complejo QRS, que si se tiene un pico por encima del valor del umbral A como pico máximo le seguirá al menos otro pico negativo. Se busca en las siguientes cuarenta muestras (140 ms de duración típica de un complejo QRS, que a la frecuencia de muestreo de 250 Hz se corresponden con cuarenta muestras) un pico negativo que supere el umbral $-A$. Si éste no existe puede ser que el primer punto C que ha llevado a determinar un candidato a complejo QRS haya sido ruido de alto nivel y por tanto se descarta el

candidato. En la *Figura 24* se muestra el paso de este umbral como puntos azules. Estos puntos serán llamados puntos J.

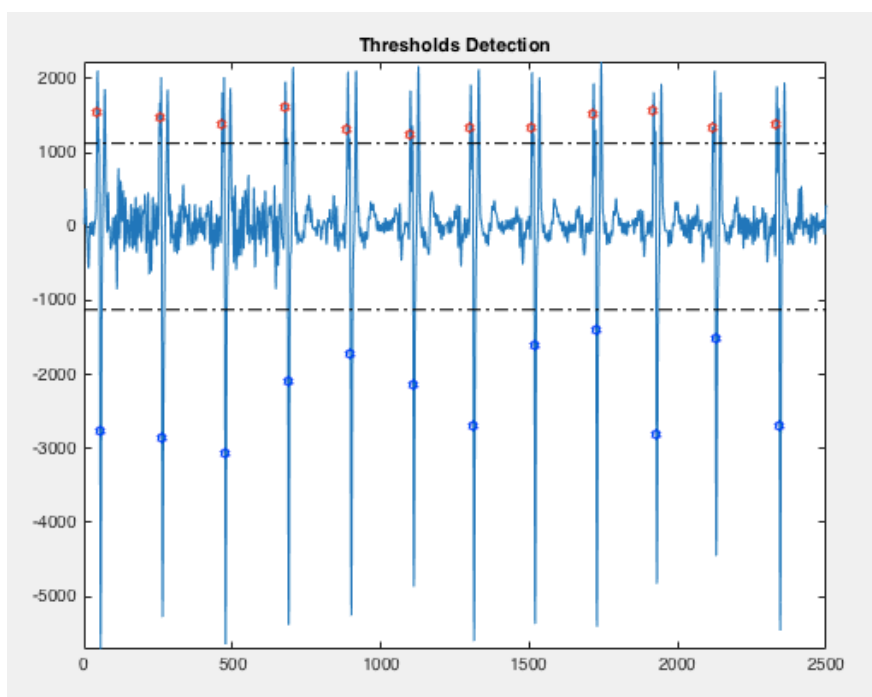


Figura 24: Superación del umbral negativo y cumplimiento de la primera condición.

CONDICIÓN 2:

A pesar de que se haya superado la primera condición y la oscilación correspondiente haya sido calificada provisionalmente como complejo QRS, aún existe la posibilidad de que se trate de ruido, debido a que éste alcanza valores muy altos y tiene múltiples oscilaciones. Por ello, se determina otra condición de seguimiento de la señal que reafirma la existencia de dicho complejo y, para finalizar la etapa de decisión, quedará la última (CONDICIÓN 3) para revocar dicha afirmación. Así, observando la anterior figura se puede ver que, si se trata de un complejo QRS, antes de superar las cuarenta muestras (que se han empezado a contar desde el punto C) la señal ha de superar de nuevo el umbral A positivo. En la *Figura 25* se muestran estos puntos en color verde, que serán denotados como puntos K.

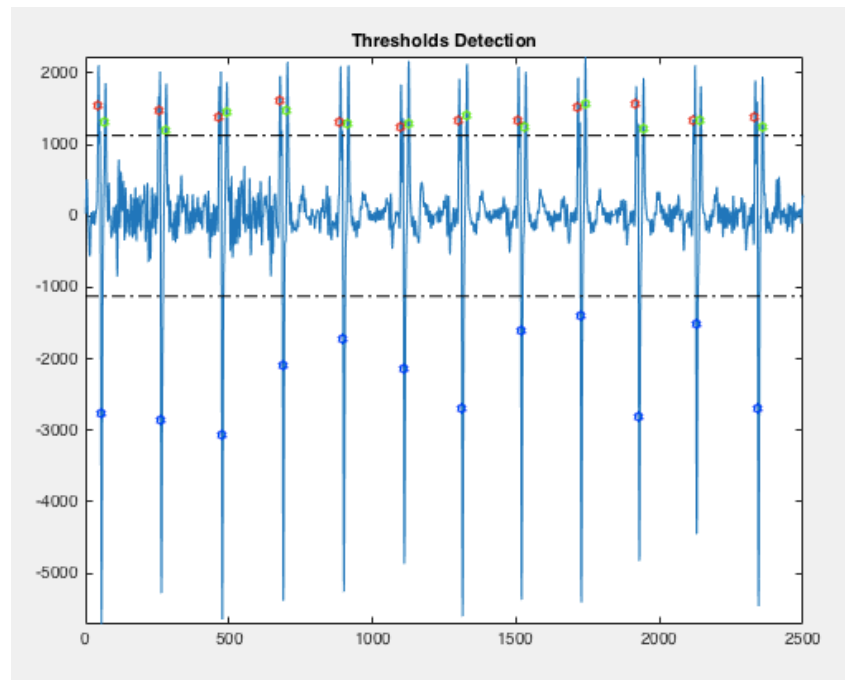


Figura 25: Superación del umbral positivo y cumplimiento de la segunda condición.

CONDICIÓN 3:

A partir del punto K se da por finalizado el complejo QRS, de modo que, si la señal (en esas cuarenta muestras) corta de nuevo el umbral negativo (punto X) se considerará que no se trata de un complejo QRS, sino que se está evaluando ruido de alta amplitud.

En la tabla que siguiente se muestra un resumen de la regla de decisión empleada en este algoritmo y recién explicada:

	Umbral sobrepasado	Punto a evaluar	Decisión
Candidato	Positivo (A)	Punto C	Candidato
Condición 1	Negativo (-A)	Punto J	Es complejo QRS
Condición 2	Positivo (A)	Punto K	Es complejo QRS
Condición 3	Negativo (-A)	Punto X	NO es complejo QRS

Tabla 1: Condiciones para detección de complejos QRS en el algoritmo DF1

Por último, se vuelcan estos resultados en la señal ECG original, deshaciendo el cambio de ritmo fraccionario aplicado previamente a la señal. Este cambio se realizará modificando únicamente la posición de cada complejo QRS detectado, efectuando la siguiente operación:

$$k_i = \text{round} \left(n_i \cdot \frac{36}{25} \right)$$

Siendo n_i y k_i las posiciones de las muestras en cada instante, a las frecuencias de muestreo $Fs2=250$ Hz y $Fs1=360$ Hz respectivamente.

La onda R correspondiente a cada complejo QRS se corresponderá con el máximo encontrado en las siguientes 40 muestras posteriores al inicio del complejo QRS candidato (punto C). Los complejos QRS, ya identificados con puntos rojos, pueden observarse en la *Figura 26*.

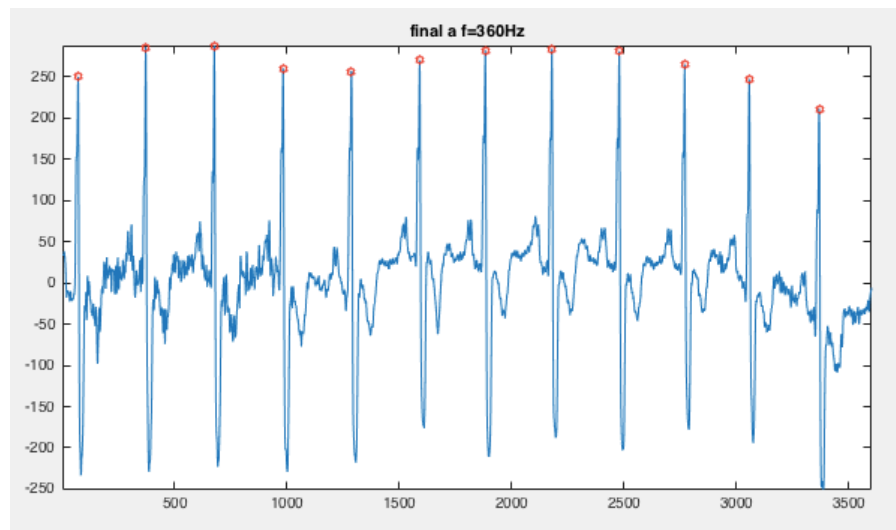


Figura 26: Detección final de complejos QRS en *DF1*

3.2. Algoritmos basados en una transformación no lineal sin memoria

En esta familia, como ya se ha dicho anteriormente, se encuentran algoritmos que incluyen operaciones no lineales. Este tipo de operaciones permiten realzar el complejo QRS con respecto al ruido de fondo [18]; a la vez que tratarán de asemejar cada complejo QRS a un pico positivo único para una detección por umbral de amplitud más sencilla y eficiente. Existen múltiples

tipos de transformaciones no lineales. A continuación se mostrarán dos métodos sencillos empleados muy habitualmente, solos o en combinación con otras operaciones:

- Elevación al cuadrado: permite alejar en forma relativa los picos de gran magnitud de aquellos de pequeño valor, convirtiendo cualquier valor en un valor positivo. Se suele combinar posteriormente con una integración para analizar la energía de cada uno de estos complejos, para lo cual no influye el signo de la pendiente, sino simplemente su magnitud. En la *Figura 27* se muestra claramente el resultado de aplicar este tipo de transformación no lineal a una señal.

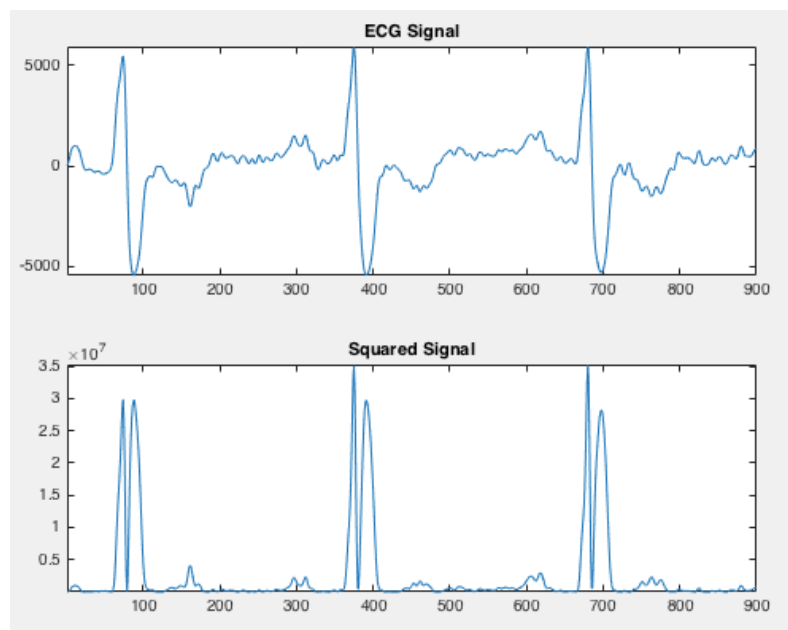


Figura 27: Operación no lineal de tipo Elevación al cuadrado

- Módulo: de igual modo permite obtener una curva de gran amplitud en la localización de cada complejo QRS, aunque con una menor amplitud, tal y como se muestra en la *Figura 28*. En este caso la relación entre las amplitudes pequeñas y grandes se mantiene con respecto a la señal original.

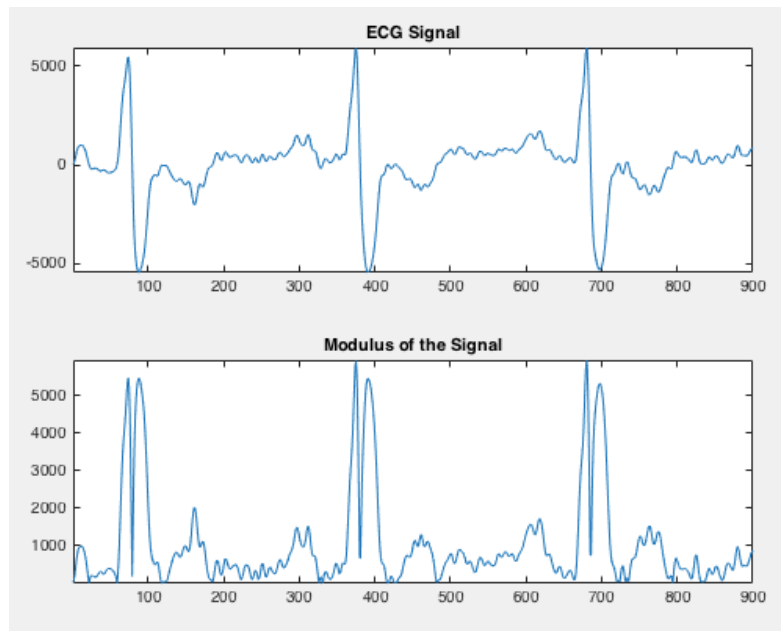


Figura 28: Operación no lineal de tipo Módulo

3.2.1. Algoritmo de Pan-Tompkins

Es un algoritmo en tiempo real desarrollado en 1985 y que busca la detección de los complejos QRS de las señales de ECG [12] y [13]. Permite un reconocimiento de forma fiable de los complejos QRS en base a análisis digitales de pendiente, amplitud y anchura. El algoritmo involucra una serie de filtros y operadores de tipo paso bajo, paso alto, derivador, cuadratura, integrador, aplicación de un umbral adaptativo y procedimientos de búsqueda, los cuales serán analizados a continuación. Es importante resaltar que la implementación que se explicará a continuación está basada en la versión obtenida de Matlab Central [14].

