

Trabajo Fin de Grado
Grado en Ingeniería de las Tecnologías de
Telecomunicación

Evaluación de técnicas para la estimación del ritmo
cardíaco

Autor: María Dolores Trapero Estepa

Tutor: Rubén Martín Clemente

Francisco José Simois Tirado

Dpto. Teoría de la Señal y Comunicaciones
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 2018



Trabajo Fin de Grado
Ingeniería de las Tecnologías de Telecomunicación

Evaluación de técnicas para la estimación del ritmo cardíaco

Autor:

María Dolores Trapero Estepa

Tutor:

Rubén Martín Clemente

Profesor titular

Francisco José Simois Tirado

Profesor titular

Dpto. de Teoría de la Señal y Comunicaciones

Escuela Técnica Superior de Ingeniería

Universidad de Sevilla

Sevilla, 2018

Trabajo Fin de Grado: Evaluación de técnicas para la estimación del ritmo cardíaco

Autor: María Dolores Trapero Estepa

Tutor: Rubén Martín Clemente

Francisco José Simois Tirado

El tribunal nombrado para juzgar el Proyecto arriba indicado, compuesto por los siguientes miembros:

Presidente:

Vocales:

Secretario:

Acuerdan otorgarle la calificación de:

Sevilla, 2018

El Secretario del Tribunal

Agradecimientos

El hecho de estar escribiendo estas palabras significa que estoy a pocos pasos de terminar esta carrera de fondo que es una ingeniería. Estos años me han hecho crecer mucho intelectualmente, encontrando retos académicos que me han llevado muchas veces a trabajar muy duro, y que finalmente he superado con creces. Además, he tenido la enorme suerte de rodearme en este camino de personas que me han ayudado, apoyado y enseñado a lo largo de estos cuatro años, y a ellas van dedicadas estas sinceras líneas.

En primer lugar, mi más sincero agradecimiento a todos los profesores que han ocupado mi vida académica. Sus enseñanzas me han llevado en parte al lugar en el que me encuentro hoy. A Julia León, Elena Mosquera, Julia Moreno, Ana Parra, Paula Ramírez, Gwen Espínola y Juan Antonio Castro. Me habéis hecho sentir que Sevilla también es mi casa y que allí, vosotros sois mi familia. A Ismael, Ana, Bea, Inma, Rafa y Alfonso; por compartir risas y momentos fantásticos con ellos que me ayudaban a evadirme de la carrera, y por alegrarse de mis éxitos como si fuesen suyos.

Y por último, pero no menos importante, a mi familia y en especial a mis padres, por tener siempre unas palabras de ánimo cuando más las necesitaba. Habéis sido un pilar vital en todo esto.

Gracias a todas y cada una de estas personas, por hacerme feliz y por hacerme creer que soy capaz de todo.

María Dolores Trapero Estepa

Sevilla, 2018

Introducción

Según datos de la Organización Mundial de la Salud, las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de defunción en el mundo. En 2012 se registraron 17.5 millones de muertes por esta causa, lo cual representa un 31% del total de muertes mundiales. De este número, más de tres cuartas partes se produjeron en países de ingresos medios y bajos [1]. Si nos restringimos al ámbito nacional, en 2014 se registraron 128.169 muertes por este tipo de enfermedades, suponiendo un coste para las arcas españolas de 7.700 millones de euros [2]. Se prevé que el gasto dedicado a tratar las anomalías cardíacas siga creciendo hasta alcanzar un coste per cápita de 180 euros en 2020, frente a los 124 de 2014.

Por estos motivos, muchos investigadores dedicados al campo de la medicina han puesto sus ojos en la investigación sobre enfermedades cardiovasculares, intentando mejorar las formas tradicionales de diagnóstico existentes en los centros hospitalarios. En la actualidad, los diagnósticos por imagen [3] son una de las herramientas más utilizadas para la prevención de las enfermedades cardiovasculares. Otra prueba muy común es el electrocardiograma (ECG), ya que es una prueba no invasiva, simple, barata y capaz de ofrecer mucha información al facultativo para un correcto diagnóstico.

Es de esperar que en un futuro próximo los dispositivos Holter, encargados de realizar el electrocardiograma, se vean sustituidos por dispositivos portátiles (por ejemplo, los smartphones) que realicen una monitorización en tiempo real del paciente. Los dispositivos Holter no detectan arritmias en tiempo real ni envían información al hospital de manera instantánea si ocurre una anomalía cardíaca [4], cosa que sí podría hacer un teléfono inteligente.

El problema reside en que la capacidad de procesamiento y memoria de un smartphone es limitada, por lo que supone un problema el análisis de grabaciones largas de señal electrocardiográfica. Los investigadores han desarrollado recientemente algoritmos eficientes para la ejecución en teléfonos móviles, pero todavía es necesario profundizar más en ello. Se pretende llegar al punto en el que no sea necesaria la opinión de un experto para interpretar la señal electrocardiográfica, si no que el algoritmo por sí solo sea capaz de diagnosticar correctamente al paciente. Este logro sería de gran utilidad en países que no tienen acceso a facultativos de primer nivel, o en poblaciones rurales.

Para analizar correctamente una señal electrocardiográfica, se deben de detectar una serie de eventos electrofisiológicos que ocurren en el corazón, y que coinciden con la despolarización y posterior repolarización de aurículas y ventrículos. Estos eventos son principalmente la onda P, el complejo QRS y la onda T. Cada evento se puede analizar en cuanto a su amplitud, morfología, intervalos entre eventos, contenido frecuencial... La detección de dichos eventos es vital para el diagnóstico precoz de enfermedades cardíacas

como arritmias, para detectar trastornos respiratorios como la apnea obstructiva del sueño, etc.

Se han realizado muchos esfuerzos en pos de encontrar una solución adecuada para la detección de complejos QRS debido a las dificultades que entraña su localización (distintas morfologías de onda, anomalías, baja relación SNR en ocasiones...). Sin embargo, es el evento más investigado y del que mejores resultados se han obtenido, puesto que la detección de las ondas P y T es más compleja.

Cualquier disfunción en el miocardio puede desembocar en contracciones prematuras atriales o ventriculares, que producen cambios en la forma de onda y en la duración de los intervalos RR. La ocurrencia de estos sucesos puede derivar en arritmias cardíacas críticas; es por eso por lo que la detección de los complejos QRS es importante, ya que ayudan a detectar con antelación este tipo de situaciones.

El método de Pan y Tompkins aparece como el método clásico de detección, debido a las técnicas que incorpora (filtrado paso-baja, filtrado paso-alta, enventanado, etc.). Otras muchos algoritmos se han desarrollado a posteriori, basándose en herramientas matemáticas tan dispares como la transformada de Hilbert, los bancos de filtros, los filtros digitales... Más tarde, las mejoras de hardware de los dispositivos empujaron a los investigadores a desarrollar técnicas basadas en la transformada wavelet, extendiéndose dicha tendencia hasta la actualidad.

En el presente Trabajo Fin de Grado se aborda precisamente una revisión sobre algunas de estas técnicas, concretamente sobre las más relevantes o innovadoras presentadas en relación con la localización de los complejos QRS. Se ponen a prueba la robustez y fiabilidad de tres algoritmos frente a señales electrocardiográficas extraídas de una base de datos, comparando posteriormente el comportamiento de cada método en cuanto a la detección de estos eventos, construcción del algoritmo, etc. Seguidamente, se comentan las últimas publicaciones relacionadas con este tema, que marcarán las líneas próximas de investigación sobre la detección de este evento electrofisiológico.

Índice

Agradecimientos	7
Introducción	9
Índice	11
Índice de Tablas	13
Índice de Figuras	15
1 El corazón y el electrocardiograma	17
1.1. <i>Fisiología cardíaca</i>	17
1.1.1 Sistema de conducción eléctrica del corazón	19
1.2. <i>El electrocardiograma (ECG)</i>	20
1.2.1 Características de un ECG normal	20
1.2.2 ECG anormal	21
2 Descripción de las técnicas	25
2.1. <i>Método Pan y Tompkins</i>	25
2.1.1 Preprocesado	26
2.1.2 Procedimiento de búsqueda de complejos QRS	27
2.2. <i>Método de Índice de Plosión Dinámico (DPI)</i>	29
2.2.1 Preprocesado	29
2.2.2 Índice de Plosión Dinámico (Dynamic Plosion Index)	29
2.2.3 Procedimiento de búsqueda de complejos QRS	30
2.3. <i>Método de Transformada Wavelet y envolvente de energía de Shannon (WT)</i>	31
2.3.1 Transformada wavelet discreta (DWT)	31
2.3.2 Preprocesado: cálculo de la envolvente de energía de Shannon (SEE)	33
2.3.3 Preprocesado: cálculo de la envolvente de energía de pico (PEE)	34
2.3.4 Procedimiento de búsqueda de complejos QRS	35
3 Metodología	37
3.1. <i>Bases de datos de señales electrocardiográficas</i>	37
3.1.1 Base de datos MIT-BIH	38
3.2. <i>Preparación de los datos</i>	40
3.2.1 Selección de electrocardiogramas para el estudio	40
3.3. <i>Preprocesado de los datos</i>	45
3.3.1 Fuentes de ruido e interferencia del ECG	45
3.4. <i>Método de extracción y validación de resultados</i>	46

3.5. <i>Parámetros extraídos en base a los resultados</i>	48
4 Discusión de los resultados	49
4.1. <i>Resultados derivados de los experimentos realizados</i>	50
4.2. <i>Resultados obtenidos después de las modificaciones</i>	57
5 Conclusiones	63
5.1. <i>Conclusiones extraídas de los resultados</i>	63
6 Líneas futuras	67
6.1. <i>Líneas futuras de investigación</i>	67
6.1.1 Detección de complejos QRS mediante la transformada wavelet	67
6.1.2 Detección de complejos QRS mediante redes neuronales convencione	68
6.1.3 Wearables para localizar complejos QRS	68
6.2. <i>Líneas futuras respecto a los resultados obtenidos</i>	69
7 Bibliografía	71
Anexo A: Códigos usados en el trabajo	75

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. ECGs seleccionados para la validación de los algoritmos	42
Tabla 2. Resultados obtenidos por el método DPI. Valor de tolerancia = 10	50
Tabla 3. Resultados obtenidos por el método PT. Valor de tolerancia = 10	52
Tabla 4. Resultados obtenidos por el método WT. Valor de tolerancia = 10	54
Tabla 5. Resultados obtenidos por el método DPI después de la modificación	56
Tabla 6. Resultados obtenidos por el método PT después de la modificación	58
Tabla 7. Resultados obtenidos por el método WT después de la modificación	60

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Fisiología del corazón y flujo de sangre a través de éste	18
Figura 2. Sistema de conducción nerviosa del corazón	19
Figura 3. Representación de un ECG normal	20
Figura 4. ECGs de aleteo ventricular (izq.) y fibrilación auricular (der.)	22
Figura 5. Diagrama de bloques del algoritmo de Pan y Tompkins	25
Figura 6. Diferentes etapas del preprocesado de la señal ECG	27
Figura 7. Señal ECG rectificada media onda (arriba) y DPI de dicha señal ECG (abajo)	30
Figura 8. Esquema de la descomposición y posterior reconstrucción en la transformada wavelet	32
Figura 9. a) 5 segundos extraídos del ECG 228 de la base de datos MIT-BIH. b) SEE de dicho trozo de ECG. c) ECG 228 libre de ruido, tras someterse a la transformada wavelet.	34
Figura 10. Trozo de ECG en el que se muestran las anotaciones de los cardiólogos (en azul). Las anotaciones que aparecen son: •: Latido normal A: latido atrial prematuro.	38
Figura 11. Interfaz web del servicio PhysioBank ATM	40
Figura 12. Diferentes tipos de ruido en las señales ECG. a) Deriva de línea de base, b) Interferencia de red, c) Ruido electromiográfico.	45
Figura 13. Ejemplo de ejecución de validacion.m. Grabación 100, minuto 2, derivación MLII (arriba). Zoom a uno de los picos detectados situado en la mitad de la grabación, en torno a la muestra 9600 (abajo)	47
Figura 14. Comparación de un extracto del ECG 203 entre las derivaciones MLII y V1	61
Figura 15: Falsos positivos detectados en el ECG 232, minuto 28	64

1 EL CORAZÓN Y EL ELECTROCARDIOGRAMA

“El corazón es lo primero que vive en la estructura del animal y lo último que muere. En él tiene su comienzo y su término la vida.”

- Juan Luis Vives-

El corazón es uno de los órganos vitales del ser humano. Junto con los vasos sanguíneos, es el causante de la distribución de la sangre por todo el organismo, permitiendo así que las distintas células que componen nuestro cuerpo obtengan el oxígeno y nutrientes necesarios para su correcto funcionamiento.

Las distintas acciones que realiza el músculo cardíaco con el fin de cumplir la misión anteriormente descrita generan señales eléctricas, provocadas por la actividad química proveniente de los músculos y nervios que conforman el corazón. Cada una de las células produce potenciales que a su vez se traducen en cambios de voltaje. El registro de estos eventos bioeléctricos es algo importante de cara a tareas de investigación y práctica clínica; para ello, recurrimos al electrocardiograma (ECG), prueba con la cual evaluamos la condición del corazón. [5]

1.1 Fisiología cardíaca

El corazón está compuesto de cuatro cavidades: dos aurículas y dos ventrículos. En los ventrículos recae la tarea de impulsar la sangre para que recorra los vasos sanguíneos, mientras que las aurículas se ocupan de que los ventrículos se rellenen correctamente de sangre en cada latido. [6]

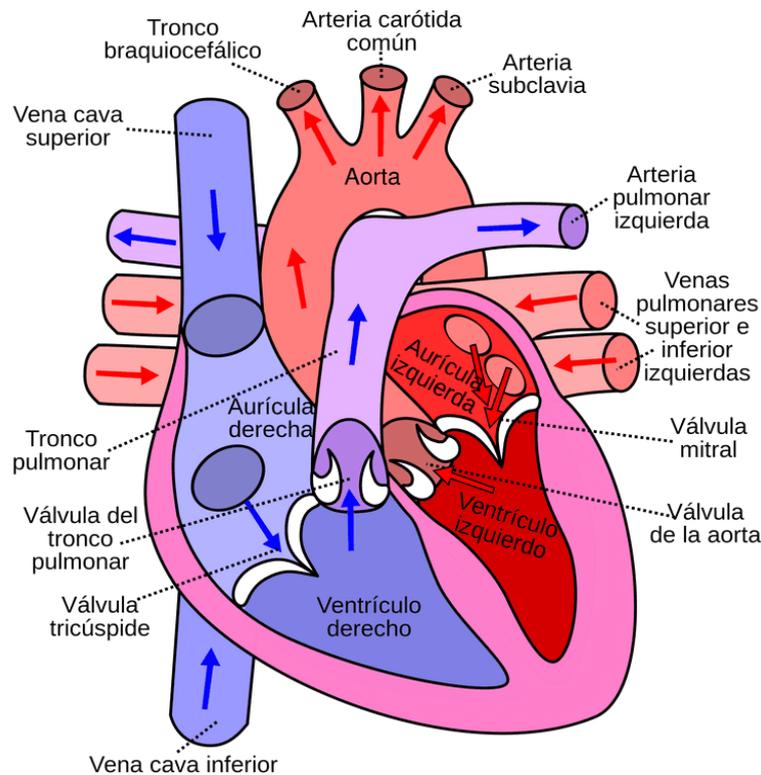


Figura 1. Fisiología del corazón y flujo de sangre a través de éste.

Las aurículas y los ventrículos realizan sus tareas pertinentes según el denominado ciclo cardíaco, el cual se repite de forma ordenada y coordinada de la siguiente manera:

Primeramente, la aurícula derecha recibe sangre a través de la vena cava superior, pasando posteriormente al ventrículo derecho a través de la válvula tricúspide. El ventrículo derecho manda esta sangre a los pulmones, donde se oxigena y retorna al corazón entrando por la aurícula izquierda. Seguidamente la sangre pasa al ventrículo izquierdo, el cual bombea la sangre a través de la arteria aorta a todo el cuerpo, cerrando así el ciclo cardíaco.

Para realizar adecuadamente este ciclo el corazón debe relajarse y contraerse, cosa que puede realizar el corazón debido a que su pared está formada por músculo (el miocardio). La acción de contracción se desencadena mediante un impulso eléctrico que llega a la célula del miocardio, y que produce la liberación de calcio en su interior. El calcio liberado permite la unión entre la actina y la miosina, dos proteínas presentes en la célula. La unión precisa de energía para que suceda, lo que produce el acortamiento de la célula y, por consiguiente, la contracción. Por otro lado, el momento de relajación sucede cuando el calcio sale de la célula, que provoca que la actina y la miosina se separen y termine la contracción del músculo.

Estas acciones de contracción y relajación son extensibles a todas las células musculares, y se realizan de forma ordenada y sincronizada. Esto es posible debido al sistema de conducción eléctrica presente en el músculo, el cual transmite los impulsos eléctricos desencadenantes de la contracción y relajación del corazón.

1.1.1 Sistema de conducción eléctrica del corazón

El sistema de conducción de impulsos nerviosos se compone de los siguientes elementos [7]:

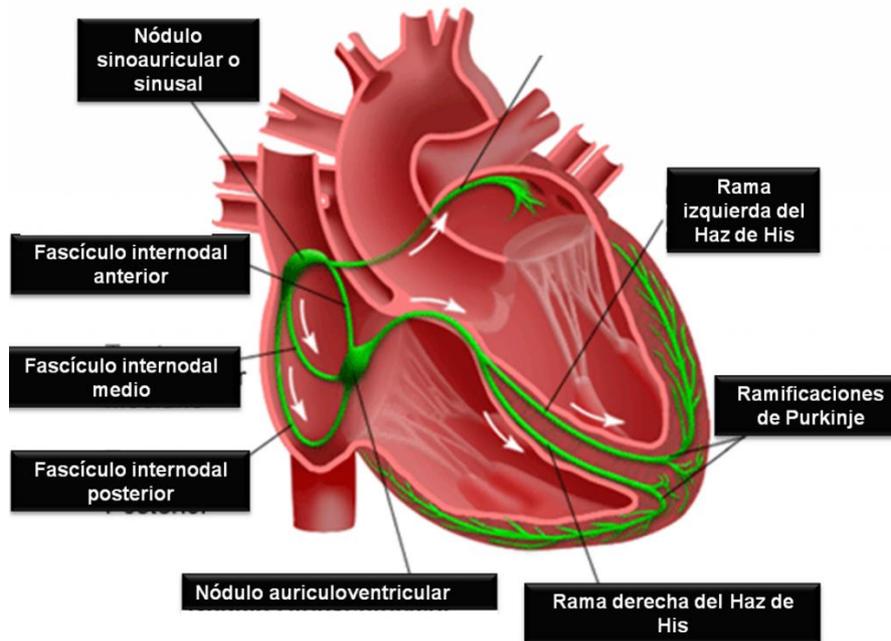


Figura 2. Sistema de conducción nerviosa del corazón.

- Nódulo sinusal: Aquí se genera el impulso rítmico normal del músculo.
- Vías internodulares: Son las encargadas de llevar los impulsos nerviosos desde el nódulo sinusal hasta el nódulo auriculoventricular.
- Nódulo auriculoventricular (AV): En él, los impulsos nerviosos se retrasan antes de pasar a los ventrículos.
- Haz auriculoventricular o de His: Conduce los impulsos nerviosos hasta los ventrículos.
- Fibras de Purkinje: Distribuyen los impulsos cardíacos por los ventrículos.

El tiempo total desde que se origina el impulso cardíaco en el nódulo sinusal hasta que las fibras de Purkinje reparten el latido por toda la superficie ventricular suele ser de entre 0.3 y 0.4 segundos. La propagación por las aurículas se sucede a una velocidad bastante aceptable, tardando como mucho 0.09 segundos en alguna zona, aunque en el nódulo auriculoventricular sufre un retraso de 0.1 segundos. Si el nódulo auriculoventricular no recibe ningún impulso proveniente del nódulo sinusal envía los suyos propios, o elimina los impulsos nerviosos sobrantes que recibe si es que los hay.

Cuando el impulso nervioso sigue el circuito descrito anteriormente, la onda eléctrica generada con las contracciones y relajaciones también se propaga hacia los tejidos circundantes al corazón, incluida la epidermis. Es por eso por lo que si colocamos electrodos en la piel somos capaces de registrar los potenciales eléctricos generados por el impulso eléctrico [7]. La representación gráfica de estos potenciales eléctricos se denomina electrocardiograma (ECG).

1.2 El electrocardiograma (ECG)

El electrocardiograma (en adelante ECG), es una prueba no invasiva que arroja como resultado una gráfica a través de la cual se puede obtener información acerca del estado del corazón [8]. El ECG es una herramienta básica para la detección y posterior diagnóstico de enfermedades cardíacas. Además, no supone ningún riesgo para el paciente, ni requiere de preparación previa alguna. Sí que es necesario que, en el momento de la realización, el sujeto que se somete a la prueba esté lo más inmóvil posible, puesto que un leve movimiento puede distorsionar sobremanera el ECG.

En su realización, se pueden colocar hasta 12 parches por el tórax del paciente, obteniéndose así hasta 12 puntos de observación distintos. Hay enfermedades que no pueden ser detectadas desde algunos puntos de observación y sí desde otros.

1.2.1. Características de un ECG normal

El electrocardiograma normal está constituido por una onda P, un complejo QRS y una onda T.

- Onda P: Es la primera onda que aparece en el ECG. La forma de ésta depende del punto de observación que se esté mirando (dependiendo del electrodo, tiene una forma u otra) [8]. Representa el instante en el que las aurículas se despolarizan, y su duración promedio es de 0.1 segundos.
- Complejo QRS: Refleja la contracción ventricular, en otras palabras, la despolarización de éstos. Al ser los ventrículos los que bombean la sangre hacia los vasos sanguíneos, la despolarización ventricular es más potente que la auricular, teniendo como resultado una mayor deflexión en el ECG. Su duración promedio es de 60 a 100 milisegundos.

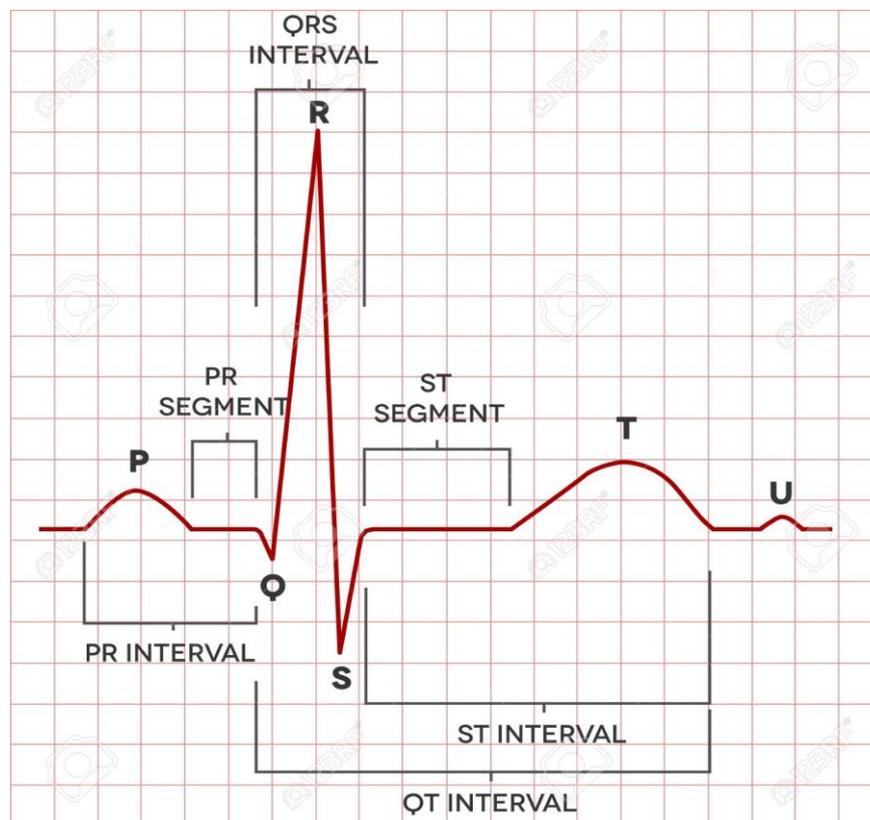


Figura 3. Representación de un ECG normal.

- Onda T: Representa la repolarización de los ventrículos. En este momento, los ventrículos ya han impulsado la sangre que contenían en dirección a los vasos sanguíneos, por lo que el corazón se encuentra relajado. Las alteraciones de esta onda suelen ser un indicador bastante fiable de anomalías cardíacas. Su duración promedio es de 0.2 segundos.

Las ondas anteriormente mencionadas se suelen agrupar en intervalos y segmentos. Los más relevantes son los siguientes:

- Intervalo PR: Correspondiente al comienzo de la onda P y la posterior deflexión inicial del complejo QRS. Es el intervalo existente entre la contracción de las aurículas y la contracción de los ventrículos. La duración promedio de un intervalo PR normal es de 0.16 segundos.
- Intervalo QT: Ocupa desde el inicio del complejo QRS hasta el final de la onda T, representando la contracción y relajación de los ventrículos. Su duración promedio es de 0.35 segundos.
- Segmento ST: Correspondiente al final del complejo QRS y el inicio de la onda T. Representa el tiempo que los ventrículos permanecen activos y puede comenzar la repolarización ventricular. La altura de este segmento con respecto a la línea basal del ECG puede traducirse en insuficiencia del riego del corazón, especialmente si esto coincide con otros síntomas como falta de oxígeno al corazón. Este segmento constituye un buen elemento de detección de patologías cardíacas.

1.2.2 ECG anormal

Los resultados anormales en un ECG normalmente son sinónimo de diversos tipos de patologías cardíacas. La alteración de las distintas ondas que conforman la gráfica puede llevar a unos tipos u otros de enfermedades del corazón. Por ejemplo, si nos encontramos con una onda T negativa puede ser sinónimo de enfermedad. Una onda Q demasiado ancha puede indicar un infarto de miocardio, y las irregularidades presentadas en el complejo QRS pueden ser indicios de anomalías como taquicardia ventricular, bloqueo de rama, hipertrofia ventricular u otras similares [5]. Las trataremos con más detalle en el siguiente apartado.

1.2.2.1 Anomalías asociadas a un ECG anormal

Las enfermedades cardíacas se pueden manifestar de varias formas en un electrocardiograma: bien a través del cambio de una o varias de las ondas que conforman el ECG, bien mediante el aumento o disminución del ritmo cardíaco. Esto último se ve reflejado en el aumento o disminución de la distancia entre intervalos PT consecutivos. Las enfermedades cardíacas que aparecen en los ECGs de la base de datos del presente estudio son:

- Contracciones ventriculares y atriales prematuras (PVC, APC): Se manifiestan en el ECG como latidos adicionales. Es una de las anomalías cardíacas más comunes, y pueden comenzar tanto en las aurículas como en los ventrículos. Generalmente, son benignos [9].

- Arritmia sinusal: Más frecuente en personas jóvenes y niños, consiste en la variación del ritmo cardíaco con el ciclo respiratorio. En otras palabras, durante la inspiración el pulso se acelera y durante la espiración disminuye la frecuencia cardíaca.

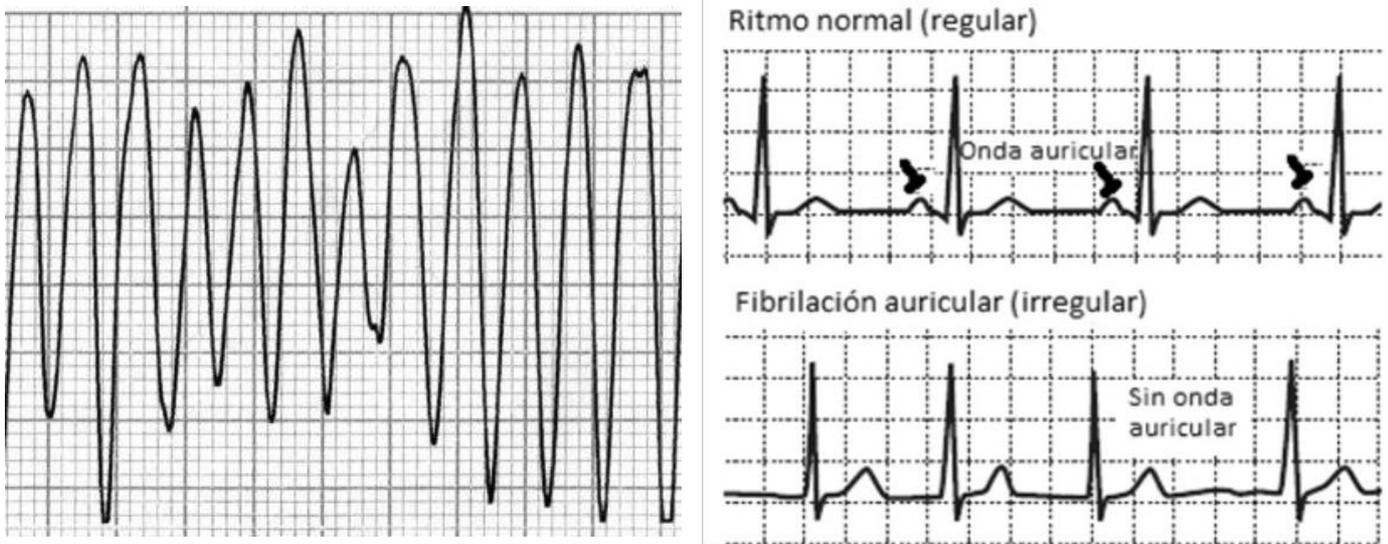


Figura 4. ECGs de aleteo ventricular (izq.) y fibrilación auricular (der.)

- Duplas o tripletes ventriculares y atriales: Son la unión de dos o tres latidos ectópicos de forma aislada (latidos ligeramente alterados con respecto a lo normal). Dependiendo de donde se originen pueden ser ventriculares o atriales. Normalmente no suponen ningún problema serio de salud. Si las duplas o tripletes se repiten cada dos o tres latidos normales, hablamos de bigeminia o trigeminia.
- Fibrilación atrial: Este tipo de anomalía ocasiona un latido irregular y rápido del corazón, debido a que las señales eléctricas que llegan a las aurículas no están sincronizadas correctamente. Las aurículas pueden latir hasta 300 veces por minuto, y aunque no es una patología mortal, si que puede hacer aparecer otro tipo de problemas como falta de aire, retención de líquidos, etc [9].
- Taquicardia: Ritmo cardíaco más rápido de lo normal. Se considera que el ritmo cardíaco habitual debe estar entre 60 y 100 latidos por minuto. Si la cifra es superior, el paciente sufre de taquicardia. Este ritmo cardíaco acelerado puede originarse en las aurículas (taquicardia auricular) o en los ventrículos (taquicardia ventricular).
- Flutter o aleteo ventricular: El flutter se considera una situación de transición entre una taquicardia y una fibrilación. Si se desencadena de manera brusca, se denomina flutter paroxístico.
- Bloqueo atrioventricular de 1º grado (AV block): El intervalo de tiempo existente entre la onda P y el complejo QRS normalmente es de 0.16 segundos. Si la duración de este intervalo aumenta hasta los 0.2 segundos o más, se dice que el sujeto presenta un bloqueo auriculoventricular de primer grado. Fisiológicamente, esto se traduce en un retraso de la conducción de la sangre desde las aurículas a los ventrículos, pero sin producirse un bloqueo completo.

- Ritmo de escape juncional: El ritmo cardíaco es algo más lento de lo normal, debido a que el nodo sinusal (en otras palabras, el marcapasos del corazón) no realiza correctamente su función y otro elemento del corazón se “hace cargo” de esta tarea. En el trazado del ECG se puede observar una especie de paro prolongado entre dos picos R, característica de este tipo de patología.
- Síndrome de Parkinson-White (WPW): Se caracteriza por una pre-excitación de los ventrículos del corazón debido a una comunicación eléctrica anormal desde la aurícula al ventrículo.

2 DESCRIPCIÓN DE LAS TÉCNICAS

Las siguientes técnicas que se describen en el presente apartado son sólo una pequeña parte de los algoritmos existentes hoy en día para la detección de complejos QRS. Bancos de filtros, técnicas basadas en la primera derivada, transformada de Hilbert... Las herramientas matemáticas a disposición del preprocesamiento de señales electrocardiográficas son diversas, arrojando en general, muy buenos resultados en la posterior detección de los picos R, los picos más prominentes del complejo QRS.

Los tres métodos elegidos para la realización de este trabajo son diferentes entre sí. Esto nos permitirá realizar posteriores comparativas entre ellos basándonos en los resultados obtenidos y teniendo en cuenta el algoritmo que sigue cada uno de los métodos, los cuales procedemos a explicar seguidamente.

2.1 Método Pan y Tompkins

El presente método fue publicado en el *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* en 1985 por J. Pan y W.T. Tompkins, y se convirtió en la referencia de cabecera para los algoritmos de detección de complejos QRS posteriores. Pan y Tompkins propusieron un algoritmo de detección en tiempo real de los complejos QRS basándose en distintas características de estos (pendiente, amplitud y anchura) [10].

Primeramente, un ADC se encarga de muestrear la señal analógica a 200 muestras/s. La señal digital resultante pasa por un preprocesado previo, más concretamente por tres filtros digitales: un filtro paso-banda compuesto de dos filtros en cascada (un paso-baja y un paso-alta, en ese orden), el cual limpia la señal de ruido. Posteriormente se hace pasar la señal ECG digital por un filtro que se aproxima a un derivador y después de realizar una cuadratura, pasa por un filtro integrador de ventana móvil.