Etapas de preprocesamiento

En primer lugar, se lleva a cabo el filtrado paso banda de la señal de entrada. Este filtro consta de un filtrado paso alto y otro paso bajo en cascada, con frecuencias de corte de 5 Hz y 15 Hz respectivamente, con el fin maximizar la energía del complejo QRS. Esto permitirá deshacerse de la fluctuación lenta de la línea de base (“baseline wander”) y el ruido muscular.

A continuación la señal filtrada es derivada para resaltar los complejos QRS. Esta derivada se lleva a cabo mediante un filtrado que resulta una aproximación de esta.

Seguidamente se muestran cada una de las ecuaciones en diferencias correspondientes a los tres filtros y sus correspondientes respuestas en frecuencia. En la Figura 29 se muestra la representación de las tres respuestas en frecuencia equivalentes en continua, obtenidas de igual modo que para el detector anterior.

Filtro paso bajo:

$$y(n) - 2 \cdot y(n - 1) + y(n - 2) = x(n) - 2 \cdot x(n - 6) + x(n - 12)$$

$$H(e^{j\Omega}) = (1 - 2 \cdot e^{-j6\Omega} + e^{-j12\Omega}) / (1 - 2 \cdot e^{-j\Omega} + e^{-j2\Omega}) = (1 - e^{-j6\Omega})^2 / (1 - e^{-j\Omega})^2$$

Filtro paso alto:

$$y(n) - y(n - 1) = -x(n) + 32 \cdot x(n - 16) + x(n - 32)$$

$$H(e^{j\Omega}) = (-1 + 32 \cdot e^{-j16\Omega} + e^{-j32\Omega}) / (1 + e^{-j\Omega})$$

Filtro derivada:

$$y(n) = \frac{1}{8} \cdot (-x(n) - 2 \cdot x(n - 1) + 2 \cdot x(n - 3) + x(n - 4))$$

$$H(e^{j\Omega}) = \frac{1}{8} \cdot (-1 - 2 \cdot e^{-j\Omega} + 2 \cdot e^{-j3\Omega} + e^{-j4\Omega})$$

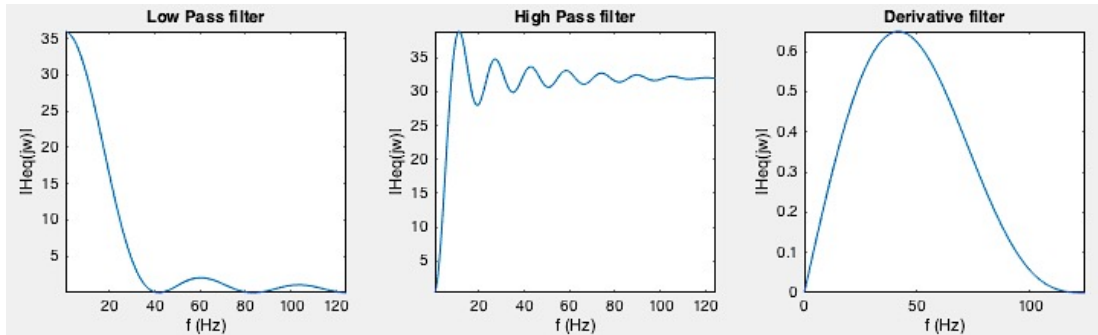


Figura 29: Representación de la respuesta en frecuencia de los filtros implementados en el algoritmo Pan Tompkins

En la *Figura 30* se muestra primeramente la señal original, 12 activaciones cardíacas en 10 segundos de una señal cardíaca real. Además, pueden verse las señales resultante de ambos filtrados.

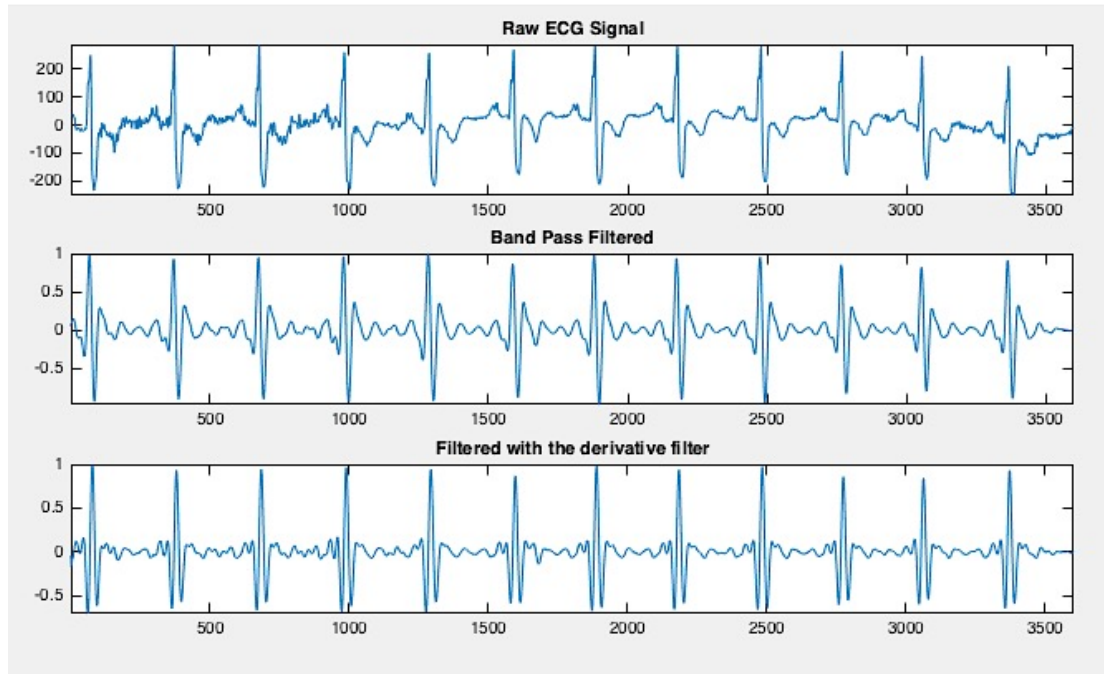


Figura 30: Señales filtradas en la etapa de preprocesado del algoritmo Pan-Tompkins.

Una vez que la señal ha pasado la etapa de filtrado, se procede a la aplicación de la transformación no lineal, que se corresponde con:

$$y[n] = x[n]^2$$

Esta función cuadrática, como ya se ha explicado anteriormente, permite ignorar la polaridad de la señal ECG. En la *Figura 31* puede verse el efecto producido en la señal. Nótese que se han convertido todos los valores en valores positivos:

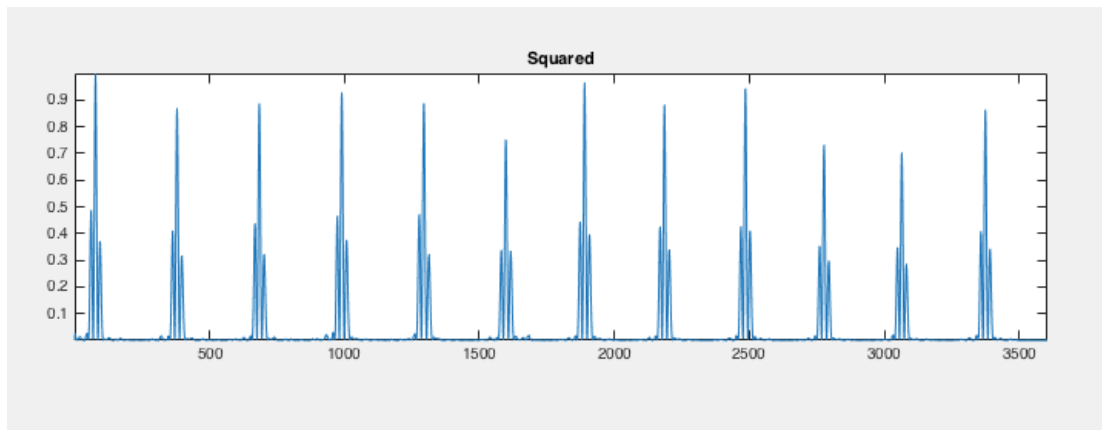


Figura 31: Transformación no lineal en la etapa de preprocesado del algoritmo Pan-Tompkins

Como último paso de la etapa de preprocesado, la señal ECG es procesada con una ventana de integración móvil, para así obtener un promedio de un conjunto de muestras donde se incluyen la muestra actual y algunas muestras pasadas. El ancho de la ventana móvil es determinado de manera empírica y debe coincidir con el mayor ancho de las muestras que son miembros de un complejo QRS. Se escogen 150 ms, que equivalen a 30 muestras a la frecuencia de muestreo de 360 Hz. En la *Figura 32* se muestra el resultado de esta transformación. Como puede verse, tras las operaciones realizadas se ha conseguido que cada complejo QRS se corresponda con un único pico de amplitud positiva.

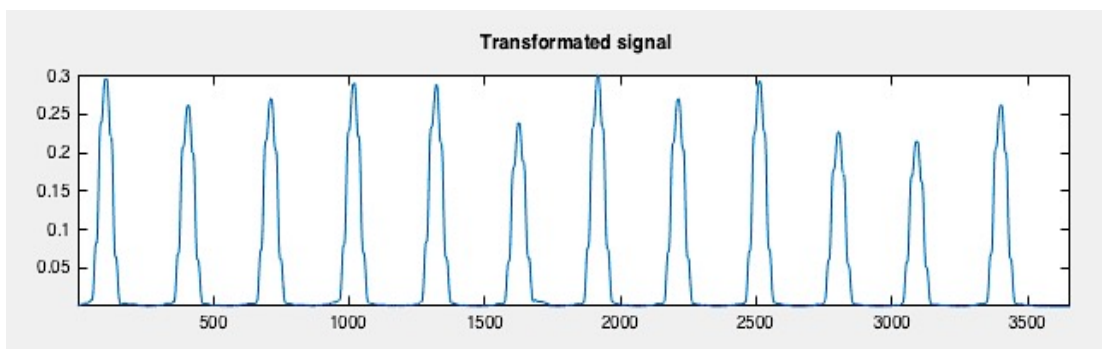


Figura 32: Aplicación ventana de integración móvil en la etapa de preprocesado del algoritmo Pan-Tompkins

Etapa de decisión

En primer lugar, se establecen marcas de referencia en cada máximo. El complejo QRS se corresponde con el flanco ascendente de la forma de onda resultante. El tiempo de duración del flanco ascendente es igual a la anchura del complejo QRS. Esto se refleja en la *Figura 33*, donde puede apreciarse la comparación entre la señal original (a) y la señal posterior a la etapa de preprocesado (b).

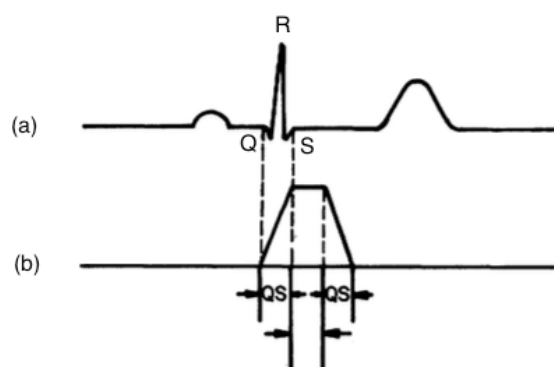


Figura 33: Comparativa de un complejo QRS con la forma de onda de la ventana de integración móvil [12]

Al analizar esta amplitud obtenida en cada marca, el algoritmo emplea dos umbrales: umbral de señal y umbral de ruido. Estos umbrales se inicializan durante una primera fase de entrenamiento de dos segundos y se van adaptando constantemente a los cambios de calidad de la señal ECG.