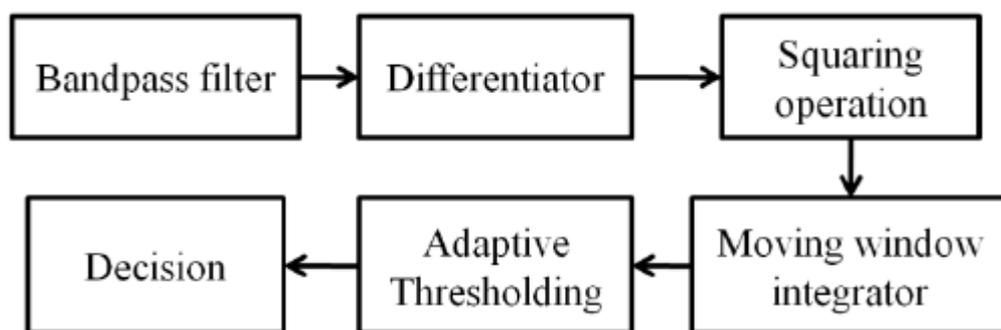


Figura 5. Diagrama de bloques del algoritmo de Pan y Tompkins.

Después de este preprocesado, se aplican dos umbrales adaptativos para discernir las localizaciones de los complejos QRS en el electrocardiograma. Procedemos a una explicación más profunda de ambas etapas [11].

2.1.1 Preprocesado

2.1.1.1 Filtro paso banda

Este primer filtro se encarga de reducir la influencia del ruido introducido por las capas musculares, las interferencias de los equipos de medida y las oscilaciones de base.

El filtro se sitúa en torno a la banda de 5-15 Hz, para maximizar de esta forma la energía de los complejos QRS. Debido a las limitaciones de diseño impuestas por la tasa de muestreo con la que trabaja el algoritmo, el filtro paso-banda se compone de dos filtros en cascada, un paso-baja (2.1) y un paso-alta (2.2), con las siguientes funciones de transferencia:

$$H(z) = \frac{(1-z^{-6})^2}{(1-z^{-1})^2} \quad (2.1)$$

$$H(z) = \frac{(1+32z^{-16}+z^{-32})}{(1-z^{-1})} \quad (2.2)$$

El filtro LP introduce un retraso de 6 muestras, mientras que el filtro HP introduce un retraso de 16 muestras.

2.1.1.2 Filtro derivador

Después del primer filtrado, se hace pasar la señal resultante por un filtro que se aproxima al operador ideal $\frac{d}{dt}$ [12], el cual elimina las componentes frecuenciales bajas de las ondas P y T y enfatiza las componentes de alta frecuencia. La función de transferencia es la siguiente:

$$H(z) = \left(\frac{1}{8T}\right)(-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2) \quad (2.3)$$

El retraso introducido son 2 muestras.

2.1.1.3 Cuadratura

Posteriormente a la diferenciación se eleva cada una de las muestras de la señal al cuadrado, como indica la siguiente fórmula:

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (2.4)$$

La operación anterior hace que los valores de todas las muestras se vuelvan positivos, acentuando también la diferencia de ganancia existente entre los complejos QRS y las ondas P y T.

2.1.1.4 Filtro integrador de ventana móvil

Por último, el filtro integrador se encarga de suavizar la señal digital obtenida como salida de los anteriores filtros, a través de una ventana móvil como indica la expresión (2.5):

$$y(nT) = \left(\frac{1}{N}\right) [x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (2.5)$$

N es el número de muestras en el ancho de la ventana del filtro integrador. Este ancho se calcula empíricamente y para este algoritmo, la anchura de la ventana son 30 muestras.

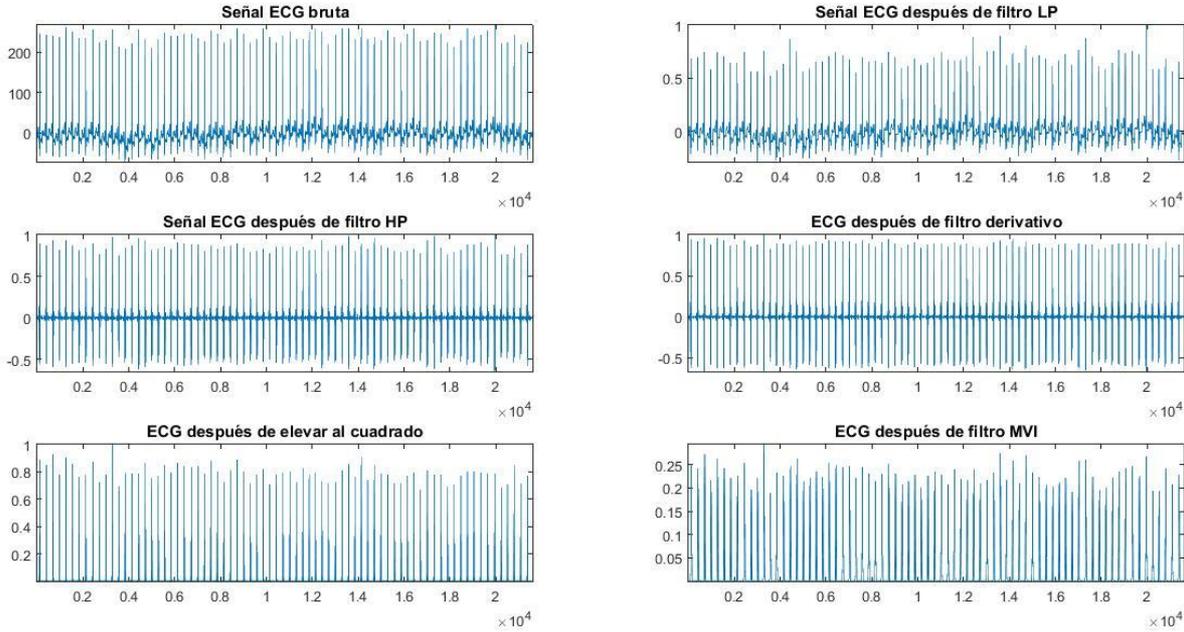


Figura 6. Diferentes etapas del preprocesado de la señal ECG

2.1.2 Procedimiento de búsqueda de complejos QRS

2.1.2.1 Ajuste de umbrales

Para la detección de los complejos QRS se aplican dos umbrales, tanto a la señal resultante de la salida del filtro integrador como a la señal resultante de la salida del filtro paso-banda.

El grupo de umbrales aplicados a la señal salida del filtro integrador se calcula de la siguiente forma:

$$SPKI = 0.125 \times PEAKI + 0.875 \times SPKI \text{ (si PEAKI es un posible comp. QRS)} \quad (2.6)$$

$$NPKI = 0.125 \times PEAKI + 0.875 \times NPKI \text{ (si PEAKI no es un posible comp. QRS)} \quad (2.7)$$

$$THRESHOLD I1 = NPKI + 0.25 \times (SPKI - NPKI) \quad (2.8)$$

$$THRESHOLD I2 = 0.5 \times THRESHOLD I1 \quad (2.9)$$

El grupo de umbrales aplicados a la señal salida del filtro paso-banda se calcula de la siguiente forma:

$$SPKF = 0.125 \times PEAKF + 0.875 \times SPKF \text{ (si PEAKF es un posible comp. QRS)} \quad (2.10)$$

$$NPKF = 0.125 \times PEAKF + 0.875 \times NPKF \text{ (si PEAKF no es un posible comp. QRS)} \quad (2.11)$$

$$THRESHOLD F1 = NPKF + 0.25 \times (SPKF - NPKF) \quad (2.12)$$

$$THRESHOLD F2 = 0.5 \times THRESHOLD I1 \quad (2.13)$$

Los distintos valores que aparecen en las anteriores ecuaciones son:

- SPKI = Estimación del nivel medio de señal en la salida del filtro integrador.
- SPKF = Estimación del nivel medio de señal en la salida del filtro paso-banda.
- NPKI = Estimación del nivel medio de ruido en la salida del filtro integrador.
- NPKF = Estimación del nivel medio de ruido en la salida del filtro paso-banda.
- Threshold I1 = Primer umbral aplicado en la salida del filtro integrador.
- Threshold F1 = Primer umbral aplicado en la salida del filtro paso-banda.
- Threshold I2 = Segundo umbral aplicado en la salida del filtro integrador.
- Threshold F2 = Segundo umbral aplicado en la salida del filtro paso-banda.
- PEAKI = Pico detectado en la salida del filtro integrador.
- PEAKF = Pico detectado en la salida del filtro paso-banda.

Inicialmente los parámetros SPKI, SPKF, NPKI y NPKF toman los valores de los umbrales Threshold I1, Threshold I2, Threshold F1 y Threshold F2. En primera instancia, Threshold I1 toma como valor la mitad de la media de la señal salida del filtro paso banda, mientras que Threshold I2 es igual al 25% del máximo de la señal salida del filtro paso banda. El mismo procedimiento se sigue para los parámetros Threshold F1 y Threshold F2, cambiando únicamente la señal salida del filtro paso banda por la señal salida del filtro integrador. Posteriormente los valores de SPKI, SPKF, NPKI y NPKF se van actualizando con las ecuaciones anteriormente descritas.

El umbral más alto de los dos en cada uno de los conjuntos se usa para el primer análisis de la señal. El umbral más bajo se usa en caso de no detectarse ningún complejo QRS en un intervalo de tiempo determinado, siendo necesario en este caso usar una técnica de “búsqueda regresiva” para intentar detectar complejos QRS perdidos.

Si se aplica la búsqueda regresiva, el ajuste del nivel de señal se hace de la siguiente manera:

$$SPKI = 0.25 \times PEAKI + 0.75 \times SPKI \quad (2.14)$$

$$SPKF = 0.25 \times PEAKF + 0.75 \times SPKF \quad (2.15)$$

Para ritmos cardíacos irregulares, el primer umbral de cada conjunto se reduce a la mitad para aumentar la sensibilidad a la hora de la detección y evitar la pérdida de latidos:

$$THRESHOLD I1 \leftarrow 0.5 \times THRESHOLD I1 \quad (2.16)$$

$$THRESHOLD F1 \leftarrow 0.5 \times THRESHOLD F1 \quad (2.17)$$

Para que un pico sea identificado correctamente como un complejo QRS, debe ser reconocido como tal en la salida del filtro integrador y en la salida del filtro paso-banda.

2.1.2.2 Ajuste del intervalo RR y los límites del ritmo cardíaco

El intervalo RR se usa para permitir que el algoritmo se adapte rápidamente a cambios bruscos en el ECG o a ritmos cardíacos irregulares. Se usan dos intervalos RR:

El primer promedio es la media de los últimos 8 intervalos RR contabilizados, independientemente de sus valores:

$$RR\ AVERAGE\ 1 = 0.125 \times (RR_{n-7} + \dots + RR_n) \quad (2.18)$$

El segundo promedio está basado en intervalos RR concretos:

$$RR\ AVERAGE\ 2 = 0.125 \times (RR'_{n-7} + \dots + RR'_n) \quad (2.19)$$

Donde RR'_n es el intervalo RR más reciente que cumple con unos límites establecidos. Dichos límites son:

$$RR\ LOW\ LIMIT = 92\% RR\ AVERAGE\ 2 \quad (2.20)$$

$$RR\ HIGH\ LIMIT = 116\% RR\ AVERAGE\ 2 \quad (2.21)$$

Si un complejo QRS no se encuentra durante el intervalo marcado por

$$RR\ MISSED\ LIMIT = 166\% RR\ AVERAGE\ 2 \quad (2.22)$$

el pico máximo localizado entre los dos grupos de umbrales definidos anteriormente es considerado como un candidato a ser un complejo QRS.

Por otro lado, si cada uno de los 8 últimos intervalos RR de $RR\ AVERAGE\ 1$ está entre $RR\ LOW\ LIMIT$ y $RR\ HIGH\ LIMIT$, se determina que el ritmo cardíaco es regular para ese conjunto de 8 latidos y por tanto, $RR\ AVERAGE\ 1 = RR\ AVERAGE\ 2$. Este es el caso de un ritmo sinusal normal.

2.2 Método de Índice de Plosión Dinámico (DPI)

El presente método fue publicado en el *IEEE Signal Processing Letters* en 2014 por A. G. Ramakrishnan, A. P. Prathosh y T. V. Ananthapadmanabha. La peculiaridad de este método reside en su origen: primeramente, fue concebido para detectar instantes de cierre glotal en el habla. Debido a las similitudes existentes entre el electrocardiograma y la señal obtenida al filtrar inversamente la señal correspondiente al habla, se decidió aplicar este mismo método a la búsqueda de complejos QRS [13].

El algoritmo cuenta con una parte de preprocesado y el posterior procedimiento de búsqueda de los complejos QRS. El preprocesado se realiza a través de un filtro paso-alta, eliminando así las oscilaciones de base y el ruido de alta frecuencia. Posteriormente, no se emplea ningún tipo de umbral o derivación para la búsqueda de los picos R, si no que se utiliza el Índice de Plosión Dinámico (*Dynamic Plosion Index*). Explicamos ambas etapas a continuación.

2.2.1 Preprocesado

2.2.1.1 Filtrado con HPF y rectificado de media onda

En primer lugar, se somete a la señal ECG a un filtro paso-alta para eliminar las oscilaciones de base y el ruido de alta frecuencia. El filtro HP es un filtro de coseno alzado simétrico, con una frecuencia de corte de 8 Hz. Además, al tener respuesta en fase nula, no introduce ningún retardo de fase. Se define de la siguiente manera:

$$H(f) = \begin{cases} \left[0.5 - 0.5 * \cos\left(\frac{\pi f}{f_c}\right) \right] & 0 \leq f \leq f_c \\ 1 & f_c < f \leq f_s/2 \end{cases} \quad (2.23)$$

Posteriormente, se aplica un rectificado de media onda a la señal ECG ya filtrada, con el objetivo de favorecer la correcta detección de los complejos QRS por parte del algoritmo de búsqueda. A partir de ahora denominaremos HHECG a la señal salida de este preprocesado.

2.2.2 Índice de Plosión Dinámico (Dynamic Plosion Index)

Las ondas R son un ejemplo de transitorios: eventos impulsivos que ocurren en una señal. En cualquier señal, la relación entre la amplitud del pico de un transitorio y la media de los valores absolutos en un intervalo en torno a dicho pico es alta. Para detectar estos transitorios se propone el uso del Índice de Plosión Dinámico, que es una secuencia de valores calculada en función del parámetro m_2 , para un instante n_0 determinado y siendo el parámetro m_1 constante [13,14]. El DPI es un vector de dimensiones $1 \times N$, donde N es el rango de variación de m_2 . Este parámetro toma el valor de la ventana de computación, el cual se menciona más tarde. Matemáticamente, el Índice de Plosión Dinámico se rige por las siguientes ecuaciones:

$$PI(n_0, m_1, m_2) = \frac{|s(n_0)|}{s'_{avg}(n_0, m_1, m_2)} \quad (2.24)$$

donde:

$$s'_{avg}(n_0, m_1, m_2) = \frac{\sum_{i=n_0-(m_1+m_2)}^{i=n_0-m_1-1} |s(i)|}{m_2^{1/p}}, \quad p > 1 \quad (2.25)$$

En la Figura 3 podemos observar el comportamiento del DPI aplicado a la señal ECG. Fijados $p = 2$ y $m_1 = -2$, se observa como el DPI aumenta poco a poco al pasar el instante de referencia n_0 hasta alcanzar un pico e inmediatamente comienza a descender, coincidiendo este momento con el siguiente pico R del ECG (alrededor de la muestra 350). Para el instante de referencia n_1 (línea discontinua), se repite el mismo patrón de comportamiento.