Primeramente se recorre la señal para clasificar cada muestra distinta de cero, ya sea como señal o como ruido. Si la amplitud supera al umbral de señal se identifica como complejo QRS candidato y el umbral se actualiza, en cambio, si la amplitud se encuentra entre ambos umbrales se identifica como ruido y nuevamente se actualiza el umbral de ruido en este caso.

Esta actualización es diferente para cada caso y se lleva a cabo del siguiente modo:

- En caso de que el pico encontrado (PEAKI) supere el umbral de señal (SPKI) éste se incrementa según:

$$SKPKI = 0,125 \times PEAKI + 0,875 \times SPKI$$

- En caso de que el pico encontrado (PEAKI) no supere el umbral de señal pero sí el umbral de ruido (NPKI) éste se incrementa según:

$$NKPKI = 0,125 \times PEAKI + 0,875 \times NPKI$$

En el caso de que se diese un plazo de tiempo excesivamente largo sin encontrar un pico que supere el umbral, el algoritmo asumirá que algún complejo QRS se ha perdido y realiza una vuelta atrás para reanudar la búsqueda haciendo un ajuste previo del umbral. Este ajuste se realiza del siguiente modo, siendo Threshold1 el umbral actual y Threshold2 el umbral cuyo nivel se ve reducido con el fin de encontrar nuevos picos en la vuelta atrás.

$$\text{Threshold2} = 0,5 \times \text{Threshold1}$$

Si en esta vuelta atrás se encuentra un pico (PEAKI), el nivel del umbral de señal (SPKI) se incrementa de nuevo del siguiente modo:

$$SPKI = 0,25 \times PEAKI + 0,75 \times SPKI$$

Este ajuste limita notablemente el número de falsos negativos y positivos no detectados.

Además, es imposible que, si se encuentra un candidato (sabiendo que un complejo QRS tiene una duración aproximada de 150-180 ms), en los siguientes 200 ms se produzca la aparición de otro, debido al periodo refractario de las células cardiacas (véase el Capítulo 2). De modo que el algoritmo incorpora esta restricción y elimina tales eventos físicamente imposibles, reduciendo de este modo los falsos positivos.

Finalmente, si un candidato QRS se produce después del período de 200 ms, pero a su vez dentro de 360 ms desde el anterior complejo QRS, el algoritmo determina si se trata de un verdadero complejo QRS del latido siguiente o una onda T anormalmente prominente. Esta decisión se basa en la pendiente media de la forma de onda en esa posición. Una pendiente de menos de la mitad de la del anterior complejo QRS es consistente con el comportamiento de una onda T; en caso contrario, se convierte en una detección QRS.

En la *Figura 34* pueden verse los resultados finales:

- Rojo: umbral de señal.
- Negro: umbral de ruido.
- Verde: umbral adaptativo.
- Cada marca rosa determina la onda R correspondiente a cada complejo QRS.

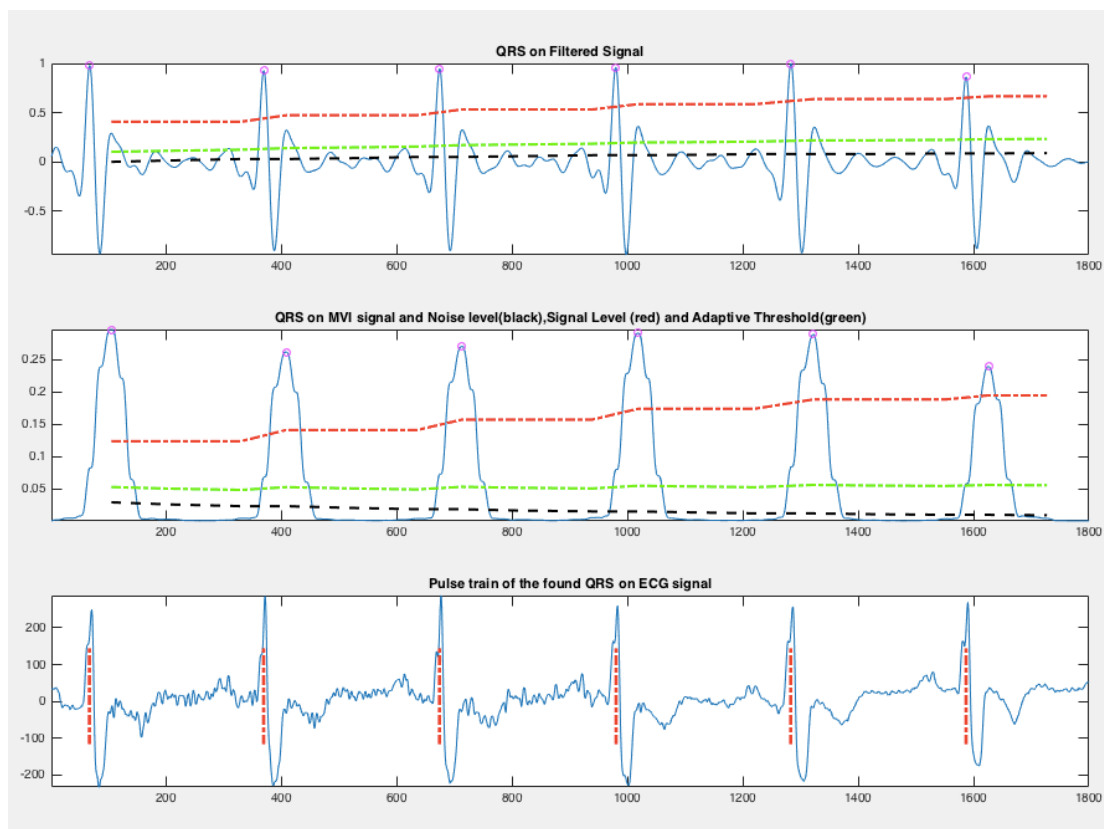


Figura 34: Resultados finales del Algoritmo Pan Tompkins

3.3. Algoritmos basados en una transformación no lineal con memoria

Los algoritmos que forman parte de esta familia, al igual que los que se encuentran clasificados en la anterior, presentan operaciones no lineales. La diferencia respecto a la familia anterior radica en que la salida en un instante dado no depende únicamente de la entrada en el instante actual, sino también de la entrada en instantes anteriores. Como ya se ha explicado, se ha programado un algoritmo que refleja las características propias de este grupo.

3.3.1. Estructura y elementos conformantes del algoritmo desarrollado

El algoritmo programado se denominará algoritmo CLT (ya que está basado en una transformación de la longitud de la curva ("*Curve Length Transformation*")). A diferencia de los anteriores, busca en primer lugar el comienzo y la duración de los complejos QRS, para una posterior localización de la onda R [19]. De esta información carecen la mayoría de los detectores de complejos QRS existentes, que sólo buscan detectar el complejo QRS, mientras que el algoritmo CLT se enmarca dentro de los métodos de delineación de complejos QRS.

Está basado en los conceptos básicos de la transformación de la longitud de la curva, introduciendo un factor de escala no lineal para mejorar el complejo QRS y para suprimir ruido no deseado y otras partes del ECG. La estructura general de este algoritmo se muestra en la *Figura 35*.



Figura 35: Esquema con los elementos conformantes del algoritmo basado en la transformación de longitud de la curva (CLT).

A continuación se describirán con mayor detalle cada uno de los bloques anteriores.

Etapas de preprocesamiento

En primer lugar, al igual que en el primer algoritmo programado, se presenta el problema de que la frecuencia de muestreo de la señal original es diferente a la frecuencia de muestreo de las ecuaciones presentadas para el algoritmo. Esto nos lleva a realizar el cambio de ritmo fraccionario con los mismos factores que en dicho caso (véase la sección 3.1.1).

Una vez realizado, se lleva a cabo un filtrado paso bajo de la señal. En este algoritmo no es necesaria la implementación de un filtro paso banda, dado que la transformación de longitud de la curva será la encargada de suprimir las componentes de alta frecuencia en el siguiente paso.

El filtrado paso bajo se implementa mediante un filtro de respuesta infinita al impulso (IIR) de segundo orden, que viene dado por la siguiente ecuación en diferencias.

$$y(n) = 2 \cdot y(n-1) - y(n-2) + x(n) - 2 \cdot x(n-5) + x(n-10)$$

A partir de la cual se obtendrán los siguientes coeficientes que nos permitirán realizar el filtrado:

$$a = [1 \ -2 \ 1] \quad y \quad b = [1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ -2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

A continuación, se muestra la respuesta en frecuencia asociada a dicho filtro y la representación de la respuesta en frecuencia equivalente del correspondiente filtro continuo en la *Figura 36*.

$$H(e^{j\Omega}) = (1 - 2 \cdot e^{-j5\Omega} + e^{-j10\Omega}) / (1 - 2 \cdot e^{-j\Omega} + e^{-j2\Omega}) = (1 - e^{-j5\Omega})^2 / (1 - e^{-j\Omega})^2$$

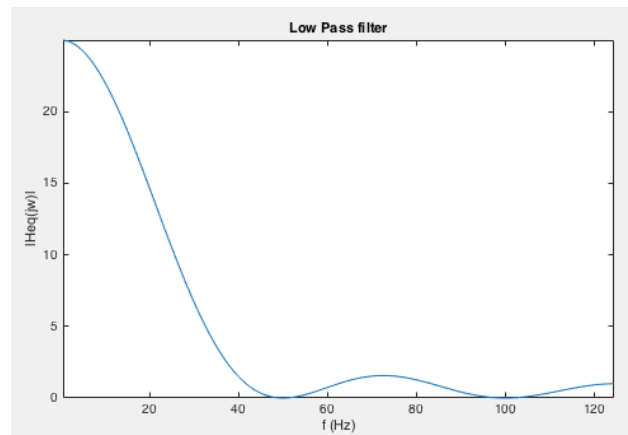


Figura 36: Representación de la respuesta en frecuencia del filtro Paso Bajo implementado en el algoritmo CLT

La señal ECG original, una vez transformada su frecuencia de muestreo, se muestra comparada con la señal ya filtrada en la *Figura 37*.

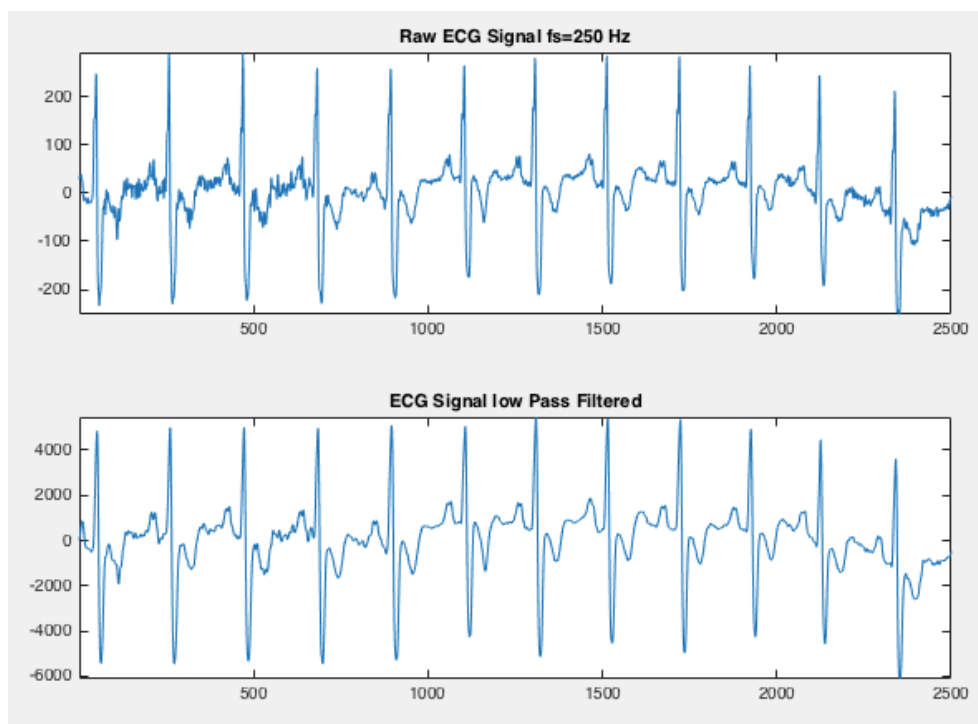


Figura 37: Filtrado paso bajo correspondiente al algoritmo CLT

A continuación, se lleva a cabo la transformación de longitud de la curva. Esta transformación se basa en la siguiente operación:

$$L_{w,Ts}[n] = \sum_{k=n-w}^n \sqrt{Ts^2 + z[k]^2}$$

Siendo $z[k]$ un vector que almacena la diferencia entre dos muestras consecutivas de la señal, de modo que la ecuación anterior equivale a la mostrada a continuación:

$$L_{w,Ts}[n] = \sum_{k=n-w}^n \sqrt{Ts^2 + (y[k] - y[k-1])^2}$$

Ts es el inverso de la frecuencia de muestreo, es decir, el periodo de muestreo. Sabiendo que la frecuencia de muestreo es 250 Hz, Ts será 4 ms. Por último, w se corresponde con el tamaño de la ventana que determina cuantas muestras participan en cada sumatorio (véase en el Capítulo 4 el ajuste adecuado de este parámetro).