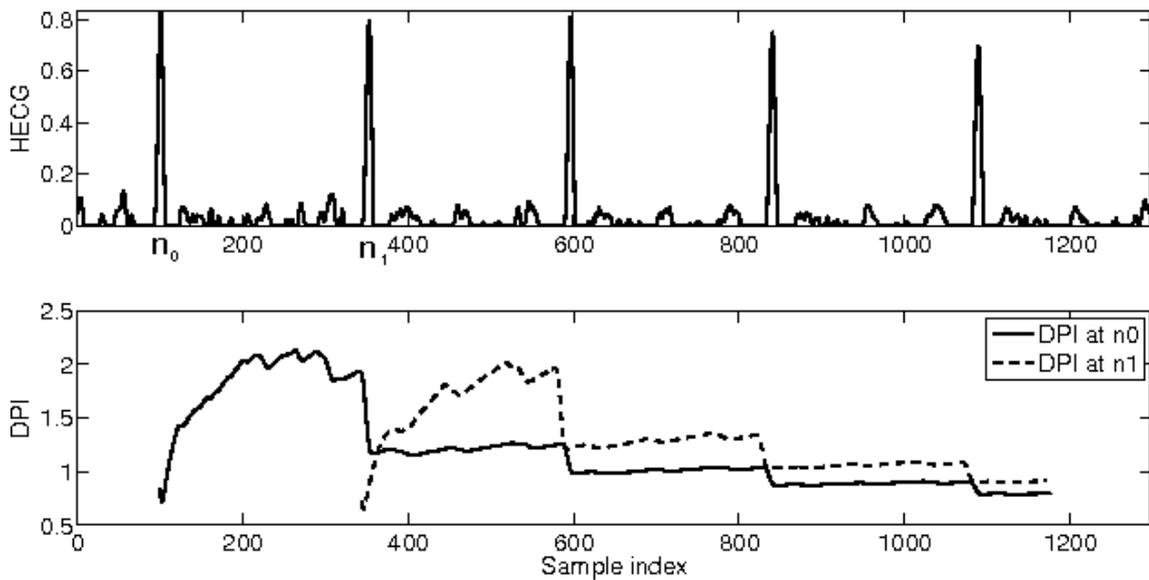


Figura 7. Señal ECG rectificada media onda (arriba) y DPI de dicha señal ECG (abajo)

2.2.3 Procedimiento de búsqueda de complejos QRS

Como se observa en el apartado anterior, es necesario conocer la localización del pico R actual para poder localizar el siguiente. Por ello el primer pico se inicializa aleatoriamente, ajustándose automáticamente a los picos R sucesivos en un máximo de tres ciclos cardíacos. Conocida la posición actual del pico R, el algoritmo de detección del siguiente pico R es el siguiente [13]:

- Se calcula el DPI a la HHECG dentro de la ventana de computación, teniéndose como referencia el pico R actual. En este caso, la ventana de computación son 1800 ms, que es aproximadamente el tiempo medio que dura el intervalo RR cuando el ritmo cardíaco es de 35 BPM (menor ritmo cardíaco posible).
- Hallando los pasos por cero del DPI, se localizan los pares pico-valle de éste.
- Se calcula la diferencia absoluta (denominada “swing”) entre los valores de los pares pico-valle del DPI.
- El par pico-valle con la mayor diferencia absoluta de valor indica la posición del siguiente pico R. La muestra en la que se sitúa el valle se computa como la posición estimada de ese pico.
- El instante en el que se detecta en H2ECG el máximo absoluto dentro de un intervalo de búsqueda alrededor de la posición estimada anteriormente es la posición definitiva del pico R. La longitud del intervalo de búsqueda es ± 285 ms, tiempo que se corresponde con el mayor ritmo cardíaco posible (210 BPM). H2ECG se corresponde con la señal ECG filtrada con un filtro paso-alta localmente dentro de la ventana de computación, con una frecuencia de corte de 2 Hz y sin ninguna rectificación. La utilización de esta señal asegura la correcta detección del pico R incluso cuando existe polaridad inversa en el complejo QRS. En este caso, la onda S es la más grande del HHECG, de ahí que el algoritmo la detecte como posición estimada. Al aplicar esta segunda señal, la posición se ajusta correctamente hasta el pico R.

2.3 Método de Transformada Wavelet y envolvente de energía de Shannon (WT)

El presente método fue publicado en el *Journal of Healthcare Engineering* en 2017 por los científicos J.S. Park, S.W. Lee y U. Park. Este algoritmo emplea la transformada wavelet discreta y la envolvente de energía de Shannon (SEE) para localizar los picos R.

La transformada wavelet discreta reduce el tamaño de la señal ECG y elimina el ruido, mientras que la aplicación de la envolvente de energía de Shannon a la señal salida de la transformada wavelet permite el posterior cálculo de la envolvente de energía de pico (PEE). La PEE facilita la localización de los picos R ofreciendo una posición estimada de estos, la cual es ajustada más tarde con la señal ECG original. Por último, se validan los picos R obtenidos a través de los intervalos RR del ECG [15].

2.3.1 Transformada wavelet discreta (DWT)

Debido a la naturaleza no estacionaria de un electrocardiograma, no es posible realizar un correcto análisis de éste mediante Fourier, ya que el paso del dominio frecuencial al dominio temporal y viceversa conlleva la pérdida de información [5, 16]. Por este motivo se propuso como solución al problema el uso de la Transformada de Fourier de Tiempo Reducido (STFT), la cual representa la señal de estudio en ambos dominios usando una ventana móvil de tamaño fijo. Este tamaño fijo de la ventana impide el análisis multirresolución de las señales, esto es, aproximar la señal $f(t)$ en distintos niveles de resolución $\{f_1(t), f_2(t) \dots\}$ para poder examinar pequeños detalles. Sin embargo, esto deja de ser un problema

gracias a la transformada wavelet.

La transformada wavelet permite el análisis de la señal a través de ventanas de tamaño variable, resultando esto en una reducción de ruido y de tamaño del ECG. Esto se consigue “partiendo” la señal original en versiones escaladas y desplazadas de una wavelet a la que se conoce como wavelet madre. La wavelet madre no es más que una función prototipo, que permitirá la reconstrucción de la señal original a partir de ella misma y de sus versiones escaladas y desplazadas. La elección de la wavelet madre depende del tipo de datos a analizar [17, 18].

Para el caso que nos ocupa, se aplicará la transformada wavelet discreta, debido a que las señales electrocardiográficas están digitalizadas. Su expresión matemática es la siguiente:

$$f(t) = \sum_i \sum_j a_{i,j} \phi(t) + \sum_i \sum_j d_{i,j} \psi(t) \tag{2.26}$$

donde:

- $a_{i,j}$: Coeficientes de aproximación, resultantes de la descomposición de la señal original. Contienen la información correspondiente a las bajas frecuencias.
- $d_{i,j}$: Coeficientes de detalle, resultantes de la descomposición de la señal original. Contienen la información correspondiente a las altas frecuencias.
- $\psi(t)$: Wavelet madre. Permite la reconstrucción de los detalles de la señal original.
- $\phi(t)$: Funciones de escala y desplazado. Permiten la reconstrucción del resto de la señal primaria.
- En este caso el parámetro t se refiere a tiempo discreto, no continuo.

Como se aprecia en la Figura 8, la transformada wavelet se organiza en niveles de descomposición.

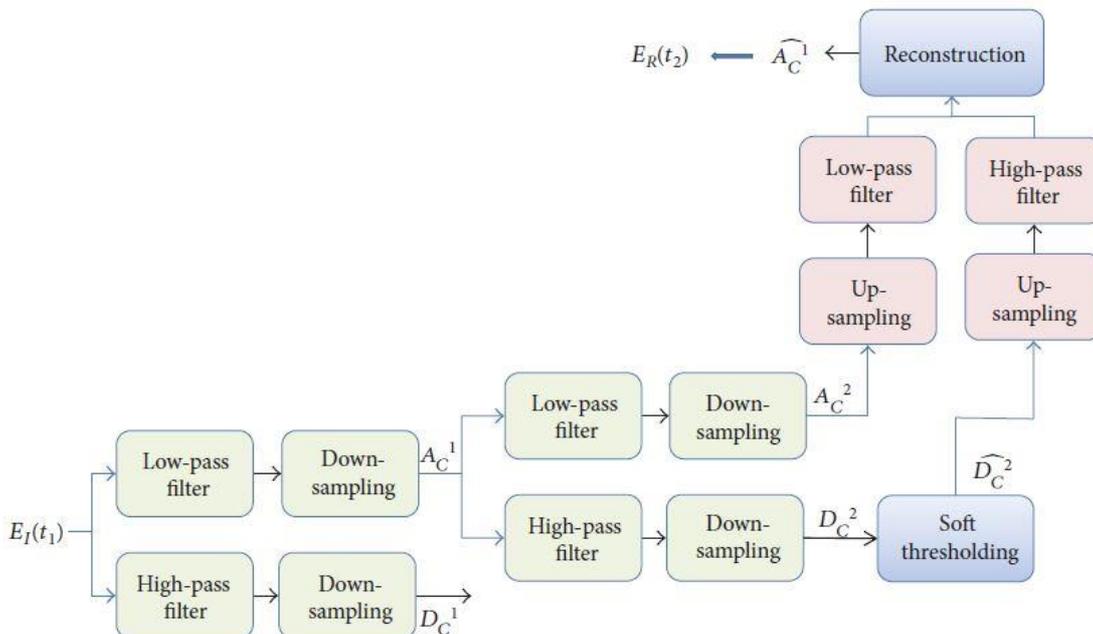


Figura 8. Esquema de la descomposición y posterior reconstrucción en la transformada wavelet

Cada nivel se compone de dos fases: un filtrado de alta frecuencia y un filtrado de baja frecuencia. De la aplicación de estos filtros y tras un diezmo se obtienen los coeficientes de aproximación y de

detalle. Se continúa pasando al siguiente nivel los coeficientes de aproximación y de detalle extraídos en el nivel actual.

Para la reconstrucción se realiza un sobremuestreo y posterior filtrado LP y HP. La etapa crítica de esta fase es el filtrado, puesto que la elección de los filtros es crítica a la hora de determinar la calidad de la reconstrucción. Los filtros de descomposición y reconstrucción se diseñan juntos, formando un sistema conocido como filtros de espejo en cuadratura.

En nuestro caso, la función *symlet* es la wavelet madre elegida para la descomposición de las señales ECG. La wavelet toolbox de MATLAB [19] nos permite realizar la transformada wavelet de la siguiente manera:

$$[A_C, D_C] = dwt(E_I, 'sym5') \quad (2.27)$$

donde A_C y D_C son los coeficientes de aproximación y detalle respectivamente, mientras que E_I es la señal ECG de entrada. $dwt(*)$ es la función de la transformada wavelet discreta.

Posteriormente, se aplica una umbralización suave con el objetivo de reducir el ruido de la señal. Se realiza siguiendo la siguiente expresión:

$$\widehat{D}_C(j) = \begin{cases} \text{sign}(D_C(j))(|D_C(j)| - t), & |D_C(j)| > t \\ 0, & |D_C(j)| \leq t \end{cases} \quad (2.28)$$

donde:

- $\widehat{D}_C(j)$: Son los coeficientes de detalle después de haber aplicado la umbralización suave
- t : umbral de decisión. Se computa de la siguiente manera:

$$t = \sigma \sqrt{\frac{2 \log(N)}{N}} \quad (2.29)$$

siendo N el número total de coeficientes wavelet y $\sigma = \frac{\text{mediana}(|D_C(j)|)}{0.6745}$.

Después de eliminar el ruido se procede a la reconstrucción de la señal ECG limpia como sigue a continuación:

$$E^F = idwt(A_C, \widehat{D}_C, 'sym5') \quad (2.30)$$

siendo E^F la señal ECG libre de ruido e $idwt(*)$ es la función de la transformada wavelet discreta.

2.3.2 Preprocesado: cálculo de la envolvente de energía de Shannon (SEE)

El siguiente paso es calcular la diferenciación de primer orden. Este procedimiento equivale a aplicar un filtro HP a E^F , permitiendo el paso de los complejos QRS y atenuando las componentes de baja frecuencia. La implementación se realiza mediante la siguiente ecuación:

$$D_n = E_{n+1}^F - E_n^F \quad (2.31)$$

Más tarde la señal se normaliza; así queda lista para el cálculo de la envolvente de energía de Shannon:

$$\widehat{D}_n = \frac{D_n}{\max(|D_n|)} \quad (2.32)$$

Después de la diferenciación, la señal ECG ha quedado convertida en una señal bipolar. Para la detección de picos se debe transformar en una señal unipolar. Para ello aplicaremos la envolvente de energía de Shannon. Si bien es cierto que una forma fácil de convertir la señal ECG en unipolar es elevándola al cuadrado, no es recomendable, puesto que enfatiza las componentes de alta frecuencia, dificultando así la detección de componentes de baja frecuencia. Sin embargo, el SEE enfatiza las componentes de frecuencias medias y atenúa otras frecuencias que permiten una mejor detección de picos R.

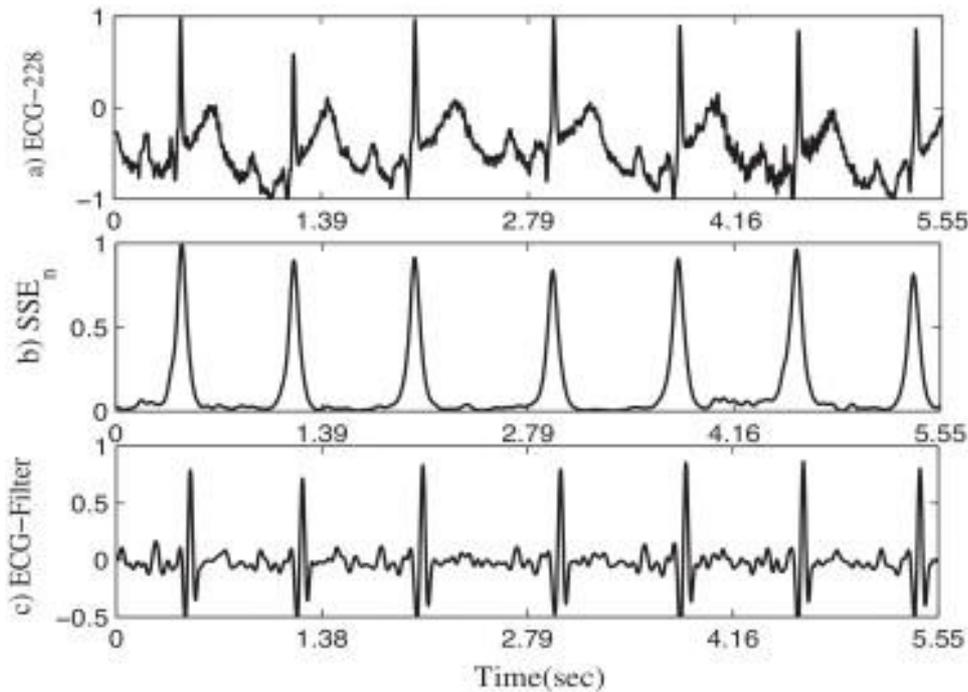


Figura 9. a) 5 segundos extraídos del ECG 228 de la base de datos MIT-BIH. b) SEE de dicho trozo de ECG. c) ECG 228 libre de ruido, tras someterse a la transformada wavelet.

La expresión correspondiente a la SEE es:

$$S_n^E = -(\widehat{D}_n)^2 \log((D_n)^2) \quad (2.33)$$

Suavizamos posteriormente la SEE aplicándole un filtro de ventana móvil. El tamaño de la ventana para este algoritmo es de 33 muestras. La ecuación correspondiente a este paso es:

$$S_n^S = \frac{1}{N} \{S_{n-N/2}^E + \dots + S_{n-1}^E + S_n^E + S_{n+1}^E + \dots + S_{n+N/2}^E\} \quad (2.34)$$

2.3.3 Preprocesado: cálculo de la envolvente de energía de pico (PEE)

En la presente etapa, se calcula la envolvente de energía de pico a la señal S_n^S para de esta manera acentuar los picos R verdaderos y disminuir los picos R falsos. Por eso se realiza de nuevo la diferenciación de primer orden, en este caso a la señal salida del filtro de ventana móvil, S_n^S . Así se enfatizan los picos R verdaderos y se atenúan los falsos. La expresión es la siguiente:

$$D_n^S = S_{n+1}^S - S_n^S \quad (2.35)$$

Se normaliza posteriormente la amplitud de la señal resultante:

$$\widehat{D}_n^S = \frac{D_n^S}{\max(|D_n^S|)} \quad (2.36)$$

Repetimos el paso descrito anteriormente, convirtiendo la señal en unipolar a través de una operación cuadrática en este caso, y no mediante la SEE:

$$P_n^E = (\widehat{D}_n^S)^2 \quad (2.37)$$

Volvemos a suavizar la señal de salida P_n^E a través de un filtro de ventana móvil de 43 muestras, con la siguiente ecuación:

$$P_n^S = \frac{1}{N} \{P_{n-N/2}^E + \dots + P_{n-1}^E + P_n^E + P_{n+1}^E + \dots + P_{n+N/2}^E\} \quad (2.38)$$

2.3.4 Procedimiento de búsqueda de complejos QRS

Para localizar los picos R en la señal salida del filtro de ventana móvil P_n^S , utilizamos el comando *findpeaks* de MATLAB de la siguiente manera:

$$R^E = \text{findpeaks}(P^S) \quad (2.39)$$

Donde R^E guarda las posiciones estimadas de los picos R localizados y *findpeaks* (*) es la función que localiza los picos en la señal.

Sin embargo, las posiciones localizadas difieren ligeramente de las posiciones reales de los picos R. Para localizar correctamente las posiciones de los picos en la señal ECG original buscamos la máxima amplitud dentro de un rango de ± 25 muestras desde cada posición localizada en el vector R^E :

$$R_k^C = \arg \max_k \{E_{k-25}^F, \dots, E_k^F, \dots, E_{k+25}^F\} \quad (2.40)$$

R_k^C es la posición real del pico R k-ésimo en el ECG original, mientras que E_k^F es la amplitud del pico estimado R_k^E , el cual tomamos de referencia para buscar la máxima amplitud dentro del rango comentado anteriormente. Por último, R^C es un vector que guarda las posiciones de todos los picos R localizados.