Por lo tanto, para cada instante de tiempo de la señal previamente filtrada (señal y) se sumará, desde $k=n-w$ hasta n , la raíz cuadrada del periodo de muestreo al cuadrado más el cuadrado de la diferencia de amplitud entre cada muestra y su precedente.

En la *Figura 38* se muestra el resultado de llevar a cabo esta transformación en la señal ya filtrada y su comparativa con esta. Nótese que en la posición de cada complejo QRS se ha obtenido una curva de amplitud máxima con un único pico positivo, lo cual facilitará notablemente la detección del complejo.

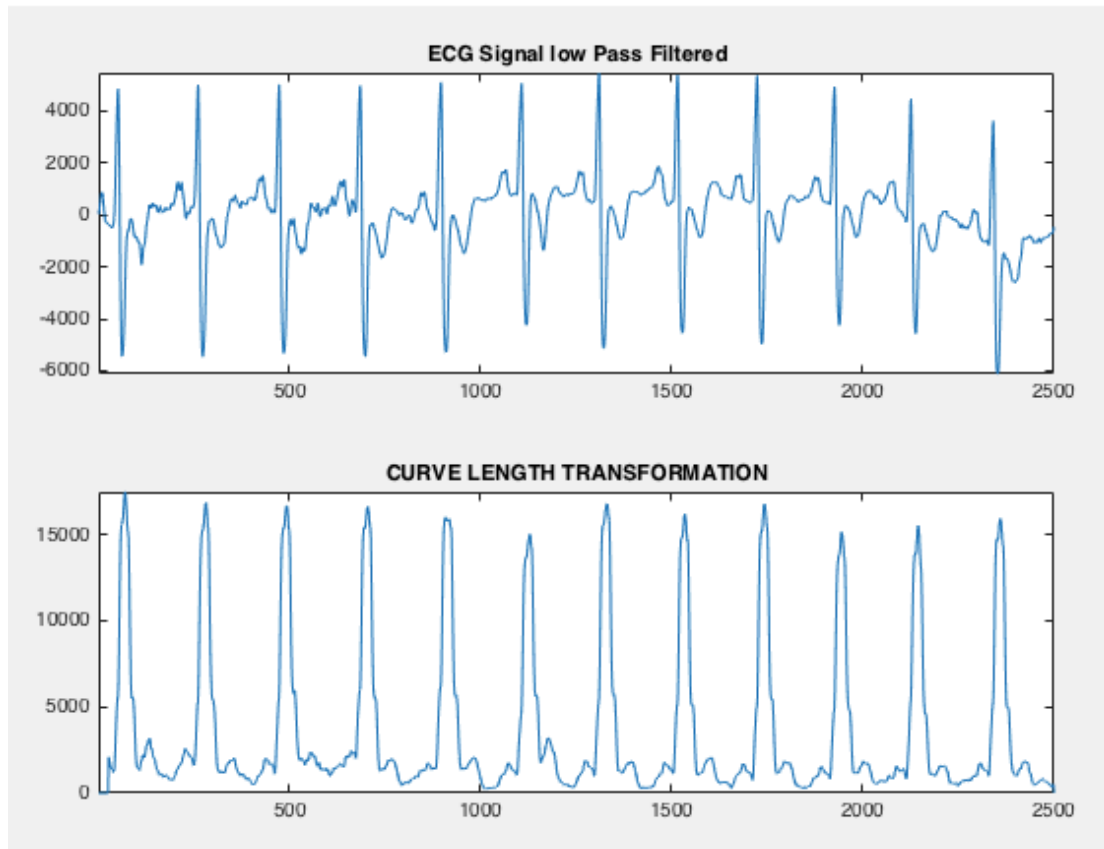


Figura 38: Señal resultante de la transformación de longitud de la curva (CLT)

Etapas de decisión

En primer lugar, se determina el umbral empleado. En este caso se tratará de un umbral adaptativo, de forma que irá variando a medida que se produzcan cambios en el nivel de la señal. En el momento inicial, el umbral se corresponde con la media de los diez primeros segundos de la señal transformada. Éste se irá actualizando, de modo que, cada diez segundos se calculará la media de los próximos diez segundos de señal y ésta se convertirá en el nuevo umbral. Este umbral estará siempre multiplicado por una constante K , que se admitirá como parámetro de entrada, permitiendo así ajustarlo con el fin de obtener resultados óptimos.

A continuación se recorre la señal y se marca como complejo QRS candidato cada punto en que la señal supera el umbral. Debido al periodo

refractario, si se encuentra un punto candidato, en los 250 ms siguientes no es posible encontrar otro complejo. Por tanto, ni siquiera se realiza la búsqueda en esos intervalos. Seguidamente se lleva a cabo un proceso de búsqueda de un punto mínimo en los 125 ms (aproximadamente 31 muestras) precedentes al punto marcado como candidato. Se obtendrán por tanto los puntos representados en la *Figura 39*, que a partir de ahora serán denotados como L_{min} . Nótese que los puntos negros definen la superación del umbral y los verdes marcan L_{min} .



Figura 39: Definición del umbral y L_{min} en la señal ya transformada

De igual modo, se buscan los máximos en los 125 ms posteriores al complejo QRS candidato, definiéndolos con puntos rojos en la *Figura 40* mostrada a continuación. A partir de aquí, estos puntos serán denotados como L_{max} .

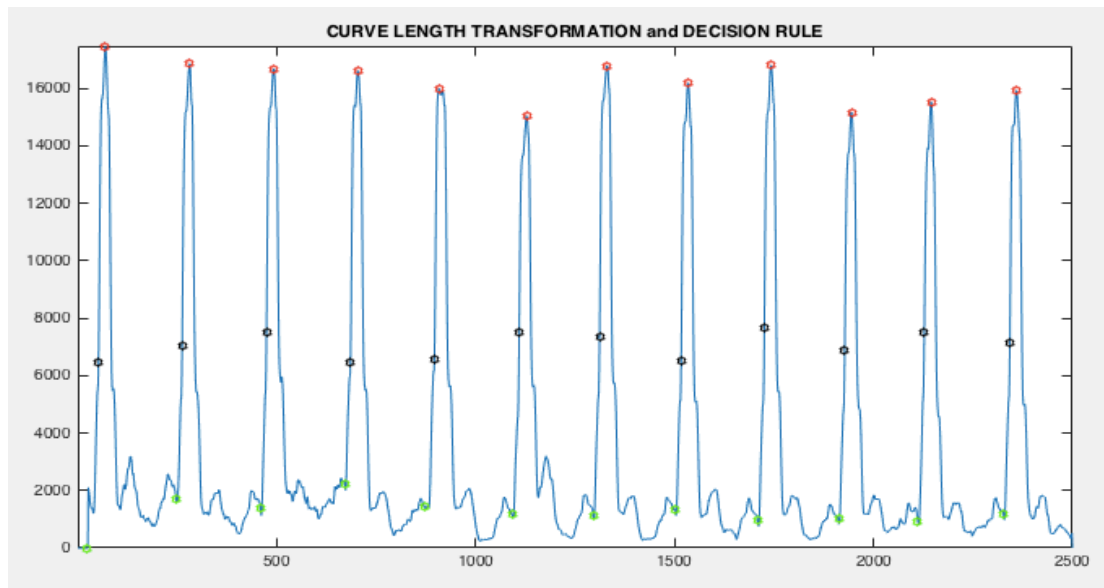


Figura 40: Definición del umbral y Lmax en la señal ya transformada

En este momento se pasa a relacionar esta señal transformada (LT) con la señal ECG original. Esta relación queda reflejada en la *Figura 41*, donde puede verse que el tiempo de duración del flanco ascendente de LT es aproximadamente igual a la anchura del complejo QRS.

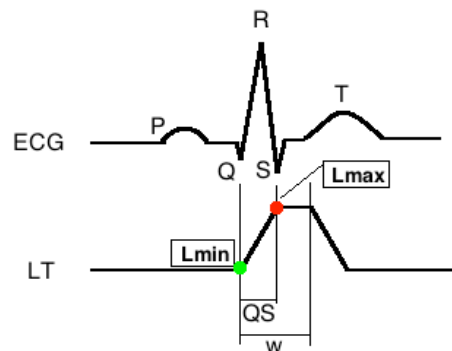


Figura 41: Relación entre la señal ECG original y la señal LT. Esquematización de los puntos Lmin y Lmax [17]

Por tanto, con el fin de encontrar la localización exacta de Q y S, se definen los siguientes valores:

$$LA(i) = L_{\max}(i) - L_{\min}(i)$$

$$\text{Ondas Q: } Q(i) = L_{\min}(i) + \frac{LA(i)}{100}$$

$$\text{Ondas S: } S(i) = L_{\max}(i) - \frac{LA(i)}{100}$$

Por último, se localiza la onda R como el máximo de la señal original encontrado entre cada onda Q y su onda S correspondiente. Estos resultados, en comparación con los anteriores, quedan reflejados en la *Figura 42*. En la señal ECG cada punto determina:

- Puntos verdes: onda Q.
- Puntos negros: onda R.
- Puntos rojos: onda S.

De modo que es posible definir el comienzo y la duración de cada complejo QRS y, a partir de estos, la localización de la onda R correspondiente.

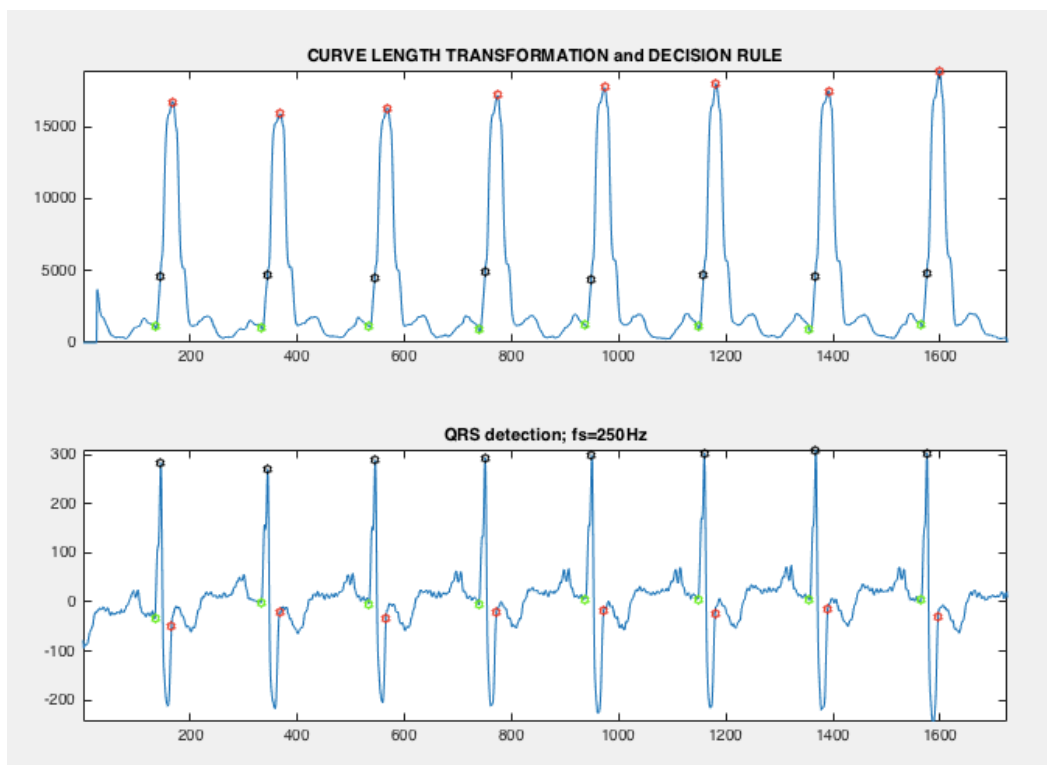


Figura 42: Demostración del inicio y duración de cada complejo QRS

3.4. Discusión

En este capítulo se han descrito tres algoritmos para la detección de complejos QRS. Estos algoritmos se diferencian fundamentalmente en la aplicación o no de una transformación no lineal para transformar los datos previo al procesado.