2.3.4.1 Validación de picos R

La validación de los complejos QRS se realiza a través de los intervalos RR entre picos R consecutivos. Primeramente, calculamos los distintos intervalos RR de toda la señal ECG de la siguiente forma:

$$\Delta R^C = x_{k+1} - x_k, \quad k = 1, 2, \dots, K - 1. \quad (2.41)$$

donde x_k es la posición del pico R k-ésimo localizado mediante la ecuación 2.40, y x_{k+1} es la posición del pico R inmediatamente posterior. Haciendo la diferencia entre ambas posiciones se obtiene el valor del intervalo RR en muestras.

A continuación, generamos el vector de picos R definitivo $R^F(x)$ validando cada pico guardado en

R^C . Cada pico se clasifica en una de las siguientes tres categorías atendiendo al valor de su respectivo intervalo RR, $\Delta R^C(k)$:

- I. $R^C(x_k)$ no se incluye en $R^F(x)$ si los intervalos RR con los picos R anterior ($\Delta R^C(k-1)$) y posterior ($\Delta R^C(k)$), son menores que un umbral dado:

$$R^C(x_k) \notin R^F(x) \quad \text{si } \Delta R^C(k-1) < \theta_{\Delta 1} \text{ o } \Delta R^C(k) < \theta_{\Delta 1}, \quad (2.42)$$

donde $\theta_{\Delta 1} = \alpha * \mu_{\Delta}$ es un valor umbral que determina el espaciado mínimo entre picos R. $\alpha = 0.5$ y μ_{Δ} es el espaciado medio de los intervalos RR.

- II. Si los intervalos RR anterior y posterior son mayores que un umbral dado, se buscan picos adicionales entre $R^C(x_{k-1})$ y $R^C(x_{k+1})$:

$$E^F(x_a) \in R^F(x) \quad \text{si } \Delta R^C(k-1) > \theta_{\Delta 2} \text{ o } \Delta R^C(k) > \theta_{\Delta 2}, \quad (2.43)$$

Mientras que x_a debe cumplir el siguiente requisito:

$$x_{k-1} + \gamma * \mu_{\Delta} < x_a < x_{k+1} - \gamma * \mu_{\Delta} \quad (2.44)$$

donde $\theta_{\Delta 2} = \beta * \mu_{\Delta}$ es un valor umbral que determina el intervalo máximo entre picos R consecutivos y γ define el tamaño del área de búsqueda de los picos adicionales. $\beta = 1.5$ y $\gamma = 0.5$ son los valores que toman estos parámetros.

- III. $R^C(x_k)$ se incluye en $R^F(x)$ cuando los dos intervalos RR ($\Delta R^C(k-1)$ y $\Delta R^C(k)$) se sitúan entre $\theta_{\Delta 1}$ y $\theta_{\Delta 2}$:

$$R^C(x_k) \in R^F(x), \\ \text{si } \theta_{\Delta 1} < \Delta R^C(k-1) < \theta_{\Delta 2} \text{ y } \theta_{\Delta 1} < \Delta R^C(k) < \theta_{\Delta 2}. \quad (2.45)$$

3 METODOLOGÍA

En este punto se procede a describir la hoja de ruta seguida para la validación de los algoritmos explicados en el apartado anterior. En primer lugar, se realiza una pequeña revisión sobre las bases de datos de señales electrocardiográficas existentes en la actualidad, y las características que éstas deben de cumplir para asegurar una correcta validación de los resultados.

Seguidamente se detalla el proceso de recogida de datos desde su descarga hasta su posterior organización, con vistas a facilitar la tarea de extracción de resultados, la cual se comenta posteriormente. Se termina el presente apartado haciendo mención a los parámetros calculados para evaluar numéricamente el comportamiento de los tres algoritmos a la hora de detectar los complejos QRS de un electrocardiograma.

3.1 Bases de datos de señales electrocardiográficas

La realización de cualquier tipo de algoritmo aplicado a las señales electrocardiográficas requiere de una posterior validación con señales ECG reales. El conjunto de estas señales debe de ser lo suficientemente amplio como para cubrir de manera general gran parte de las patologías, derivaciones, etc., que pueden darse en situaciones de la vida real. En general, las características que deben poseer las bases de datos de este tipo son las siguientes [17]:

1. Deben contener señales representativas. Para ello, es necesario disponer de un gran número de señales en la base de datos.
2. Deben contener señales raramente observadas pero que son clínicamente significativas. En ocasiones, las señales más significativas correspondientes a ciertas anomalías cardíacas no se registran.
3. Deben contener señales estándar, esto es, señales utilizadas en gran parte de la comunidad científica para el estudio e investigación con señales electrocardiográficas.
4. Deben contener señales con anotaciones. Comúnmente, en cada electrocardiograma los complejos QRS son anotados manualmente por uno o más cardiólogos de forma totalmente independiente. Esto permite la comparación de las anotaciones de los cardiólogos con los resultados obtenidos por los distintos algoritmos de procesamiento (ver Figura 10).
5. Deben contener señales discretas, de forma que se pueda trabajar con ellas mediante programas informáticos. Así pues, se puede automatizar la validación de la investigación, además de poder comparar más fácilmente resultados si se realizan modificaciones en los algoritmos.

6. Los parámetros de las señales (frecuencia de muestreo, amplitud, etc.) deben ser conocidos.

El cumplimiento de dichas características permitirá una evaluación automática y estándar de los algoritmos desarrollados en la investigación.

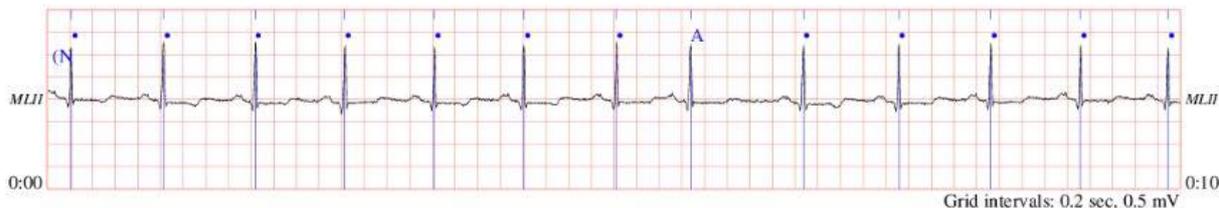


Figura 10. Trozo de ECG en el que se muestran las anotaciones de los cardiólogos (en azul). Las anotaciones que aparecen son: •: Latido normal A: latido atrial prematuro.

En los últimos años, un gran número de bases de datos han sido registradas con el propósito de investigar en varios temas clínicos [20]. En cuanto a la cardiología, la base de datos del MIT-BIH es la más usada para investigar anomalías en el corazón, además de ser la más popularmente conocida entre todas las bases de datos de procesamiento de señales biomédicas. Otra base de datos regularmente usada es la base de datos americana AHA, desarrollada para la evaluación de detectores de arritmias ventriculares. Otras bases de datos son:

- ST-T DB: Creada por la Sociedad Europea de Cardiología con el fin de investigar la isquemia miocárdica, patología que se caracteriza por la falta de flujo sanguíneo en las células del músculo cardíaco.
- Long-Term ST DB: Creada por la Universidad de Liubliana, Eslovenia, para estudiar la isquemia miocárdica.
- NST DB: Creada por el Instituto de Tecnología de Massachusetts con el objetivo de estudiar el efecto del ruido en las señales ECG.
- CU DB: Creada por la Universidad de Creighton, contiene señales con episodios de taquicardia ventricular, flutter ventricular y fibrilación ventricular.

Gran parte de las bases de datos existentes son públicas y accesibles para todo el mundo, mientras que otras permanecen en propiedad de quienes las registraron. El acceso a toda esta cantidad de datos facilita en gran medida la realización de proyectos de investigación sobre desarrollo de algoritmos, puesto que el hecho de tenerlos disponibles en Internet ahorra mucho tiempo. Páginas como PhysioNet [21] aglutinan un gran número de bases de datos, disponibles gratuitamente para su descarga.

3.1.1 Base de datos MIT-BIH

Como se ha comentado anteriormente, el Instituto de Tecnología de Massachusetts posee una gran cantidad de señales electrocardiográficas, convirtiéndose así en la base de datos principal de un amplio número de investigaciones de la comunidad científica. Las señales que posee dicha base de datos incluyen un conjunto muy amplio de patologías, además de estar convenientemente anotadas. El

conjunto de señales disponible en dicha base de datos es el que sigue a continuación [8]:

- *MIT-BIH Arrhythmia Database.*
- *Craighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database.*
- *MIT-BIH Noise Stress Test Database.*
- *MIT-BIH ST Change Database.*
- *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database.*
- *MIT-BIH Atrial Fibrillation/Flutter Database.*
- *MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database.*
- *MIT-BIH ECG Compression Test Database.*
- *MIT-BIH Long-Term Database.*
- *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database.*

3.1.1.1 MIT-BIH Arrhythmia Database

La base de datos *MIT-BIH Arrhythmia Database* es una de las más utilizadas en investigaciones sobre patologías cardíacas [22]. Consta de 48 registros en total, de media hora cada uno, subdivididos en dos grupos: los primeros 23 registros (registros 100 a 124) fueron elegidos aleatoriamente entre más de 4000 muestras Holter recogidas en el “Arrhythmia Laboratory of Boston’s Beth Israel Hospital”, mientras que los 25 restantes (registros 200 a 234) contienen ejemplos de patologías poco comunes, pero clínicamente destacables.

Cada registro contiene la información obtenida desde dos derivaciones que varían dependiendo del sujeto de estudio, ya que debido a vendajes del paciente o a variaciones anatómicas en ocasiones no es posible colocar cierto electrodo en su posición. En la gran mayoría de registros, uno de los canales es el MLII y el otro canal es el V1. Otros canales presentes en los registros son el V2, V4 y V5. Los registros tienen una frecuencia de muestreo de 360 Hz, conteniendo 650000 muestras codificadas en 11 bits.

Cada registro contiene los siguientes elementos:

- Un fichero de cabecera donde se describe la fecha y hora del registro, el nombre, la lista de derivaciones que contiene y sus características (fecha de adquisición, bits por muestra, etc.)
- Uno o más ficheros de datos donde se recogen las muestras de la señal electrocardiográfica según el formato especificado en el fichero de cabecera.

- Uno o más ficheros con las anotaciones pertinentes de los cardiólogos, las cuales indican la posición exacta de eventos clínicamente relevantes en la señal (latido normal, taquicardia ventricular, etc.)

3.2 Preparación de los datos

3.2.1 Selección de electrocardiogramas para el estudio

La actuación de cada algoritmo será evaluada utilizando un conjunto de electrocardiogramas seleccionados de la base de datos *MIT-BIH Arrhythmia Database* [23]. Debido a la gran carga computacional y temporal que supone analizar los 48 registros completos, optamos por analizar solo 20. Además, evaluamos solamente los minutos donde se encuentran puntos de interés señalados por los cardiólogos. El software utilizado para el procesamiento de las distintas grabaciones es MATLAB, cuya utilidad se describirá en un apartado posterior.

Así pues, se seleccionan 13 minutos de cada ECG. De los 20 registros escogidos, 8 pertenecen a los registros 100-124 y los 12 restantes a los registros 200-234. En los registros donde no hay suficientes puntos de interés para llegar a 13 minutos seleccionados se escogen minutos aleatorios del ECG, intentando cubrir la mayor parte de éste. En cuanto a las patologías, la selección de registros cubre la totalidad de anomalías existentes en la base de datos.

Todos los registros han sido descargados a través de PhysioBank, la base de datos de PhysioNet. La interfaz web de PhysioBank permite no solo descargar los archivos necesarios, si no que a través de su servicio PhysioBank ATM (*PhysioBank's Automatic Teller Machine*) ofrece diferentes opciones, tales como representar la señal de la grabación seleccionada, mostrar las anotaciones o los intervalos RR en un .txt, exportar las señales a un archivo .mat, etc. Además, permite elegir la duración, el formato de tiempos y el formato de los datos de salida, y movernos de diferentes formas a lo largo de una señal extensa.

The screenshot shows the PhysioBank ATM web interface. The title is "PHYSIOBANK ATM". The interface is organized into several sections:

- Input:**
 - Database: Abdominal and Direct Fetal ECG Database (adfecgdb)
 - Record: [dropdown]
 - Signals: all
 - Annotations: [dropdown]
- Output:**
 - Length: 10 sec 1 min 1 hour 12 hours to end
 - Time format: time/date elapsed time hours minutes seconds samples
 - Data format: standard high precision raw ADC units
- Toolbox:** Plot waveforms
- Navigation:**
 - Buttons: |<< << < * > >> |
 - Buttons: Previous record - + Next record

At the bottom of the interface, there are buttons for "Help" and "About ATM".

Figura 11. Interfaz web del servicio PhysioBank ATM.

La selección de registros se muestra en la Tabla 1. En ella se detalla el número de grabación, los minutos seleccionados para el estudio, el sexo y edad del paciente, los dos canales existentes en cada ECG, los medicamentos que toma cada sujeto y, por último, las anomalías cardíacas encontradas en cada grabación, o puntos de interés significativos.

REGISTRO	EDAD	SEXO	DERIVACIÓN	MINUTOS DE ESTUDIO	MEDICACIÓN (*)	PATOLOGÍA/PUNTO DE INTERÉS
100	69	Hombre	MLII, V5	2,5,7,9,11,16,18,20,22,25,26,27,28	Aldomet, Inderal	Ritmo sinusal normal PVC APC
104	66	Mujer	V5, V2	3,5,6,8,10,14,16,18,20,22,26,27,29	Digoxin, Pronestyl	PVC Ruido Latidos de marcapasos
105	73	Mujer	MLII, V1	3,5,7,8,10,15,17,19,22,26,27,28,29	Digoxin, Nitropaste, Pronestyl	Artefacto PVC Ruido
108	87	Mujer	MLII, V1	0,4,5,7,8,10,11,15,18,20,24,28,29	Digoxin, Quinaglute	PVC Ruido Arritmia sinusal Latido de escape junctional APC bloqueada
113	24	Mujer	MLII, V1	3,4,6,8,11,12,15,18,20,22,24,26,29	-	APC de morfología poco común Arritmia sinusal
116	68	Hombre	MLII, V1	0,1,5,7,9,10,12,16,18,20,23,25,27	-	Ritmo sinusal normal PVC Dupla ventricular Ruido
117	69	Hombre	MLII, V2	3,4,6,9,11,12,14,16,19,23,25,27,29	-	Ritmo sinusal normal APC Ruido
122	51	Hombre	MLII, V1	0,1,4,6,7,10,13,14,17,22,24,28,29	Digoxin, Lasix, Pronestyl	Ruido Ritmo sinusal normal

Tabla 1. ECGs seleccionados para la validación de los algoritmos.

*Se conserva el nombre de los medicamentos ingeridos por los pacientes en inglés.

REGISTRO	EDAD	SEXO	DERIVACIÓN	MINUTOS DE ESTUDIO	MEDICACIÓN (*)	PATOLOGÍA/PUNTO DE INTERÉS
201	68	Hombre	MLII, V1	1,7,8,9,14,18,20,22,23,24,25,26,28	Digoxin, Hydrochlorthiazide, Inderal, KCl	Fibrilación atrial PVC bloqueada Ruido Dupla atrial Trigeminia ventricular Ritmo sinusal normal Taquicardia supraventricular
203	43	Hombre	MLII, V1	2,5,7,9,13,15,17,19,22,23,24,26,27	Coumadin, Digoxin, Heparin, Hygroton, Lasix	Taquicardia ventricular Fibrilación atrial Ruido Dupla ventricular PVC
207	89	Mujer	MLII, V1	0,1,2,4,5,6,12,15,17,25,26,27,29	Digoxin, Quinaglute	Bigeminia ventricular Dupla ventricular Flutter ventricular Ritmo sinusal normal con bloqueo AV de primer grado Ruido Dupla atrial
208	23	Mujer	MLII, V1	3,5,9,12,14,15,16,17,19,21,23,28,29	-	Ruido/artefacto Dupla y triplete ventricular Trigeminia ventricular PVC
209	62	Hombre	MLII, V1	0,5,6,9,12,13,14,17,19,23,24,28,29	Aldomet, Hydrodiuril, Inderal	APC Ruido Taquicardia supraventricular
212	32	Mujer	MLII, V1	0,3,6,9,12,14,16,18,19,22,24,26,28	-	Ritmo sinusal normal con bloqueo de rama derecha (RBBB) Ruido Arritmia sinusal

Tabla 1. ECGs seleccionados para la validación de los algoritmos.

*Se conserva el nombre de los medicamentos ingeridos por los pacientes en inglés.