- El primero de ellos, DF1 (*Algorithm based on Digital Filters*), se corresponde con el caso en el que no incorpora ninguna transformación no lineal. Es el algoritmo más sencillo y está basado principalmente en el filtrado.
- El segundo, algoritmo de Pan-Tompkins, incorpora una transformación no lineal sin memoria en su etapa de preprocesamiento, además de la aplicación de un complejo umbral adaptativo en su etapa de decisión.
- Por último, el algoritmo CLT, incorpora también una transformación no lineal pero se diferencia respecto al anterior en que la salida en un instante dado no depende únicamente de la entrada en el instante actual, sino que también depende de instantes anteriores (operación no lineal con memoria). Además, destaca también por no sólo detectar la localización del complejo QRS, sino adicionalmente su comienzo y duración (método de delineación de complejos QRS)

En el siguiente capítulo se verán los resultados de la aplicación de estos tres algoritmos en señales reales.

4. SIMULACIONES

Todas las simulaciones realizadas, tanto para el estudio de señales cardiacas como para las pruebas de los algoritmos que se acaban de mencionar, han sido llevadas a cabo con señales reales. En este capítulo se hará referencia a la herramienta empleada para el acceso a estas señales, las medidas empleadas para probar la efectividad de los algoritmos citados y los resultados finalmente obtenidos.

4.1. PhysioNet

PhysioNet es un recurso para la investigación y el desarrollo de aplicaciones en biomedicina y bioingeniería [21]. Está patrocinado por el Instituto Nacional de Imágenes Biomédicas y Bioingeniería (NIBIB) y por el Instituto Nacional de Ciencias Médicas Generales (NIGMS), ambos institutos que forman parte de los Institutos Nacionales de Salud (NIH) de los Estados Unidos.

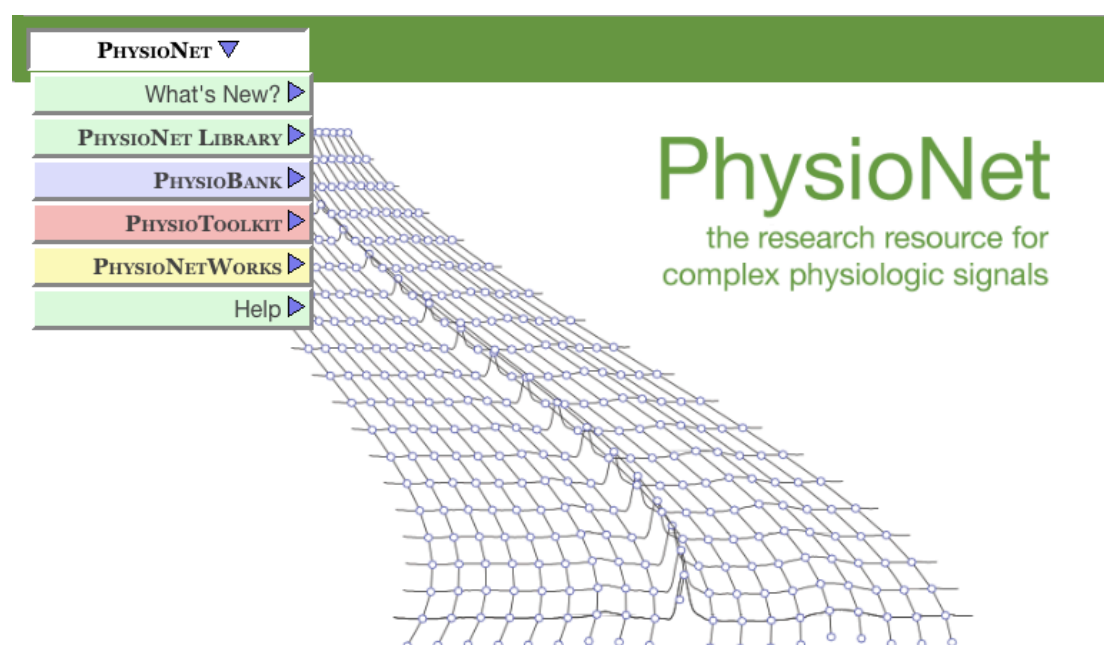


Figura 43: Página principal PhysioNet [20]

Se trata de una herramienta que permite el libre acceso a través de la web a grandes colecciones de señales fisiológicas y a software de código abierto. Además, dispone de espacios de trabajo para miembros de la comunidad de PhysioNet, con el fin de permitir la colaboración en investigaciones biomédicas.

4.1.1. Estructura del recurso

Está formado por tres componentes principales [22]:

- PhysioBank: es un archivo de señales biomédicas rigurosamente caracterizadas para su uso por la comunidad de investigación. Dentro de este registro se encuentran documentadas bases de datos de señales biomédicas (cardiopulmonares, neuronales, etc.) procedentes tanto de sujetos sanos como de pacientes en condiciones con grandes implicaciones para la salud pública: epilepsia, arritmias, insuficiencia cardiaca, infarto de miocardio, trastornos en el movimiento, etc. Conforman una colección grande y creciente de grabaciones digitales y datos relacionados, que actualmente contiene aproximadamente 40 GB de señales fisiológicas digitalizadas, la mayor parte con anotaciones.
- PhysioNet: proporciona un vínculo dinámico entre el recurso y la comunidad de investigación. Consiste en un foro online para la difusión y el intercambio de señales biomédicas registradas y el software para el análisis de dichas señales, que proporciona facilidades para el análisis cooperativo de los datos y la evaluación de nuevos algoritmos propuestos. Proporciona así un lugar de encuentro para los datos fisiológicos y algoritmos, donde ambos pueden ser considerados, discutidos, evaluados, revisados y examinados en detalle por cualquier investigador dispuesto a unirse a esta comunidad online. PhysioNet también proporciona un medio para resolver las diferencias en los resultados que puedan derivarse de los errores en la interpretación de las descripciones de algoritmos, errores en la implementación del algoritmo o errores fundamentales en el diseño de algoritmos. Como un componente

educativo, PhysioNet ofrece tutoriales online para ayudar a los médicos, estudiantes e investigadores a hacer el mejor uso de los recursos.

- PhysioToolkit: está compuesto fundamentalmente por el paquete de software WFDB, que incluye múltiples herramientas para una amplia variedad de funciones clásicas de procesamiento de señales, todo escrito en C y utilizable en Linux o MS Windows PCs y Unix, entre otros. De modo que la biblioteca PhysioToolkit incluye software para actividades como el procesamiento y análisis de señales fisiológicas, la detección de eventos fisiológicamente significativos, el análisis de la dinámica no lineal, el análisis de los procesos no estacionarios, la caracterización de las señales, la creación de nuevas bases de datos para apoyar un mayor desarrollo de PhysioBank, la simulación de señales fisiológicas, etc.

La combinación de estos tres componentes interrelacionados – bases de datos de señales, herramientas analíticas, y un foro online – está destinado a hacer que este recurso sea útil para una amplia gama de investigadores y personal clínico.

4.1.2. Antecedentes y objetivos

Tanto los diagnósticos clínicos como las investigaciones básicas son notablemente dependientes de la capacidad para registrar y analizar señales fisiológicas. Durante las última décadas, sin embargo, los análisis clínicos y de investigación de estas señales no han cambiado sustancialmente, a pesar de los avances tecnológicos que han permitido la grabación y el almacenamiento de grandes conjuntos de datos de señales. Además, aunque estas señales típicamente complejas representan procesos que son no lineales y no estacionarios por la naturaleza, las herramientas analíticas y modelos utilizados para el estudio de esos datos a menudo asumen su linealidad y estacionariedad.

Así surgió Physionet, como un recurso útil para una amplia gama de investigadores y personal clínico que pueden beneficiarse del acceso a la creciente colección de software analítico rigurosamente probado.

Lo esencial en esta herramienta es el repaso riguroso que se lleva a cabo, tanto de los datos como del software disponible, con el fin de que los investigadores puedan hacer uso de estos materiales con confianza. Para ello, se ha hecho explícita la medida en que se han revisado, asignando a cada elemento una de las tres clases siguientes:

- Clase 1: los datos pertenecientes a esta clase han sido estudiados por muchos investigadores a lo largo de varios años y se espera que tengan pocos o ningún defecto.
- Clase 2: dentro de esta clase se encuentran aquellos que han sido revisados, pero todavía necesitan que pase tiempo y determinadas pruebas para su aceptación definitiva.
- Clase 3: los materiales de esta clase han sido revisados únicamente por sus creadores y requieren revisiones posteriores.

Puede afirmarse entonces que, sin bases de datos comunes, tales como los proporcionados por PhysioNet, puede ser imposible llegar a resolver ciertas investigaciones, que van desde la comprensión de la dinámica del ritmo sinusal normal hasta arritmias cardíacas potencialmente mortales. De este modo, llegan a ser recursos esenciales para los desarrolladores y evaluadores de algoritmos que analizan las señales biomédicas y que necesitan de esta herramienta para probar algoritmos con datos realistas.

Por tanto, a partir de todo lo explicado anteriormente pueden definirse dos grandes ventajas de Physionet: por un lado, evita la dificultad y el coste ligados a la adquisición de datos y por otro lado permite la posibilidad de comparar la calidad o efectividad de distintos algoritmos (puede ser que un algoritmo funcione de forma muy positiva frente a señales asociadas a determinados pacientes pero no frente a otras, y la única forma de comparar dos algoritmos efectivamente es aplicándolos a las mismas señales).

Para este proyecto ha sido fundamental la base de datos *MIT-BIH Arrhythmia Database (mitdb)* presente en PhysioBank ATM, la cual proporciona las señales ECG correspondientes a diferentes pacientes con sus correspondientes anotaciones.

Para esta base de datos fueron seleccionadas 48 señales ECG de media hora, compuestas cada una por dos canales. Así, se obtuvieron señales ECG correspondientes a 47 sujetos (dos registros corresponden al mismo sujeto) estudiados por el *BIH Arrhythmia Laboratory* entre 1975 y 1979. De entre éstos, 23 fueron escogidos al azar de una colección de más de 4000 grabaciones de monitores Holter (máquinas que registran los ritmos cardíacos en forma continua), y los otros 25 fueron seleccionados con el fin de incluir ejemplos de arritmias importantes poco comunes. Los sujetos componían un grupo de 25 hombres de entre 32 y 89 años y 22 mujeres con edad comprendida entre 23 y 89 años. Además, aproximadamente el 60% de los sujetos eran pacientes hospitalizados.

Como es de esperar en la práctica clínica, dado que los apósitos quirúrgicos y las diferentes variaciones en la anatomía no permiten el uso de la misma colocación de los electrodos, las respuestas obtenidas varían en función del sujeto de estudio. En la mayoría de los registros un canal es obtenido mediante la colocación de los electrodos en el pecho (práctica estándar para la grabación de ECG en ambulatorios) y el otro canal se obtiene generalmente en la posición V1 (véase el Capítulo 2).

A partir de esta base de datos, Physionet determina la longitud de la señal que se desea examinar y descargar, facilita anotaciones acerca de la posición de cada complejo QRS o de la posición relativa entre diferentes ondas, además de información para su tratamiento y exportación.

4.2. Evaluación de la calidad de los algoritmos

4.2.1. Medidas de rendimiento

Para evaluar el rendimiento de los tres algoritmos probados se comparan los valores de localización de la onda R determinados por el algoritmo con las posiciones de la onda R indicadas por las anotaciones de Physionet. Se han

determinado los siguientes factores para evaluar la calidad de detección de cada uno de los algoritmos nombrados anteriormente:

- Verdaderos positivos (VP): se detecta un complejo QRS en una posición que figura como complejo QRS en la base de datos.
- Falso positivo (FP): se detecta un complejo QRS en una posición que no figura como complejo QRS en la base de datos.
- Falso negativo (FN): no se detecta un complejo QRS que figura como complejo QRS en la base de datos.
- Verdaderos negativos (VN): consiste en la no detección de un complejo QRS cuando este no figura en la base de datos. Resulta absurdo evaluarlos en este estudio, dado que se corresponden con la mayor parte de las muestras a evaluar.

Los indicadores que realmente permiten llevar a cabo una correcta evaluación del funcionamiento de los algoritmos es una combinación de los tres primeros factores descritos anteriormente (VP, FP y FN), y viene dado por los siguientes cuatro porcentajes:

- TPR (*True Positive Rate*): porcentaje de complejos QRS detectados de entre los que realmente existen en la base de datos.

$$TPR = \frac{VP \cdot 100}{P}$$

Siendo P el número de complejos totales existentes. $P = VP + FN$

- FNR (*False Negative Rate*): porcentaje de complejos QRS no detectados de entre los que realmente existen en la base de datos.

$$FNR = \frac{FN \cdot 100}{P}$$

- PPV (*Positive predictive value*): porcentaje de detecciones correctas, teniendo en cuenta tanto los verdaderos positivos como los falsos positivos.

$$PPV = \frac{VP \cdot 100}{VP + FP}$$

- FDR (False Discovery Rate): porcentaje de detecciones falsas, teniendo en cuenta tanto los verdaderos positivos como los falsos positivos.

$$FDR = \frac{FP \cdot 100}{VP + FP}$$

Por último, es importante destacar que, por un lado FNR y TPR y, por otro lado, PPV y FDR suman en total de muestras a evaluar.

$$FNR + TPR = PPV + FDR = 100\%$$

4.2.2. Determinación de verdaderos positivos

Como ya se ha explicado anteriormente, la calidad de un detector de complejos QRS será evaluada comparando la posición en la que dicho algoritmo localiza la onda R con las posiciones de la onda R presentes en las anotaciones pertenecientes a la base de datos de Physionet.

Existen varios factores (como la diversidad de criterios de expertos, el redondeo en el cambio de la frecuencia de muestreo o problemas de muestreo) que dificultan la posibilidad de que la posición de la onda R se ajuste exactamente al valor teórico, es decir, sin ningún error de muestra. Por ello, se ha establecido un factor de tolerancia 'n', que permitirá considerar válida una detección de una onda R siempre que se disponga entre un rango de n muestras, por encima o por debajo, respecto al valor presente en las anotaciones.

Así, con el fin de evaluar la calidad del algoritmo, se ha implementado un programa conocido como **Calidad Detector**. A partir de este punto, el conjunto de muestras pertenecientes a la base de datos de Physionet se conocerá como *VectorPhysionet* y, los resultados procedentes de un algoritmo de detección serán llamados *VectorEvaluación*. Por lo tanto, para la comparación de *VectorPhysionet* y *VectorEvaluación* se han tenido en cuenta los siguientes factores de suma relevancia:

- El hecho de que *VectorPhysionet* y *VectorEvaluación* tengan la misma longitud no es determinativo. Es posible que no se hayan detectado muestras que se corresponden con ondas R (FN) y posteriormente se detecten muestras que no se correspondan con ninguna onda R (FP), ajustando así la longitud.
- Nunca se evalúa si se la muestra coincide en función de la posición en la que se encuentre. Es posible que se salte una onda R y no la detecte, pero que sí detecte correctamente el resto de ondas. A continuación se muestra un ejemplo que refleja este caso:

VectorEvaluación = [68 369 980 1284 1587 1879 2175]

VectorPhysionet = [68 369 674 980 1284 1587 1879 2175]

Como consecuencia, el resultado obtenido con **Calidad Detector** sería:

VP : 7 FN : 1

Podría suceder justamente lo contrario, es decir:

VectorEvaluación = [68 369 674 980 1284 1587 1879 2175]

VectorPhysionet = [68 369 980 1284 1587 1879 2175]

Como consecuencia, el resultado obtenido con **Calidad Detector** sería:

VP : 7 FP : 1

Esto sucede de este modo dado que el programa recorre *VectorEvaluación* buscando la diferencia mínima con cualquiera de las muestras de *VectorPhysionet*. Siempre que esta diferencia mínima no supere el factor de tolerancia, será considerado un VP.

- Una vez se ha considerado que una muestra de *VectorEvaluación* es correcta, por comparación con la correspondiente de *VectorPhysionet*, ésta última es descartada y no se compara de nuevo con ninguna otra. A continuación se muestra un ejemplo de este caso:

VectorEvaluación = [65 66 68 69 70 369 980]

VectorPhysionet = [68 369 980]

Como consecuencia, el resultado obtenido con **Calidad Detector** sería:

VP : 3 FP : 4

Después de realizar múltiples pruebas con los distintos algoritmos programados, se ha determinado como factor de tolerancia óptimo: $n=3$. Esta tolerancia permite ajustar los posibles errores de muestreo nombrados anteriormente pero, a su vez, no es lo suficientemente alto como para enmascarar el posible mal funcionamiento de un algoritmo.

4.3. Resultados

A continuación se mostrarán, para cada uno de los tres algoritmos, los resultados obtenidos después de ser sometidos a señales ECG reales procedentes de *MIT/BIH Arrhythmia database* y, además, el ajuste de los parámetros de cada uno de ellos para conseguir óptimos resultados. Por último, se realizará una comparación de la efectividad de los tres algoritmos.

4.3.1. Algoritmo DF1

El parámetro a ajustar en el algoritmo DF1 es k , un valor que multiplica a la media del valor absoluto de la señal para así conseguir un umbral óptimo en la etapa de decisión. Es importante resaltar que si el valor de k es muy alto dará lugar a muchos FN y si es muy bajo, generará FP. El valor escogido finalmente, tras múltiples pruebas, ha sido $k = 3$.

Resultados

En la siguiente tabla se muestra el resultado de aplicar las 48 señales reales presentes en Physionet al algoritmo de estudio.

SEÑAL	COMPLEJOS QRS	VP	FP	FN	TPR (%)	FNR (%)	PPV (%)	FDR (%)
100	2273	2270	1	3	99,9	0,1	100,0	0,0
101	1863	1860	22	3	99,8	0,2	98,8	1,2
102	2187	2120	64	67	96,9	3,1	97,1	2,9
103	2084	2084	1	0	100,0	0,0	100,0	0,0
104	2229	1984	439	245	89,0	11,0	81,9	18,1
105	2572	2517	152	55	97,9	2,1	94,3	5,7
106	2027	1870	85	157	92,3	7,7	95,7	4,3
107	2137	2058	7	79	96,3	3,7	99,7	0,3
108	1762	853	763	909	48,4	51,6	52,8	47,2
109	2532	2458	64	74	97,1	2,9	97,5	2,5
111	2124	197	1929	1927	9,3	90,7	9,3	90,7
112	2539	2538	15	1	100,0	0,0	99,4	0,6
113	1795	1794	0	1	99,9	0,1	100,0	0,0
114	1877	367	1528	1510	19,6	80,4	19,4	80,6
115	1953	1952	0	1	99,9	0,1	100,0	0,0
116	2412	2287	102	125	94,8	5,2	95,7	4,3
117	1535	247	1296	1288	16,1	83,9	16,0	84,0
118	2278	2119	179	159	93,0	7,0	92,2	7,8
119	1987	1976	11	11	99,4	0,6	99,4	0,6
121	1863	1855	17	8	99,6	0,4	99,1	0,9
122	2476	2475	1	1	100,0	0,0	100,0	0,0
123	1518	1517	4	1	99,9	0,1	99,7	0,3
124	1619	224	1358	1395	13,8	86,2	14,2	85,8
200	2601	1829	159	772	70,3	29,7	92,0	8,0
201	1963	1916	47	47	97,6	2,4	97,6	2,4
202	2136	2127	4	9	99,6	0,4	99,8	0,2
203	2980	2380	276	600	79,9	20,1	89,6	10,4
205	2656	2582	27	74	97,2	2,8	99,0	1,0
207	1860	136	306	1724	7,3	92,7	30,8	69,2
208	2955	2462	475	493	83,3	16,7	83,8	16,2
209	3005	2997	25	8	99,7	0,3	99,2	0,8
210	2650	2458	80	192	92,8	7,2	96,8	3,2
212	2748	2747	5	1	100,0	0,0	99,8	0,2
213	3251	3068	168	183	94,4	5,6	94,8	5,2
214	2262	2207	40	55	97,6	2,4	98,2	1,8
215	3363	3333	27	30	99,1	0,9	99,2	0,8
217	2208	513	1664	1695	23,2	76,8	23,6	76,4
219	2154	2104	50	50	97,7	2,3	97,7	2,3
220	2048	2047	1	1	100,0	0,0	100,0	0,0
221	2427	2398	23	29	98,8	1,2	99,0	1,0
222	2483	2229	284	254	89,8	10,2	88,7	11,3

Tabla 2: Resultados de aplicación de señales reales al algoritmo DF1

SEÑAL	COMPLEJOS QRS	VP	FP	FN	TPR (%)	FNR (%)	PPV (%)	FDR (%)
223	2605	2416	120	189	92,7	7,3	95,3	4,7
228	2053	1695	454	358	82,6	17,4	78,9	21,1
230	2256	2253	4	3	99,9	0,1	99,8	0,2
231	1571	1570	1	1	99,9	0,1	99,9	0,1
232	1780	1768	41	12	99,3	0,7	97,7	2,3
233	3079	2451	141	628	79,6	20,4	94,6	5,4
234	2753	2753	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
48	109489	91308	12460	15428	85,9 %	14,1 %	88,3 %	11,7 %

Tabla 2 (continuación) : Resultados de aplicación de señales reales al algoritmo DF1

* 'Complejos QRS' : número de complejos que figuran en la base de datos de Physionet para esa señal

Puede verse que, por ejemplo, las señales correspondientes a los pacientes 103, 112, 122, 212, 220 y 234 obtienen resultados óptimos (un TPR del 100%) mientras que otras señales (marcadas en rojo) ofrecen muy malos resultados. Esto puede deberse a anomalías en la señal o a fallos de interpretación del algoritmo. Pese a esto, los resultados totales responden a un TPR del 85,9%, que ascendería a un 92% si no se tuviesen en cuenta las señales marcadas en rojo.

Con el fin de mejorar los resultados obtenidos, se ha tratado de aumentar la tolerancia únicamente para las señales que presentan peores resultados, pero no se ha visto reflejada ninguna mejora.

Como ya se ha dicho, para la obtención de estos resultados, se ha aplicado una tolerancia $n=3$ y un factor de umbral $k=3$. En la *Figura 44* se muestra una gráfica que combina distintos valores de n y k , mostrando el TPR asociado para cada caso.

TPR en función del la tolerancia y el umbral

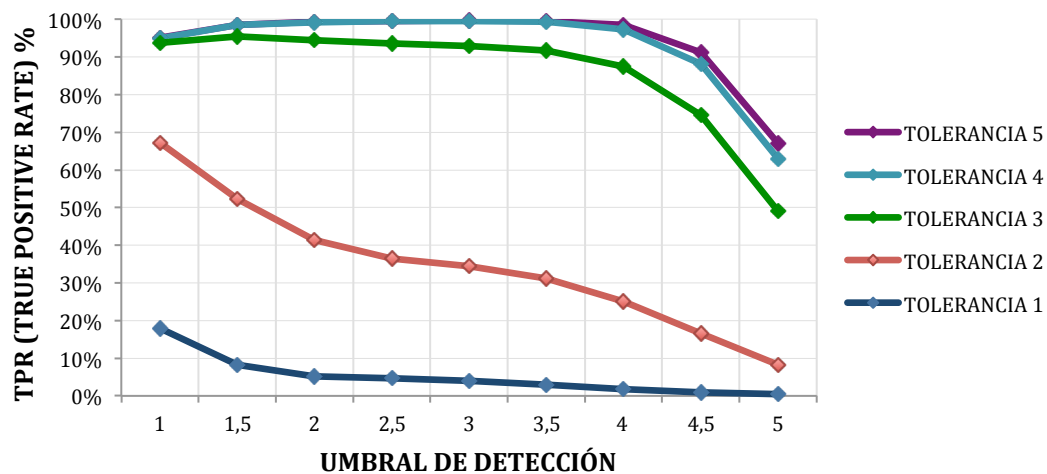


Figura 44: Gráfica comparativa del TPR para distintos valores de tolerancia y umbral (k)

En la gráfica puede verse como, tanto para valores de tolerancia muy bajos como para umbrales muy altos, el TPR no supera el 20%. Esto es debido a que por un lado se exige que los valores de las muestras resultado difieran únicamente en una o dos muestras de los resultados teóricos y, por otro lado, al tener un umbral muy bajo los VP se enmascaran entre numerosos FN.

Además puede verse que, con valores de tolerancia altos, los resultados mejoran, pero esto puede estar provocando un enmascaramiento del mal funcionamiento del algoritmo para determinadas señales.

Por último, nótese que esta gráfica únicamente refleja el comportamiento del TPR, parámetro que sólo afecta a la detección de verdaderos positivos y, por ello, no se observan los efectos de detectar FP.

En la *Figura 45* se muestra una gráfica que sí refleja los efectos provocados por la aparición de falsos positivos a partir de la representación del FDR asociado para cada caso.