REGISTRO	EDAD	SEXO	DERIVACIÓN	MINUTOS DE ESTUDIO	MEDICACIÓN (*)	PATOLOGÍA/PUNTO DE INTERÉS
212	32	Mujer	MLII, V1	0,3,6,9,12,14,16,18,19,22,24,26,28	-	Ritmo sinusal normal con bloqueo de rama derecha (RBBB) Ruido Arritmia sinusal
214	53	Hombre	MLII, V1	0,2,3,4,5,9,13,14,16,19,23,27,28	Digoxin, Dilantin	RBBB, PVC Dupla ventricular Taquicardia ventricular Deslizamiento de la cinta
222	84	Mujer	MLII, V1	3,6,9,12,14,16,17,19,20,22,24,25,26	Digoxin, Quinidine	Ritmo sinusal normal Fibrilación atrial Dupla atrial Bigeminia atrial Flutter atrial paroxístico Ruido
223	73	Hombre	MLII, V1	3,5,7,9,12,13,15,17,19,23,24,25,29	-	Taquicardia ventricular Dupla atrial Bigeminia ventricular Ruido APC Dupla ventricular
228	80	Mujer	MLII, V1	0,1,4,6,9,11,13,16,18,19,22,21,26	Digoxin, Norpace	Bigeminia ventricular Artefactos, ruido PVC Dupla ventricular Deslizamiento de cinta
230	32	Hombre	MLII, V1	0,5,9,11,14,16,19,21,23,25,27,28,29	Dilantin	Ritmo sinusal normal, PVC, WPW
232	76	Mujer	MLII, V1	0,1,6,9,11,12,13,15,18,22,23,24,28	Aldomet, Inderal	Pausas, ruido Dupla atrial Taquicardia supraventricular Bradicardia sinusal

Tabla 1. ECGs seleccionados para la validación de los algoritmos.

*Se conserva el nombre de los medicamentos ingeridos por los pacientes en inglés.

3.3 Preprocesado de los datos

Una vez obtenidas las señales ECG, éstas no deben ser utilizadas aún para evaluar el comportamiento de los algoritmos ya que presentan una serie de artefactos ajenos a la propia señal a causa del ruido [8]. Un artefacto es una señal externa al corazón que se registra en el electrocardiograma, como pueden ser las señales de los músculos o un mal contacto de algún electrodo con la piel. Cada algoritmo cuenta con su respectiva parte de preprocesado de datos en pos de eliminar el ruido y las interferencias que posee la señal electrocardiográfica. Además, un correcto preprocesado favorece la actuación de los algoritmos, disminuyendo así el error de detección.

3.3.1 Fuentes de ruido e interferencia del ECG

- **Ruido del electrodo:** Debido a que los electrodos son el elemento receptor de las señales musculares del corazón, el ruido en este elemento es un factor crítico. El electrodo actúa como un transductor, es decir, convierte las corrientes iónicas mediante las cuales se propagan las señales biomédicas por los tejidos en corrientes eléctricas. Esta conversión se debe realizar con la mayor precisión posible, tratando de no perturbar la señal a medir. Podemos distinguir dos tipos:
 - Ruido de contacto de electrodos: Ruido transitorio producido al perder el electrodo contacto con la piel, desconectándose el sistema de medida del paciente en consecuencia. Este ruido puede ocasionar grandes artefactos en la señal electrocardiográfica.

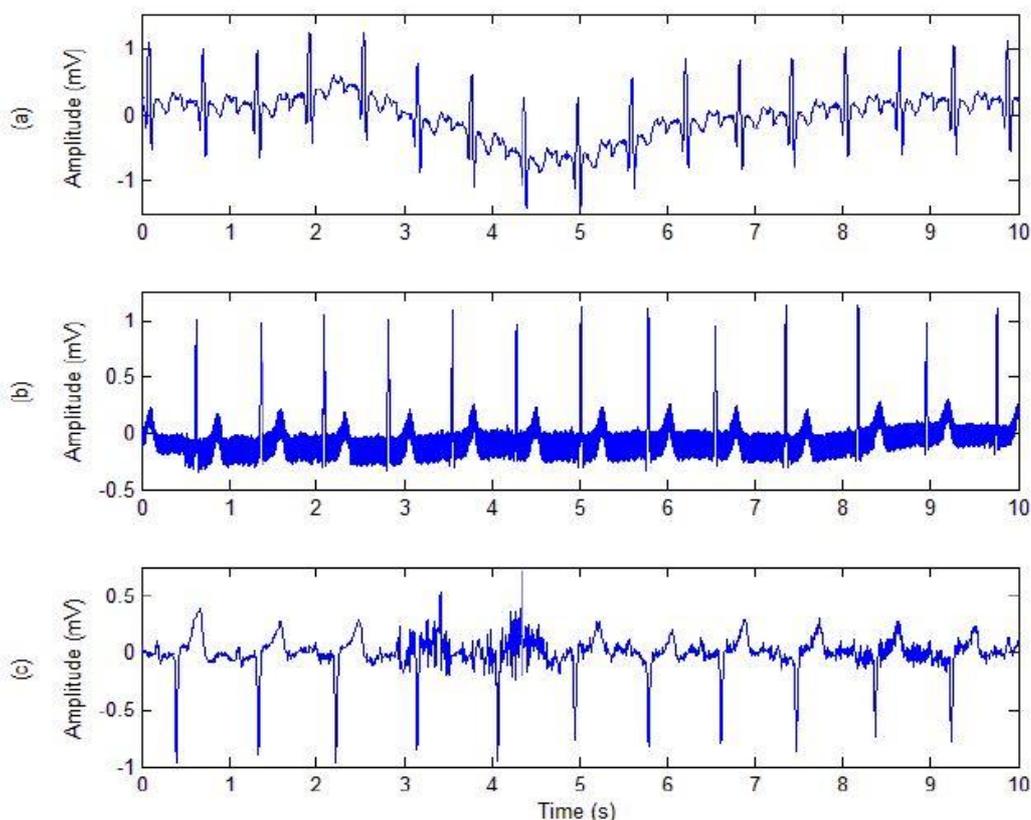


Figura 12. Diferentes tipos de ruido en las señales ECG. a) Deriva de línea de base, b) Interferencia de red, c) Ruido electromiográfico.

- **Artefactos de movimiento:** Son transiciones de cambios de la línea de base ocasionadas por variaciones en la impedancia del electrodo. La amplificación del voltaje de entrada depende de la impedancia de la fuente, la cual fluctúa con los cambios de posición de los electrodos. Estos cambios tienen su origen en los movimientos que el paciente hace durante el registro de la señal ECG.
- **Ruido electromiográfico:** Originado por la actividad eléctrica de los músculos esqueléticos durante períodos de contracción. Puede ser intermitente (un movimiento repentino del cuerpo) o prolongarse cierto tiempo (durante períodos de sueño o relajación). Las componentes frecuenciales del electromiograma interfieren considerablemente los complejos QRS, dificultando su detección [24].
- **Deriva de la línea de base:** Componente frecuencial de baja frecuencia en el ECG, ocasionada por fuentes de ruido como la respiración, movimientos corporales y pérdida de contacto del electrodo con la piel. La amplitud de la deriva de la línea de base puede exceder en ocasiones la amplitud de los complejos QRS y afectar sobremanera a los algoritmos de detección.
- **Interferencia de red:** Producida por los campos electromagnéticos de los equipos enchufados a la corriente eléctrica. Se caracteriza por una interferencia sinusoidal de 50 o 60 Hz, acompañada de sus armónicos.
- **Ruido de aparatos de electrocirugía:** Destruye completamente la señal ECG y puede ser representado como una onda sinusoidal de gran amplitud, con frecuencias comprendidas entre 100 KHz a 1MHz.

3.4 Método de extracción y validación de resultados

Para la detección de los complejos QRS y posterior cálculo de resultados, se utiliza el software informático MATLAB [25], software desarrollado por la empresa MathWorks y que es referente mundial en lo que a analítica de datos se refiere.

Después de descargar los minutos de estudio de PhysioNet, se agrupan los minutos de estudio de cada canal con el archivo `minutosecg.m` (ver Anexo A) y se guardan los 2 canales correspondientes al mismo ECG juntos, en una variable `.mat`. Así facilitamos el acceso a los datos.

Posteriormente, se extraen las anotaciones de los cardiólogos para poder validar los resultados conseguidos. Debido a que dichas anotaciones solo se encuentran en formato `.txt`, primero tenemos que extraerlas de estos ficheros de texto y guardarlas en vectores. Para ello se crea el programa `anotaciones.m`, encargado de dicha tarea.

Por último, se procede a la obtención y posterior validación de los complejos QRS detectados. Para hacer este proceso lo más automático posible, se crea el archivo `resultados.m` (Ver Anexo A). Este pequeño programa nos permite una vez precargados los dos canales de una grabación concreta de la base de datos, extraer los complejos QRS detectados en cada minuto para los tres algoritmos: `pan_tompkins.m`, `dpi_qrs.m` y `wt.m`. Después superpone los complejos QRS detectados por un algoritmo y los complejos QRS anotados por los cardiólogos, pudiendo de esta manera visualizar gráficamente los resultados conseguidos.

Realizado este proceso, el fichero `validacion.m` se ocupa del último paso. Este programa se encarga de extraer los verdaderos positivos, falsos negativos y falsos positivos de cada minuto de estudio ejecutado por el algoritmo con una tolerancia de 10 muestras, además de calcular la sensibilidad, predictividad positiva y precisión. Finalmente, escribe en un fichero Excel los TP, FN y FP obtenidos para cada grabación.

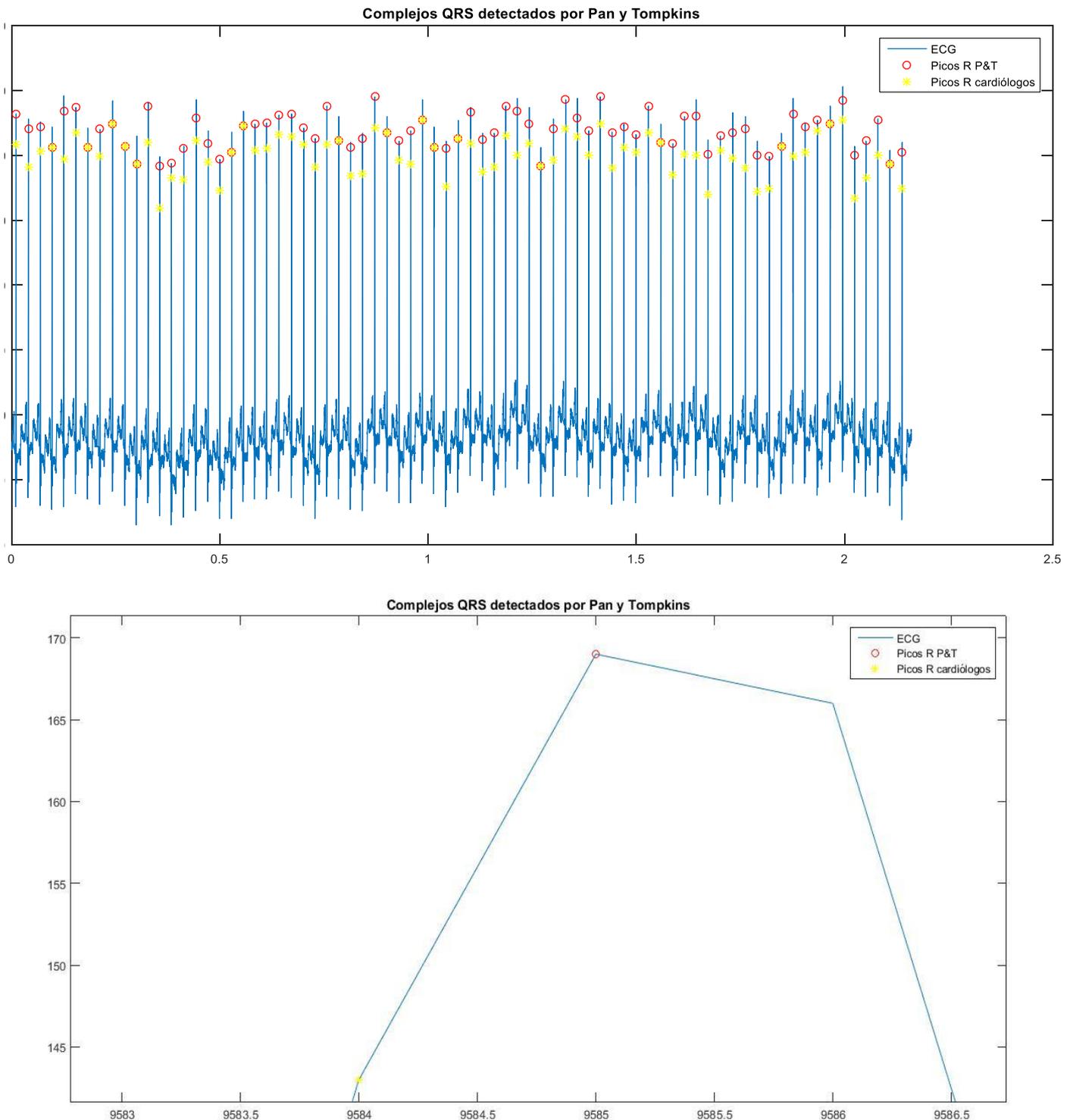


Figura 13. Ejemplo de ejecución de `validacion.m`. Grabación 100, minuto 2, derivación MLII (arriba)
Zoom a uno de los picos detectados situado en la mitad de la grabación, en torno a la muestra 9600 (abajo)

Es conveniente comentar que como se aprecia en la Figura 13, en muchas ocasiones los picos R detectados por el algoritmo y los picos R detectados por los cardiólogos no aparecen superpuestos. Esto es debido a que las muestras donde los algoritmos detectan los complejos QRS no coinciden exactamente con las muestras donde los cardiólogos marcan los correspondientes latidos. Por eso se introduce una tolerancia a la hora de extraer los resultados.

3.5 Parámetros extraídos en base a los resultados

Para evaluar correctamente la actuación de los tres algoritmos, se obtienen una serie de parámetros que son [26]:

- **Sensibilidad:** Evalúa la probabilidad de que el algoritmo detecte correctamente los verdaderos positivos. Se calcula así:

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} * 100 (\%)$$

- **Predictividad positiva:** Evalúa la habilidad del algoritmo para distinguir entre verdaderos positivos y falsos positivos. Se calcula así:

$$+P = \frac{TP}{TP + FP} * 100 (\%)$$

- **Precisión:** Evalúa la cantidad de verdaderos positivos encontrados entre el total (TP, FP y FN). Se calcula así:

$$Acc = \frac{TP}{TP + FP + FN} * 100 (\%)$$

Existen otros parámetros utilizados para cuantificar los resultados obtenidos en los experimentos realizados. A pesar de no utilizarse en nuestro estudio, pasamos a comentarlos brevemente:

- **Especificidad:** Es la probabilidad de clasificar correctamente un latido detectado. En otras palabras, la especificidad ofrece el porcentaje de verdaderos negativos del experimento realizado.

$$SpC = \frac{TN}{TN + FP} * 100 (\%)$$

- **Tasa de error de detección (DER):** Cuantifica el porcentaje de fallo de un algoritmo a la hora de detectar correctamente las medidas.

$$DER = \frac{FP + FN}{TP} * 100 (\%)$$

donde TP son los verdaderos positivos, FP son los falsos positivos y FN los falsos negativos.

4 DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

En el presente punto se comentan los resultados arrojados de la realización de los experimentos con los 3 algoritmos de detección de complejos QRS. Para gozar de una observación más exhaustiva, analizaremos los valores obtenidos desde tres puntos de vista distintos:

- Estudio de los valores obtenidos con el fin de determinar qué canal consigue mejores resultados para cada algoritmo: La derivación escogida para el análisis puede influir en la cantidad de picos R detectados por cada método, puesto que la señal electrocardiográfica recogida no es exactamente igual dependiendo de la posición donde se sitúe el electrodo en el cuerpo del paciente.
- Estudio de los valores obtenidos con el fin de determinar qué grabación de la base de datos consigue mejores resultados para cada algoritmo: Debido a las distintas patologías existentes en las grabaciones, existe la posibilidad de que los algoritmos se muestren más robustos con algunas anomalías y menos con otras.
- Estudio de los valores obtenidos con el fin de determinar qué algoritmo ofrece de forma general un mejor comportamiento a la hora de detectar complejos QRS: Finalmente, se agrupan los resultados conseguidos por cada uno de los tres algoritmos, y se concluye cuál de ellos ofrece un mejor rendimiento a la hora de detectar correctamente los complejos QRS.