FDR en función de la tolerancia y el umbral

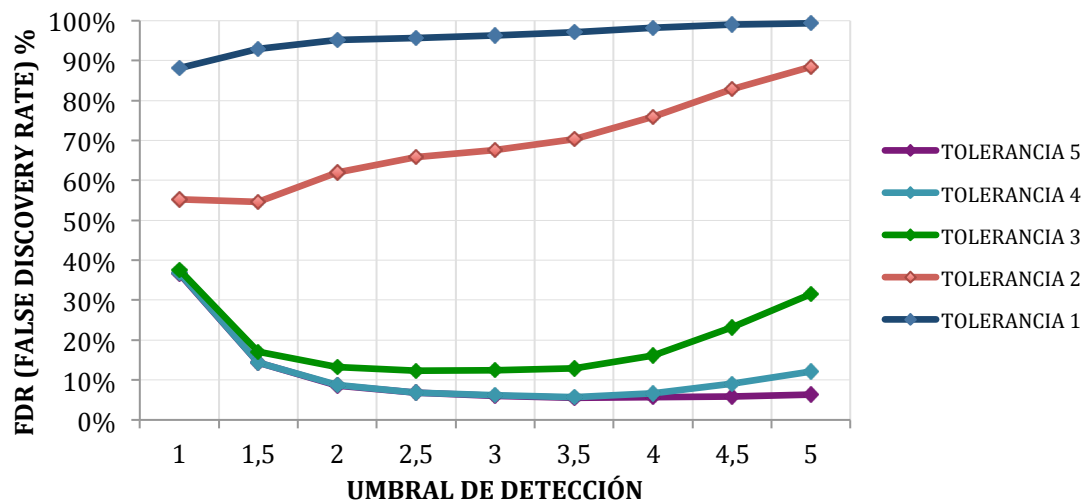


Figura 45: Gráfica comparativa del FDR para distintos valores de tolerancia y umbral (k)

En la gráfica puede verse como, tanto para valores de tolerancia muy bajos como para umbrales muy altos, el FDR supera el 70%, es decir, hay más de un 70% de detecciones falsas. Se presenta la situación contraria al caso anterior, dado que se habla de detecciones falsas, pero el sentido de los resultados es el mismo: si el umbral es muy bajo, las falsas detecciones se disparan. Además, de igual modo, los resultados mejoran con el aumento de la tolerancia, pero esto puede estar enmascarando los resultados reales.

4.3.2. Algoritmo de Pan-Tompkins

En el algoritmo de Pan-Tompkins no existe ningún parámetro que deba ser ajustado con el fin de mejorar los resultados. Después de probar el algoritmo aplicando las 48 señales de Physionet se obtienen los resultados mostrados en la siguiente tabla:

SEÑAL	COMPLEJOS QRS	VP	FP	FN	TPR (%)	FNR (%)	PPV (%)	FDR (%)
100	2273	2272	1	1	100,0	0,0	100,0	0,0
101	1863	1862	6	1	99,9	0,1	99,7	0,3
102	2187	508	1679	1679	23,2	76,8	23,2	76,8
103	2084	2083	0	1	100,0	0,0	100,0	0,0
104	2229	2070	162	159	92,9	7,1	92,7	7,3
105	2572	2549	65	23	99,1	0,9	97,5	2,5
106	2027	1965	61	62	96,9	3,1	97,0	3,0
107	2137	1091	1030	1046	51,1	48,9	51,4	48,6
108	1762	898	1243	864	51,0	49,0	41,9	58,1
109	2532	2511	16	21	99,2	0,8	99,4	0,6
111	2124	2071	44	53	97,5	2,5	97,9	2,1
112	2539	2539	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
113	1795	1795	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
114	1877	794	699	1083	42,3	57,7	53,2	46,8
115	1953	1953	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
116	2412	2388	5	24	99,0	1,0	99,8	0,2
117	1535	11	1524	1524	0,7	99,3	0,7	99,3
118	2278	2272	7	6	99,7	0,3	99,7	0,3
119	1987	1545	443	442	77,8	22,2	77,7	22,3
121	1863	1860	1	3	99,8	0,2	99,9	0,1
122	2476	2476	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
123	1518	1515	0	3	99,8	0,2	100,0	0,0
124	1619	1583	29	36	97,8	2,2	98,2	1,8
200	2601	1884	715	717	72,4	27,6	72,5	27,5
201	1963	1896	21	67	96,6	3,4	98,9	1,1
202	2136	2126	3	10	99,5	0,5	99,9	0,1
203	2980	2465	453	515	82,7	17,3	84,5	15,5
205	2656	2583	67	73	97,3	2,7	97,5	2,5
207	1860	233	1991	1627	12,5	87,5	10,5	89,5
208	2955	2105	827	850	71,2	28,8	71,8	28,2
209	3005	3005	1	0	100,0	0,0	100,0	0,0
210	2650	2475	133	175	93,4	6,6	94,9	5,1
212	2748	2748	1	0	100,0	0,0	100,0	0,0
213	3251	3107	141	144	95,6	4,4	95,7	4,3
214	2262	2242	17	20	99,1	0,9	99,2	0,8
215	3363	3357	3	6	99,8	0,2	99,9	0,1
217	2208	1886	315	322	85,4	14,6	85,7	14,3
219	2154	2125	28	29	98,7	1,3	98,7	1,3
220	2048	2047	1	1	100,0	0,0	100,0	0,0
221	2427	2416	8	11	99,5	0,5	99,7	0,3
222	2483	2456	42	27	98,9	1,1	98,3	1,7

Tabla 3: Resultados de aplicar señales reales al algoritmo Pan Tompkins

SEÑAL	COMPLEJOS QRS	VP	FP	FN	TPR (%)	FNR (%)	PPV (%)	FDR (%)
223	2605	2510	85	95	96,4	3,6	96,7	3,3
228	2053	2011	40	42	98,0	2,0	98,0	2,0
230	2256	2255	1	1	100,0	0,0	100,0	0,0
231	1571	1570	1	1	99,9	0,1	99,9	0,1
232	1780	1778	5	2	99,9	0,1	99,7	0,3
233	3079	2527	550	552	82,1	17,9	82,1	17,9
234	2753	2750	2	3	99,9	0,1	99,9	0,1
48	109489	97168	12466	12321	88,7 %	11,3 %	88,6 %	11,4 %

Tabla 3 (continuación) : Resultados de aplicar señales reales al algoritmo Pan Tompkins

** 'Complejos QRS' : número de complejos que figuran en la base de datos de Physionet para esa señal*

Puede verse como en numerosas señales se obtienen resultados óptimos y, al igual que con el algoritmo anterior, las señales que aportan peores resultados se muestran marcadas en rojo. Pese a esto, los resultados totales responden a un TPR del 88,7%, que ascendería a un 95,4% si no se tuviesen en cuenta las señales marcadas en rojo.

A continuación, con el fin de mejorar los resultados obtenidos, se ha tratado de aumentar la tolerancia únicamente para las señales que presentan peores resultados. Así, alcanzando una tolerancia $n = 6$, los resultados de alguna de las señales se han visto optimizados muy notablemente, tal y como se muestra en la siguiente tabla:

	Complejos QRS	Tolerancia 3				Tolerancia 6			
		VP	FP	FN	TPR	VP	FP	FN	TPR
102	2187	508	1679	1679	23,2 %	1980	207	207	90,5 %
107	2137	1091	1030	1046	51,1%	2083	38	54	97,5 %

Tabla 4: Resultados de aumento de tolerancia para señales que presentan mal comportamiento

Nótese cómo ambas señales, que con la tolerancia preestablecida obtenían un TPR de 23,2% y 51,1% respectivamente, han mejorado sus resultados llegando a obtener un TPR superior al 90%.

4.3.3. Algoritmo CLT

En el algoritmo CLT existen dos parámetros cuyo valor ha de ser ajustado con el fin de mejorar los resultados:

- w : se corresponde con la duración de la ventana escogida para la realización de la transformación de la longitud de la curva. El valor recomendado en [19] es 28. Tras varias pruebas se ha visto que los resultados se ven notablemente optimizados si se disminuye dicho valor. Finalmente el valor escogido fue $w = 26$.
- K : factor que multiplica al umbral adaptativo para un ajuste óptimo en la etapa de decisión. El valor con el que se han obtenido mejores resultados en todas las pruebas realizadas es $K = 2,6$

Resultados

En la siguiente tabla se muestra el resultado de aplicar las 48 señales reales presentes en Physionet al algoritmo de estudio.

SEÑAL	COMPLEJOS QRS	VP	FP	FN	TPR (%)	FNR (%)	PPV (%)	FDR (%)
100	2273	2250	23	23	99,0	1,0	99,0	1,0
101	1863	1862	8	3	99,9	0,2	99,6	0,4
102	2187	2121	66	66	97,0	3,0	97,0	3,0
103	2084	2082	1	2	99,9	0,1	100,0	0,0
104	2229	2028	124	201	91,0	9,0	94,2	5,8
105	2572	2412	34	160	93,8	6,2	98,6	1,4
106	2027	1957	57	70	96,5	3,5	97,2	2,8
107	2137	2081	11	56	97,4	2,6	99,5	0,5
108	1762	645	1048	1117	36,6	63,4	38,1	61,9
109	2532	2508	15	24	99,1	0,9	99,4	0,6
111	2124	2072	50	52	97,6	2,4	97,6	2,4
112	2539	2539	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
113	1795	1794	0	1	99,9	0,1	100,0	0,0
114	1877	1	1877	1876	0,1	99,9	0,1	99,9
115	1953	1850	102	103	94,7	5,3	94,8	5,2
116	2412	2209	184	203	91,6	8,4	92,3	7,7
117	1535	341	1194	1194	22,2	77,8	22,2	77,8
118	2278	1609	669	669	70,6	29,4	70,6	29,4
119	1987	1886	101	101	94,9	5,1	94,9	5,1
121	1863	1822	40	41	97,8	2,2	97,9	2,1
122	2476	2461	15	15	99,4	0,6	99,4	0,6
123	1518	1478	41	40	97,4	2,6	97,3	2,7
124	1619	1585	34	34	97,9	2,1	97,9	2,1
200	2601	1748	840	853	67,2	32,8	67,5	32,5
201	1963	1886	255	77	96,1	3,9	88,1	11,9
202	2136	2115	10	21	99,0	1,0	99,5	0,5
203	2980	2095	414	885	70,3	29,7	83,5	16,5
205	2656	2575	68	81	97,0	3,0	97,4	2,6
207	1860	217	1692	1643	11,7	88,3	11,4	88,6
208	2955	2008	880	947	68,0	32,0	69,5	30,5
209	3005	2943	40	62	97,9	2,1	98,7	1,3
210	2650	2450	152	200	92,5	7,5	94,2	5,8
212	2748	2732	7	16	99,4	0,6	99,7	0,3
213	3251	3140	90	111	96,6	3,4	97,2	2,8
214	2262	2160	97	102	95,5	4,5	95,7	4,3
215	3363	3287	47	76	97,7	2,3	98,6	1,4
217	2208	572	1596	1636	25,9	74,1	26,4	73,6
219	2154	2132	22	22	99,0	1,0	99,0	1,0
220	2048	1908	140	140	93,2	6,8	93,2	6,8
221	2427	2397	26	30	98,8	1,2	98,9	1,1
222	2483	2253	6	230	90,7	9,3	99,7	0,3

Tabla 5: Resultados de aplicar señales reales al algoritmo CLT

SEÑAL	COMPLEJOS QRS	VP	FP	FN	TPR (%)	FNR (%)	PPV (%)	FDR (%)
223	2605	1873	686	732	71,9	28,1	73,2	26,8
228	2053	1850	43	203	90,1	9,9	97,7	2,3
230	2256	2187	69	69	96,9	3,1	96,9	3,1
231	1571	1571	0	0	100,0	0,0	100,0	0,0
232	1780	1653	118	127	92,9	7,1	93,3	6,7
233	3079	2510	555	569	81,5	18,5	81,9	18,1
234	2753	2751	0	2	99,9	0,1	100,0	0,0
48	109489	94606	13547	14885	86,4 %	13,6 %	87,5 %	12,5 %

Tabla 5 (continuación): Resultados de aplicar señales reales al algoritmo CLT

* 'Complejos QRS': número de complejos que figuran en la base de datos de Physionet para esa señal

Puede verse nuevamente que, por ejemplo, las señales correspondientes a los pacientes 112 y 231 obtienen resultados óptimos (un TPR del 100%) mientras que otras señales (marcadas en rojo) ofrecen muy malos resultados. Pese a esto, los resultados totales responden a un TPR del 86,4%, que ascendería a un 92,6% si no se tuviesen en cuenta las señales marcadas.