4.1 Resultados derivados de los experimentos realizados

ECG	TP	FN	FP	SE	P+	ACC
100	974	13	19	98,6829	98,0866	96,8191
100	976	11	16	98,8855	98,3871	97,3081
104	829	134	164	86,0852	83,4844	73,5581
104	909	54	67	94,3925	93,1352	88,2524
105	961	169	198	85,0442	82,9163	72,3645
105	1078	52	43	95,3982	96,1641	91,9011
108	419	365	417	53,4439	50,1196	34,8876
108	713	71	90	90,9439	88,7920	81,5789
113	772	13	24	98,3439	96,9849	95,4265
113	777	8	19	98,9809	97,6131	96,6418
116	1019	21	25	97,9808	97,6054	95,6808
116	1022	18	19	98,2692	98,1748	96,5061
117	661	7	20	98,9521	97,0631	96,0756
117	665	3	16	99,5509	97,6505	97,2222
122	1070	19	17	98,2553	98,4361	96,7450
122	1078	11	8	98,9899	99,2634	98,2680
201	700	150	181	82,3529	79,4552	67,8952
201	740	110	134	87,0588	84,6682	75,2033
203	1044	261	338	80,0000	75,5427	63,5423
203	1199	106	74	91,8774	94,1870	86,9471
207	800	428	258	65,1466	75,6144	53,8358
207	871	357	178	70,9283	83,0315	61,9488
208	713	555	370	56,2303	65,8356	43,5287
208	1158	110	48	91,3249	96,0199	87,9939
209	932	405	431	69,7083	68,3786	52,7149
209	1317	20	13	98,5041	99,0226	97,5556
212	395	782	799	33,5599	33,0821	19,9899
212	1163	14	14	98,8105	98,8105	97,6490
214	944	47	50	95,2573	94,9698	90,6820
214	950	41	46	95,8628	95,3815	91,6104
222	1084	23	29	97,9223	97,3944	95,4225
222	1089	18	21	98,3740	98,1081	96,5426
223	1053	86	87	92,4495	92,3684	85,8891
223	1121	18	16	98,4197	98,5928	97,0563
228	737	163	156	81,8889	82,5308	69,7917
228	851	49	52	94,5556	94,2414	89,3908
230	431	560	564	43,4914	43,3166	27,7170
230	909	82	85	91,7255	91,4487	84,4796
232	431	339	732	55,9740	37,0593	28,6951
232	770	0	379	100,0000	67,0148	67,0148
TOTAL	35325	5693	6217	86,1207	85,0344	74,7856

LEYENDA:

V1

MLII

V5

V2

TP: Verdaderos
positivosFN: Falsos
negativosFP: Falsos
positivosSe:
SensibilidadP+: Predictividad
positiva

Acc: Precisión

Tabla 2. Resultados obtenidos por el método DPI. Valor de tolerancia = 10

Los resultados obtenidos al realizar la detección de complejos QRS con el método de Índice de Plosión Dinámico se muestran en la Tabla 2. El valor de tolerancia son 10 muestras.

En general, los valores obtenidos de sensibilidad y predictividad positiva alcanzan valores aceptables con un 86.12% y un 85.03% respectivamente, mientras que la precisión roza el 75%. Este valor relativamente bajo de precisión es debido a la elevada cantidad de falsos positivos y falsos negativos detectados por el algoritmo.

Respecto al comportamiento dependiendo de la derivación escogida, la que mejores números arroja es sin duda la derivación MLII, consiguiendo un total de precisión del 88.12% y unos valores de precisión y predictividad positiva que superan el umbral del 90%. En este canal se consiguen resultados por encima del 97% en 7 de las 19 grabaciones, y por encima del 90% en 11. Los ECGs con mejor comportamiento en cuanto a precisión son el 122, 212, 209, 100, 117 y 123.

Para las derivaciones V2 y V5 no disponemos de grabaciones suficientes como para extraer conclusiones sólidas en cuanto al funcionamiento general de la derivación, ya que el canal V2 sólo está presente en dos grabaciones (104 y 117) y el canal V5 sólo en una (104). Los resultados de ambas derivaciones son bastante buenos ya que el número de FP y FN detectado es bastante bajo. Para el canal V2 de la grabación 104 sí se obtienen resultados levemente más bajos, provocados por la detección de muchos FN y FP en los minutos 3, 5, 6, y 8 sobre todo. Los tres últimos minutos mencionados anteriormente coinciden con la aparición de ruido en la señal y con un cambio de ritmo cardíaco (ritmo ventricular estimulado).

Para la derivación V1 sí que descienden sensiblemente los resultados, obteniendo un 61.79% de precisión, mientras que los valores de sensibilidad y predictividad positiva bajan hasta el 76% aproximadamente. De hecho, las siete peores grabaciones en cuanto a detección pertenecen a este canal.

Hay que destacar que de las 18 grabaciones donde está presente esta derivación, en 7 se obtienen resultados por debajo del 50% de precisión, mientras que sólo en 6 de las 19 los tres parámetros medidos experimentalmente obtienen valores por encima del 90%.

Especial mención merecen los pobres resultados obtenidos en las grabaciones 212, 230 y 232, no superando ninguna el 30% de precisión y superando solamente una de ellas el 50% en uno de los parámetros (grabación 232, parámetro de sensibilidad). Las grabaciones 108, 208, 209, 207 y 203 también obtienen unos resultados bajos. En los ECGs 108, 203, 208, 212 y 232, los minutos de estudio donde se obtiene un peor resultado en cuanto a detección coinciden bien con minutos en los que hay ruido presente en la señal electrocardiográfica o bien con cambios de ritmo cardíaco provocados por patologías como la taquicardia supraventricular. También se obtienen malos resultados en minutos coincidentes con patologías como la trigeminia ventricular (ECG 208, minuto 19) o un bloqueo de rama derecha que provoca un cambio de ritmo (ECG 212, minuto 24).

Por otro lado, los minutos conflictivos en las grabaciones 207, 209 y 230 coinciden con patologías tales como flutter ventricular, en ocasiones junto con un bloqueo de rama derecha (ECG 207, minutos 2, 4, 25 y 26), taquicardia supraventricular (ECG 209, minutos 14 y 28) o síndrome de Parkinson-White (ECG 230). En otros minutos también se obtienen bastantes FP y FN, pero no hay constancia de ellos en los puntos de interés.

ECG	TP	FN	FP	SE	P+	ACC
100	986	1	1	99,8987	99,8987	99,7976
100	985	2	1	99,7974	99,8986	99,6964
104	938	25	84	97,4039	91,7808	89,5893
104	938	25	84	97,4039	91,7808	89,5893
105	1113	17	40	98,4956	96,5308	95,1282
105	61	1069	940	5,3982	6,0939	2,9469
108	402	382	752	51,2755	34,8354	26,1719
108	19	765	950	2,4235	1,9608	1,0957
113	784	1	0	99,8726	100,0000	99,8726
113	53	732	731	6,7516	6,7602	3,4960
116	1028	12	3	98,8462	99,7090	98,5618
116	35	1005	1011	3,3654	3,3461	1,7065
117	659	9	9	98,6527	98,6527	97,3412
117	662	6	6	99,1018	99,1018	98,2196
122	1087	2	2	99,8163	99,8163	99,6334
122	1087	2	0	99,8163	100,0000	99,8163
201	773	77	5	90,9412	99,3573	90,4094
201	98	752	685	11,5294	12,5160	6,3844
203	1097	208	204	84,0613	84,3198	72,6972
203	614	691	1067	47,0498	36,5259	25,8853
207	322	906	925	26,2215	25,8220	14,9559
207	174	1054	1058	14,1694	14,1234	7,6115
208	869	399	349	68,5331	71,3465	53,7415
208	282	986	1094	22,2397	20,4942	11,9390
209	1335	2	1	99,8504	99,9251	99,7758
209	1254	83	508	93,7921	71,1691	67,9675
212	1175	2	0	99,8301	100,0000	99,8301
212	442	735	847	37,5531	34,2901	21,8379
214	972	19	9	98,0827	99,0826	97,2000
214	83	908	913	8,3754	8,3333	4,3592
222	1103	4	8	99,6387	99,2799	98,9238
222	117	990	991	10,5691	10,5596	5,5767
223	1094	45	43	96,0492	96,2181	92,5550
223	1019	120	122	89,4644	89,3076	80,8089
228	875	25	72	97,2222	92,3970	90,0206
228	486	414	350	54,0000	58,1340	38,8800
230	990	1	2	99,8991	99,7984	99,6979
230	990	1	1	99,8991	99,8991	99,7984
232	769	1	5	99,8701	99,3540	99,2258
232	753	17	113	97,7922	86,9515	85,2775
TOTAL	28523	12495	13986	69,5378	67,0987	51,8562

LEYENDA:	V1	MLII	V5	V2		
TP: Verdaderos positivos	FN: Falsos negativos	FP: Falsos positivos	Se: Sensibilidad	P+: Predictividad positiva	Acc: Precisión	

Tabla 3. Resultados obtenidos por el método PT. Valor de tolerancia = 10

Los resultados obtenidos al realizar la detección de complejos QRS con el método de Pan y Tompkins se muestran en la Tabla 3. El valor de tolerancia son 10 muestras.

En general, el comportamiento mostrado por el algoritmo está lejos de considerarse óptimo, arrojando una precisión del 52% aproximadamente. Se comporta bien a la hora de detectar los verdaderos positivos (70% de sensibilidad), aunque es deseable que el valor de sensibilidad adquirido fuese mucho mayor. Lo mismo ocurre con la capacidad del algoritmo de distinguir entre los verdaderos positivos y falsos positivos (67% de predictividad positiva).

En lo referente a los resultados obtenidos según la derivación estudiada, Pan y Tompkins sigue la tónica del método anterior, ofreciendo unos más que decentes números en cuanto a sensibilidad, predictividad positiva y precisión para la derivación MLII. Si bien es cierto que este último parámetro es aceptable (80% de precisión), la predictividad positiva y la sensibilidad toman valores cercanos al 90%. En 15 de las 19 grabaciones se obtienen resultados de precisión de más de un 90%, llegando en las grabaciones 212 y 113 a alcanzar una predictividad positiva del 100% (no detectan ningún falso positivo). Sí que es cierto que para dos grabaciones se obtienen resultados deficientes (ECGs 207 y 108). En ambas grabaciones se detectan gran cantidad de FN y FP, pero de nuevo los minutos de estudio donde trabaja peor el algoritmo coinciden con los minutos de ruido en la grabación 108 y con los minutos de ruido, flutter ventricular y taquicardia supraventricular en la grabación 207. Por ejemplo, para el minuto 29 de este último ECG se detectan 6 verdaderos positivos, por 105 falsos negativos y 101 falsos positivos. En este minuto existe un punto de interés, concretamente una taquicardia supraventricular, que se extiende hasta el final de la muestra.

Para las derivaciones V2 y V5 no disponemos de grabaciones suficientes como para extraer conclusiones sólidas en cuanto al funcionamiento general de la derivación, ya que el canal V2 sólo está presente en dos grabaciones (104 y 117) y el canal V5 sólo en una (104). Pan y Tompkins trabaja muy bien con las tres grabaciones, obteniendo resultados en cuanto a sensibilidad y predictividad positiva por encima del 90% para los tres ECGs, y consiguiendo una precisión del 89.58% en la grabación 104, tanto para el canal V2 como para el canal V5, y una precisión del 98.21% para el canal V2 de la grabación 117.

De nuevo la derivación V1 consigue el peor resultado. En líneas generales, el valor obtenido por los tres parámetros está muy lejos de ser considerado un valor aceptable (45.3% de sensibilidad, 42.9% de predictividad positiva y 28.26% de precisión). De las 18 grabaciones con el canal V1 presente, sólo en 3 se obtienen resultados por encima del 90%, y 5 obtienen una precisión de más del 80%. Hasta 8 grabaciones obtienen unos resultados muy deficientes en cuanto a detección de complejos QRS, arrojando gran cantidad de falsos positivos y falsos negativos, y pocos verdaderos positivos (ECGs 105, 108, 113, 116, 201, 207, 214 y 222). Hay que remarcar que las grabaciones 108 y 207 son las que peor resultado ofrecen, debido a que no reflejan una buena actuación ni para la derivación MLII ni para la derivación V1. Los minutos más conflictivos son los coincidentes con ruido, flutter ventricular y taquicardia supraventricular.

Para las grabaciones 105, 113, 116, 201, 214 y 222 también se obtienen unos números muy bajos como hemos apuntado anteriormente. La diferencia estriba en que dichas grabaciones obtienen malos resultados de detección en la derivación V1 mientras que en la derivación MLII arrojan un comportamiento excelente. Esto hace pensar que el problema de detección existente en estas grabaciones no es a causa de las patologías subyacentes en la señal electrocardiográfica, si no más bien es problema de la morfología de la señal ECG registrada en la derivación V1.

ECG	TP	FN	FP	SE	P+	ACC
100	982	5	9	99,4934	99,0918	98,5944
100	949	38	40	96,1499	95,9555	92,4051
104	932	31	41	96,7809	95,7862	92,8287
104	774	189	202	80,3738	79,3033	66,4378
105	1079	51	21	95,4867	98,0909	93,7446
105	11	1119	1088	0,9735	1,0009	0,4959
108	379	405	501	48,3418	43,0682	29,4942
108	5	779	889	0,6378	0,5593	0,2989
113	782	3	76	99,6178	91,1422	90,8246
113	26	759	836	3,3121	3,0162	1,6039
116	494	546	546	47,5000	47,5000	31,1475
116	0	1040	1040	0,0000	0,0000	0,0000
117	612	56	668	91,6168	47,8125	45,8084
117	317	351	969	47,4551	24,6501	19,3647
122	988	101	101	90,7254	90,7254	83,0252
122	760	329	330	69,7888	69,7248	53,5588
201	543	307	534	63,8824	50,4178	39,2341
201	109	741	997	12,8235	9,8553	5,9015
203	762	543	266	58,3908	74,1245	48,5041
203	60	1245	989	4,5977	5,7197	2,6155
207	160	1068	816	13,0293	16,3934	7,8278
207	96	1132	872	7,8176	9,9174	4,5714
208	707	561	421	55,7571	62,6773	41,8591
208	208	1060	921	16,4038	18,4234	9,5021
209	1086	251	58	81,2266	94,9301	77,8495
209	197	1140	960	14,7345	17,0268	8,5764
212	1172	5	4	99,5752	99,6599	99,2379
212	423	754	746	35,9388	36,1848	21,9969
214	863	128	159	87,0838	84,4423	75,0435
214	8	983	1011	0,8073	0,7851	0,3996
222	858	249	154	77,5068	84,7826	68,0412
222	213	894	797	19,2412	21,0891	11,1870
223	898	241	198	78,8411	81,9343	67,1653
223	29	1110	1083	2,5461	2,6079	1,3051
228	818	82	150	90,8889	84,5041	77,9048
228	174	726	785	19,3333	18,1439	10,3264
230	241	750	753	24,3189	24,2455	13,8188
230	177	814	817	17,8607	17,8068	9,7898
232	726	44	326	94,2857	69,0114	66,2409
232	1	769	1074	0,1299	0,0930	0,0542
TOTAL	19619	21399	22248	47,8302	46,8603	31,0103

LEYENDA:

V1

MLII

V5

V2

TP: Verdaderos
positivosFN: Falsos
negativosFP: Falsos
positivosSe:
SensibilidadP+: Predictividad
positiva

Acc: Precisión

Tabla 4. Resultados obtenidos por el método WT. Valor de tolerancia = 10

Los resultados obtenidos al realizar la detección de complejos QRS con el método de la Transformada Wavelet se muestran en la Tabla 4. El valor de tolerancia son 10 muestras.

De los tres, este es el algoritmo que peores resultados de detección ofrece, con un 31% de precisión, mientras que los valores de predictividad positiva y sensibilidad no alcanzan ni el 50%. También hay que destacar el hecho de que es el único de los algoritmos donde el total de falsos negativos y falsos positivos supera el total de verdaderos positivos, lo cual es un indicativo de los pobres resultados de localización de complejos QRS obtenidos para este método.

En cuanto al comportamiento mostrado según las derivaciones estudiadas, nuevamente se obtienen los mejores resultados para la derivación MLII, siendo en esta ocasión algo más bajos que los mostrados en los dos algoritmos anteriores. Aun así, la precisión sube hasta un 53%, mientras que la sensibilidad y la predictividad positiva rozan el 70%. Sólo en 5 grabaciones de las 19 los tres parámetros están por encima del 80% (ECGs 100, 105, 113, 122 y 212). Sí es cierto que en la mitad de las grabaciones la sensibilidad y la predictividad positiva toman valores cercanos o por encima del 80%. El algoritmo WT se comporta peor para las grabaciones 207 y 230. Para este último ECG, se observa que detecta muchas veces la onda T como si fuese perteneciente al complejo QRS, incurriendo así en falsos positivos. Esto es debido a que el Síndrome de Parkinson-White en ocasiones produce trastornos de repolarización que desembocan en una isquemia cardíaca (no se aporta el oxígeno necesario al músculo cardíaco). Esto se traduce en una onda T con gran amplitud, de ahí los errores de detección.

Para las derivaciones V2 y V5 no disponemos de grabaciones suficientes como para extraer conclusiones sólidas en cuanto al funcionamiento general de la derivación, ya que el canal V2 sólo está presente en dos grabaciones (104 y 117) y el canal V5 sólo en una (104). El canal V5 sí obtiene unos muy buenos números en cuanto a sensibilidad, predictividad positiva y precisión, mientras que el canal V2 no mantiene la misma tendencia.