De igual modo que con los algoritmos anteriores, se ha tratado de aumentar la tolerancia únicamente para las señales que presentan peores resultados. Así, alcanzando una tolerancia $n = 6$, los resultados de alguna de las señales se han visto optimizados muy notablemente, tal y como se muestra en la siguiente tabla:

		Tolerancia 3				Tolerancia 6			
	Complejos QRS	VP	FP	FN	TPR	VP	FP	FN	TPR
118	2278	1609	669	669	70,63 %	2272	6	6	99,7 %
208	2955	2008	880	947	67,95%	2757	131	198	93,3 %
223	2605	1873	686	732	71,9 %	2494	65	111	95,7 %

Tabla 6: Resultados de aumento de tolerancia para señales que presentan mal comportamiento

Nótese cómo las tres señales han mejorado sus resultados llegando a obtener un TPR superior al 90%.

4.3.4. Comparativa de algoritmos

Como se ha explicado anteriormente, la única forma de comparar algoritmos de este tipo consiste en que éstos sean aplicados a las mismas señales, tal y como se ha hecho en este capítulo, haciendo uso de la base de datos *MIT/BIH Arrhythmia database*.

Si los tres algoritmos detallados son comparados en función de su complejidad, es de esperar que los peores resultados sean atribuidos a aquel algoritmo que sea más sencillo. En este caso se corresponde con el algoritmo DF1, un algoritmo muy sencillo que, a partir de un esquema de bloques simple y sin incorporar operaciones no lineales, permite obtener resultados muy positivos.

Seguidamente sería situado el algoritmo CLT, que aumenta la complejidad introduciendo la transformación lineal de la curva, una operación no lineal que facilita notablemente la detección pero a su vez lleva consigo una implementación más complicada. Nótese que este algoritmo proporciona además los instantes de inicio y finalización del complejo QRS, algo que no se obtiene con ninguno de los otros dos.

Finalmente, el algoritmo de Pan Tompkins ha demostrado su valía durante 30 años, siendo usado durante todo este tiempo e implicando una relativa sencillez de implementación. Su complejidad respecto a los otros dos se ve determinada por la determinación de su umbral adaptativo en la etapa de decisión.

Además es importante resaltar que, si se observan detalladamente las tablas de resultados asociadas a cada algoritmo, existen cuatro señales que no responden adecuadamente a ninguno de los algoritmos, estas son las 108, 114, 117 y 207. Esto puede deberse a comportamientos anómalos de estas señales

que dificultan su interpretación, obteniendo en algunos casos TPRs inferiores al 1%.

A continuación, se muestra una comparación de los resultados de los tres algoritmos citados, evaluando así sus TPR, FNR, PPV y FDR totales. Para cada algoritmo se tienen en cuenta los resultados obtenidos con todas las señales y además los obtenidos excluyendo las señales que aportaban malos resultados.

		TPR	FNR	PPV	FDR
DF1	Todas las señales	85,9 %	14,1 %	88,3 %	11,7 %
	Sin señales marcadas	92 %	8,1 %	93,3%	6,7 %
CLT	Todas las señales	86,4 %	13,6%	87,5 %	12,5 %
	Sin señales marcadas	92,6 %	7,4 %	93,8 %	6,2 %
PAN TOMPKINS	Todas las señales	88,7 %	11,3 %	88,6 %	11,4 %
	Sin señales marcadas	95,4 %	4,6 %	95,6 %	4,4 %

Tabla 7: Comparativa de resultados de los tres algoritmos de estudio

Puede verse como los resultados óptimos se asocian al algoritmo de Pan Tompkins, capaz de detectar el 88,7 % de los complejos QRS presentes en las 48 señales de prueba.

Si esta comparativa es realizada a nivel de muestras, sabiendo que el número total de complejos QRS a detectar son 109.489, se tienen los resultados recopilados en la tabla siguiente:

	VP	FP	FN
DF1	91.308	12.460	15.428
CLT	94.606	13.547	14.885
PAN TOMPKINS	97.168	12.466	12.321

Tabla 8: Comparativa de resultados de los tres algoritmos de estudio a nivel de muestras

Pese a que DF1 es el algoritmo que menos detecciones correctas (VP) realiza, destaca también por ser el que menos falsas detecciones (FP) lleva a cabo, no distando mucho de los valores obtenidos con Pan Tompkins.

A pesar de que los mejores resultados se han conseguido con Pan Tompkins, los resultados obtenidos para los otros dos algoritmos no difieren notablemente de éste. En consecuencia, puede concluirse que se han obtenido los resultados esperados en todos los algoritmos de estudio.

4.4. Discusión

En este capítulo se ha descrito Physionet, una herramienta empleada para el acceso a todas las señales reales y un recurso fundamental para la medida de la efectividad de los algoritmos explicados en el anterior capítulo.

Posteriormente se han explicado las medidas de rendimiento utilizadas para la evaluación de calidad de cada uno de los algoritmos, además del proceso de comparación realizado entre las muestras detectadas y las muestras teóricas presentes en bases de datos de Physionet.

Para finalizar, se han reflejado los resultados de aplicar las ya citadas señales reales a cada uno de ellos y se ha realizado una comparación detallada entre los algoritmos de estudio.

5. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

Conclusiones

Una vez finalizado este proyecto, puede verse cómo el procesado digital de señales es fundamental en el análisis de señales ECG, siendo la detección de complejos QRS el primer paso a realizar habitualmente. Así, sea cual sea el propósito del análisis realizado sobre dichas señales, el estudio de éstas casi siempre comienza por la detección de complejo QRS, y posteriormente se aproxima al objetivo buscado a partir de estos.

A lo largo del estudio realizado se han probado tres algoritmos diferentes, cada uno perteneciente a una de las tres familias de algoritmos de detección de complejos QRS existente:

- **Algoritmo DF1** perteneciente a la familia de algoritmos basados en el filtrado.
- **Algoritmo de Pan Tompkins** perteneciente a la familia de algoritmos basados en una transformación no lineal sin memoria.
- **Algoritmo CLT** perteneciente a la familia de algoritmos basados en una transformación no lineal con memoria.

Los resultados obtenidos después de haberles aplicado señales reales son satisfactorios y en general muy similares en los tres casos.

Es importante resaltar que, dado que los estudios y pruebas no se han realizado empleando señales sintéticas y no reales, su comportamiento no está pre-determinado si no que depende de cada paciente. Por ello, pese a que para un alto porcentaje de señales los resultados obtenidos son los esperados y presentan un muy buen funcionamiento, para otros casos no funcionan correctamente, no llegando a reconocer ni el 1% de los complejos presentes. Es

decir, un algoritmo puede funcionar perfectamente para el 90% de los casos y no funcionar para un determinado paciente. Además, existen señales en las que todos los algoritmos generan malos resultados, reiterando así la dificultad de trabajar con señales reales.

En resumen, las conclusiones obtenidas tras la evaluación de cada uno de los algoritmos han sido las siguientes:

- El rendimiento de los tres algoritmos para el 100% de las señales (48 pacientes) supera el 85 %.
- El rendimiento de los tres algoritmos es superior al 90% para el 91% de los pacientes (44 de los 48 pacientes analizados).
- Todos los algoritmos generan malos resultados para determinados pacientes (4 pacientes de 48).
- No todos los algoritmos proporcionan mejores resultados al aumentar la tolerancia de detección, y para los algoritmos que sí mejoran no sucede con todas las señales de prueba.
- Tanto DF1 como CLT requieren que algunos de sus parámetros sean previamente ajustados, mientras que Pan-Tompkins no lo necesita. Este ajuste influye en los resultados obtenidos.

Líneas Futuras

Tras la finalización del proyecto, algunas posibles líneas futuras de investigación serían:

- Análisis detallado de las señales que no aportan buenos resultados, tratando de incorporar mejoras específicas para éstas.
- Programación de otros métodos y algoritmos de detección de complejos QRS más sofisticados, reduciendo las limitaciones de análisis.
- Llevar a cabo un procesamiento multicanal. A lo largo de este proyecto únicamente se ha trabajado con el primero de los canales correspondientes a cada señal, pero podría darse la posibilidad de que una señal difícilmente detectable en el canal de estudio sea fácilmente apreciable en el otro canal.

- Aplicación de análisis multi-modales. En el momento de adquisición de la señal ECG de un paciente es posible adquirir además otras características, como su presión sanguínea o su frecuencia respiratoria. Así, la combinación y procesado de varios canales de información diferente proporcionará información complementaria que podría facilitar la eliminación de ruido e interferencias.
- Análisis de señales ECG ruidosas. Para todas las pruebas realizadas a lo largo de este proyecto únicamente se han tenido en cuenta señales pertenecientes a la base de datos '*MIT/BIH arrhythmia database*' existente en Physionet. Así, una posible línea futura sería probar el funcionamiento de los algoritmos estudiados en señales pertenecientes a otras bases de datos, como '*MIT/BIH Noise Stress Test database*', que contiene señales ECG ruidosas. Este análisis estaría basado en el estudio de técnicas de reducción de ruido.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Guyton, A. C., Hall, J. E., & Guyton, A. C. (2006). *Tratado de fisiología médica*. Elsevier Brasil.
- [2] Fox, S. I. (2003). *Fisiología humana*. McGraw-Hill Interamericana de España.
- [3] *Sistema cardiovascular* (2012). Disponible online en:
<http://es.slideshare.net/frsnk17/sistema-cardiovascular-14079420>
- [4] Texas Heart Institute (s.d.). Disponible online en:
http://www.texasheart.org/HIC/Anatomy_Esp/anato_sp.cfm
- [5] Tortola, G. J., & Anagnostakos, N. P. (1984). *Principios de Anatomía y Fisiología* (3ra. ed., pp. 806-810).
- [6] *Willem Einthoven* (1860-1927)(2016). Disponible online en:
<http://www.historiadelamedicina.org/einthoven.html>
- [7] Sörnmo, L., & Laguna, P. (2005). *Bioelectrical signal processing in cardiac and neurological applications*. Academic Press.
- [8] Meredith Nienkamp, M. (2016). *Colocación de electrodos para ECG: MedlinePlus enciclopedia médica ilustración*. Disponible online en:
https://www.nlm.nih.gov/medlineplus/spanish/ency/esp_imagepages/19865.htm
- [9] Quiceno, A. F., Castellanos, G., Avendaño, L. E., & Ferrero, J. M. (2007). "Optimización en el Desempeño de Algoritmos de Detección de Complejos QRS". *Avances en Sistemas e Informática*, 4(1).
- [10] Espinosa Díaz, C. (2015). *El sistema eléctrico del corazón*. Disponible online en:
<http://enfermedadescorazon.about.com/od/El-corazon/a/El-Sistema-De-Conduccion-Del-Corazon.htm>
- [11] Vidal Silva, C., & Pavesi Farriol, L. (2005). "Desarrollo de un sistema de adquisición y tratamiento de señales electrocardiográficas". *Revista Facultad de Ingeniería-Universidad de Tarapacá*, 13(1), 39-46.

- [12] Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). "A real-time QRS detection algorithm". *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, (3), 230-236.
- [13] Hamilton, P. S., & Tompkins, W. J. (1986). "Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database". *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, (12), 1157-1165.
- [14] Matlab Central <http://es.mathworks.com/matlabcentral>
- [15] W.A.H. Engelse and C. Zeelenberg, "A single scan algorithm for QRS-detection and feature extraction". *IEEE Computers in Cardiology*, Long Beach, 1979, pp. 37-42.
- [16] Friesen, G. M., Jannett, T. C., Jadallah, M. A., Yates, S. L., Quint, S. R., & Nagle, H. T. (1990). "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms". *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 37(1), 85-98.
- [17] Vidal Silva, C., Gatica Rojas, V., Alegría León, D., & Arce Lillo, P. (2010). "Mejoramiento del algoritmo clásico de detección de complejos QRS en señal electrocardiográfica". *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 18(2), 176-182.
- [18] Köhler, B. U., Hennig, C., & Orglmeister, R. (2002). "The principles of software QRS detection". *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, 21(1), 42-57.
- [19] Zong, W., Moody, G. B., & Jiang, D. (2003, September). "A robust open-source algorithm to detect onset and duration of QRS complexes". *In Computers in Cardiology*, 2003 (pp. 737-740).
- [20] *PhysioNet* <https://www.physionet.org>
- [21] Goldberger, A. L., Amaral, L. A., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G., ... & Stanley, H. E. (2000). "Physiobank, physiotoolkit, and physionet: components of a new research resource for complex physiologic signals". *Circulation*, 101(23), e215-e220.
- [22] Moody, G. B., Mark, R. G., & Goldberger, A. L. (2001). "PhysioNet: a web-based resource for the study of physiologic signals". *IEEE*, 20(3), 70-75.

- [23] Moody, G. B., & Mark, R. G. (1990, September). "The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it". *In Computers in Cardiology 1990*,. (pp. 185-188).
- [24] Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). "The impact of the MIT-BIH arrhythmia database". *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, IEEE, 20(3), 45-50.