Al igual que los otros dos métodos, nuevamente la derivación V1 consigue los peores números. Sólo en una grabación (ECG 100) consigue unos buenos resultados, mientras que la detección en las 17 grabaciones restantes es muy deficiente. Hay que destacar las grabaciones 105, 108, 113, 116, 203, 207, 214, 223 y 232 como las que peor resultado consiguen. Indagando a causa del motivo de la prácticamente nula detección de los complejos QRS en estas grabaciones, se descubre que en todas ellas casi la totalidad de los complejos QRS marcados por los cardiólogos están por debajo de la línea de referencia del electrocardiograma, esto es, poseen polaridad negativa. Es por esta causa que el algoritmo detecta el pico justamente anterior al pico R, es decir, detecta la onda Q que en este caso sí es positiva. Como sosteníamos en el comentario de la tabla anterior, el principal problema encontrado aquí reside en la morfología que toma el complejo QRS en esta derivación, la cual dificulta la localización de las ondas R por parte de este método.

ECG	TP	FN	FP	SE	P+	ACC
100	974	13	19	98,6829	98,0866	96,8191
100	976	11	16	98,8855	98,3871	97,3081
104	829	134	164	86,0852	83,4844	73,5581
104	909	54	67	94,3925	93,1352	88,2524
105	972	158	187	86,0177	83,8654	73,8041
105	1078	52	43	95,3982	96,1641	91,9011
108	719	65	117	91,7092	86,0048	79,8002
108	713	71	90	90,9439	88,7920	81,5789
113	772	13	24	98,3439	96,9849	95,4265
113	777	8	19	98,9809	97,6131	96,6418
116	1019	21	25	97,9808	97,6054	95,6808
116	1022	18	19	98,2692	98,1748	96,5061
117	661	7	20	98,9521	97,0631	96,0756
117	665	3	16	99,5509	97,6505	97,2222
122	1070	19	17	98,2553	98,4361	96,7450
122	1078	11	8	98,9899	99,2634	98,2680
201	781	69	100	91,8824	88,6493	82,2105
201	740	110	134	87,0588	84,6682	75,2033
203	1121	184	261	85,9004	81,1143	71,5837
203	1199	106	74	91,8774	94,1870	86,9471
207	898	330	159	73,1270	84,9574	64,7441
207	912	316	137	74,2671	86,9399	66,8132
208	747	521	336	58,9117	68,9751	46,5711
208	1158	110	48	91,3249	96,0199	87,9939
209	1215	122	148	90,8751	89,1416	81,8182
209	1317	20	13	98,5041	99,0226	97,5556
212	491	686	703	41,7162	41,1223	26,1170
212	1163	14	14	98,8105	98,8105	97,6490
214	944	47	50	95,2573	94,9698	90,6820
214	950	41	46	95,8628	95,3815	91,6104
222	1084	23	29	97,9223	97,3944	95,4225
222	1089	18	21	98,3740	98,1081	96,5426
223	1053	86	87	92,4495	92,3684	85,8891
223	1121	18	16	98,4197	98,5928	97,0563
228	854	46	39	94,8889	95,6327	90,9478
228	851	49	52	94,5556	94,2414	89,3908
230	984	7	11	99,2936	98,8945	98,2036
230	909	82	85	91,7255	91,4487	84,4796
232	435	335	728	56,4935	37,4033	29,0387
232	770	0	379	100,0000	67,0148	67,0148
TOTAL	37020	3998	4521	90,2531	89,1168	81,2930

LEYENDA:	V1	MLII	V5	V2	ECG MODIF.
TP: Verdaderos positivos	FP: Falsos positivos	FN: Falsos positivos	Se: Sensibilidad	P+: Predictividad positiva	Acc: Precisión

Tabla 5. Resultados obtenidos por el método DPI después de la modificación

4.2 Resultados obtenidos después de las modificaciones

Los resultados expuestos en las tablas anteriores obligan a una revisión de los tres métodos con el objetivo de mejorar de alguna forma el comportamiento de los algoritmos frente a la base de datos. Se realizaron pruebas en cada uno de los algoritmos para ver si modificando ciertos parámetros como el espaciado entre muestras de la orden `findpeaks` mejora el resultado, no consiguiendo traducir estos cambios en un incremento de detección de verdaderos positivos y reducción de falsos negativos y falsos positivos. Las modificaciones finalmente realizadas en cada algoritmo pasan a describirse a la hora de comentar sus respectivas tablas con los nuevos resultados.

Solamente se prueban dichas modificaciones en las grabaciones que presentan una precisión por debajo del 80%. Hay grabaciones en las que la modificación introducida no mejora e incluso empeora los resultados obtenidos en un principio, luego no se cambian los valores. La tabla que sufre menos modificaciones es la DPI, cambiando solamente 12 de los 40 extractos. En las otras dos tablas se modifican casi la mitad de los extractos de la base de datos.

Para el método de Índice de Plosión Dinámico se cambió el espaciado entre muestras sin éxito, y se realizaron algunos cambios menores en el código que tampoco ofrecieron mejoría. Después de analizar los resultados de algunas grabaciones erróneas gráficamente, se observa que la razón de muchos de los falsos positivos y falsos negativos obtenidos en la derivación V1 reside en la posición relativa donde los cardiólogos marcan las ondas R, como se puede observar en la Figura 15 del siguiente capítulo. Las ondas R detectadas por el algoritmo están justo en el máximo del pico R, mientras que las marcadas por los cardiólogos suelen situarse en las pendientes de subida o bajada de este pico. Por ello, se aumenta la tolerancia a 20 muestras ($\frac{20 \text{ muestras}}{360 \text{ Hz}} = 55 \text{ ms}$) para ver si se obtienen mejores resultados.

Los resultados obtenidos después de la modificación por el método de Índice de Plosión Dinámico se muestran en la Tabla 5. La modificación introducida se traduce en un aumento sustancial de los tres parámetros de medida (81.3% de precisión, 89.11% de predictividad positiva y 90.25% de sensibilidad). Para el canal MLII se obtienen un 89.22% de precisión, un 93.87% de predictividad positiva y un 94.7% de sensibilidad. Los resultados de sensibilidad obtenidos por 18 de las 19 grabaciones de esta derivación están por encima del 90%, dato que referenda la buena detección de ondas R por parte de este método.

Especial mención merece la mejoría de detección de complejos QRS en la derivación V1, que pasa a un 73.39% y alcanza unos valores bastante buenos en cuanto a sensibilidad y predictividad positiva (85.3% y 84.02% respectivamente). A pesar del crecimiento de los verdaderos positivos, el algoritmo sigue reportando fallos de detección en grabaciones como la 212, 232 ó 208. Las derivaciones V2 y V5 no sufren ningún tipo de cambio.

Realmente, las grabaciones donde generalmente el algoritmo cosecha un comportamiento más deficiente son la 108, 201, 207 y 232, donde se presentan patologías tales como fibrilación atrial, taquicardia supraventricular, bloqueo de rama y existe presencia de ruido. Aun así desde un punto de vista global la mejoría es patente, consiguiendo resultados por encima del 80% en cuanto a sensibilidad y predictividad positiva en 34 de los 40 extractos de la base de datos.

ECG	TP	FN	FP	SE	P+	ACC
100	985	2	1	99,7974	99,8986	99,6964
100	986	1	1	99,8987	99,8987	99,7976
104	938	25	84	97,4039	91,7808	89,5893
104	938	25	84	97,4039	91,7808	89,5893
105	822	308	179	72,7434	82,1179	62,7960
105	1113	17	40	98,4956	96,5308	95,1282
108	400	384	569	51,0204	41,2797	29,5639
108	759	25	394	96,8112	65,8283	64,4312
113	784	1	0	99,8726	100,0000	99,8726
113	784	1	0	99,8726	100,0000	99,8726
116	1037	3	9	99,7115	99,1396	98,8561
116	1028	12	3	98,8462	99,7090	98,5618
117	659	9	9	98,6527	98,6527	97,3412
117	662	6	6	99,1018	99,1018	98,2196
122	1087	2	2	99,8163	99,8163	99,6334
122	1087	2	0	99,8163	100,0000	99,8163
201	706	144	77	83,0588	90,1660	76,1597
201	773	77	5	90,9412	99,3573	90,4094
203	1235	70	440	94,6360	73,7313	70,7736
203	1270	35	31	97,3180	97,6172	95,0599
207	836	392	393	68,0782	68,0228	51,5731
207	1022	206	221	83,2248	82,2204	70,5314
208	1074	194	272	84,7003	79,7920	69,7403
208	966	302	252	76,1830	79,3103	63,5526
209	1266	71	496	94,6896	71,8502	69,0671
209	1335	2	1	99,8504	99,9251	99,7758
212	725	452	556	61,5973	56,5964	41,8350
212	1175	2	0	99,8301	100,0000	99,8301
214	951	40	44	95,9637	95,5779	91,8841
214	972	19	9	98,0827	99,0826	97,2000
222	1104	3	4	99,7290	99,6390	99,3699
222	1103	4	8	99,6387	99,2799	98,9238
223	1019	120	122	89,4644	89,3076	80,8089
223	1094	45	43	96,0492	96,2181	92,5550
228	792	108	44	88,0000	94,7368	83,8983
228	875	25	72	97,2222	92,3970	90,0206
230	990	1	2	99,8991	99,7984	99,6979
230	990	1	1	99,8991	99,8991	99,7984
232	753	17	113	97,7922	86,9515	85,2775
232	769	1	5	99,8701	99,3540	99,2258
TOTAL	37864	3154	4592	92,3107	89,1841	83,0169

LEYENDA:	V1	MLII	V5	V2	ECG MODIF.
TP: Verdaderos positivos	FN: Falsos negativos	FP: Falsos positivos	Se: Sensibilidad	P+: Predictividad positiva	Acc: Precisión

Tabla 6. Resultados obtenidos por el método PT después de la modificación

El algoritmo de Pan y Tompkins sufre el mismo problema que el comentado anteriormente para el método DPI, luego como modificación se propone aumentar ligeramente el rango de tolerancia hasta las 20 muestras.

Los resultados obtenidos después de la modificación por el método de Pan y Tompkins se muestran en la Tabla 6. Nuevamente se observa una mejoría de los resultados, alcanzando un 83% de precisión, un 89.18% de predictividad positiva y un 92.31% de sensibilidad. En grabaciones como la 203, para la derivación MLII se pasa de un 72.69% de precisión a un 95%. Lo mismo sucede en la derivación V1 para las grabaciones 214 y 222, creciendo hasta obtener un 95% de predictividad positiva y sensibilidad, caso del ECG 214, y en torno a un 99.7% de predictividad positiva y sensibilidad para la grabación 222.

En lo referente a la actuación desempeñada por el algoritmo desde el punto de vista de la derivación de estudio, el canal MLII sufre cambios en cuatro electrocardiogramas en pos de alcanzar mejores resultados (ECGs 108, 203, 207 y 208). Aplicando el algoritmo a estas cuatro grabaciones tras aumentar ligeramente el valor de la tolerancia, obtenemos unos resultados bastante buenos: un 90.9% de precisión, un 94.47% de predictividad positiva y casi un 96% de sensibilidad. Sólo en 3 de las 19 grabaciones se obtienen resultados por debajo del 90%.

Para el canal V1 se consigue una precisión del 74.62%, una sensibilidad del 87.75% y una predictividad positiva del 83.3%. Sin embargo, la grabación 108 sigue siendo la que peores resultados cosecha, a pesar de aumentar el valor de sus parámetros hasta un 51% en el caso de la sensibilidad y un 29% en el caso de la precisión. 10 de los 18 extractos existentes para esta derivación obtienen valores por encima del 80%. Aunque la mejoría de comportamiento del método con respecto a esta derivación es evidente, 7 de las 10 peores grabaciones en cuanto a precisión pertenecen a este canal. Concretamente, las grabaciones 108, 212, 107, 105, 209, 208 y 203, siendo el ECG 108 el que peor resultado ofrece y el ECG 203 el que mejor resultado ofrece dentro de este grupo. Las derivaciones V2 y V5 no sufren ningún tipo de cambio.

Respecto al comportamiento general del algoritmo desde el punto de vista de las grabaciones, las que consiguen un peor comportamiento son los ECGs 108, 207 y 208. Estos ECGs contienen varios episodios de ruido, flutter ventricular (ECG 207), bigeminia y trigeminia ventricular (ECGs 207 y 208), bloqueo de rama derecha y taquicardia supraventricular (ECG 207), entre otras.

ECG	TP	FN	FP	SE	P+	ACC
100	949	38	40	96,1499	95,9555	92,4051
100	982	5	9	99,4934	99,0918	98,5944
104	774	189	202	80,3738	79,3033	66,4378
104	932	31	41	96,7809	95,7862	92,8287
105	774	356	341	68,4956	69,4170	52,6173
105	1079	51	21	95,4867	98,0909	93,7446
108	317	467	871	40,4337	26,6835	19,1541
108	379	405	501	48,3418	43,0682	29,4942
113	610	175	545	77,7070	52,8139	45,8647
113	782	3	76	99,6178	91,1422	90,8246
116	1021	19	27	98,1731	97,4237	95,6888
116	893	147	159	85,8654	84,8859	74,4787
117	637	31	646	95,3593	49,6493	48,4779
117	625	43	651	93,5629	48,9812	47,3844
122	760	329	330	69,7888	69,7248	53,5588
122	988	101	101	90,7254	90,7254	83,0252
201	658	192	472	77,4118	58,2301	49,7731
201	623	227	546	73,2941	53,2934	44,6275
203	891	414	238	68,2759	78,9194	57,7447
203	860	445	256	65,9004	77,0609	55,0929
207	566	662	485	46,0912	53,8535	33,0414
207	746	482	290	60,7492	72,0077	49,1436
208	772	496	393	60,8833	66,2661	46,4780
208	1106	162	109	87,2240	91,0288	80,3195
209	997	340	189	74,5699	84,0641	65,3342
209	1086	251	58	81,2266	94,9301	77,8495
212	423	754	746	35,9388	36,1848	21,9969
212	1172	5	4	99,5752	99,6599	99,2379
214	819	172	234	82,6438	77,7778	66,8571
214	863	128	159	87,0838	84,4423	75,0435
222	927	180	154	83,7398	85,7539	73,5131
222	858	249	154	77,5068	84,7826	68,0412
223	1044	95	72	91,6594	93,5484	86,2097
223	898	241	198	78,8411	81,9343	67,1653
228	739	161	320	82,1111	69,7828	60,5738
228	818	82	150	90,8889	84,5041	77,9048
230	635	356	348	64,0767	64,5982	47,4235
230	561	430	419	56,6095	57,2449	39,7872
232	155	615	956	20,1299	13,9514	8,9803
232	726	44	326	94,2857	69,0114	66,2409
TOTAL	31445	9573	11837	76,6615	72,6514	59,4930

LEYENDA:	V1	MLII	V5	V2	ECG MODIF.
TP: Verdaderos positivos	FN: Falsos negativos	FP: Falsos positivos	Se: Sensibilidad	P+: Predictividad positiva	Acc: Precisión

Tabla 7. Resultados obtenidos por el método WT después de la modificación

En el caso del método de Transformada Wavelet no se cambia el parámetro de tolerancia, pero debido al problema de morfología de los complejos QRS en la derivación V1 expuesto en páginas anteriores, se realiza una operación cuadrática de la señal electrocardiográfica de estudio a la hora de validar los complejos QRS en la señal ECG además de aumentar el rango de la ventana de búsqueda de la onda R desde [-35,30] a [-70, 50]. Este rango ha sido elegido experimentalmente después de algunas pruebas. Las líneas donde se han introducido los cambios son las líneas 87 y dentro del for de la línea 130 (ver código `w_t.m` en el Anexo A).

Los resultados obtenidos después de la modificación por el método de la Transformada Wavelet se muestran en la Tabla 7. La precisión después de los cambios realizados aumenta al doble con respecto a la tabla anterior (59.49%), mientras que la sensibilidad y predictividad positiva toman valores del 76.66% y 72.65% respectivamente. Los malos resultados cosechados anteriormente se ven sensiblemente mejorados, aunque la actuación del algoritmo dista mucho de ser la deseada. Sin embargo, hay ciertas grabaciones que mejoran ostensiblemente su comportamiento como puede ser el ECG 223, que pasa de tener un 1% de precisión a superar el 80%, además de alcanzar el 91% en lo referente a sensibilidad y el 93.54% en cuanto a predictividad positiva.

Para el canal MLII la precisión conseguida en este caso roza el 70%, a diferencia del 53% alcanzado anteriormente. Los otros dos parámetros toman valores en torno al 80% (82.52% de sensibilidad, 79.69% de predictividad positiva).

Si observamos los resultados arrojados ahora por la derivación V1, queda patente la mejoría ocasionada por los cambios introducidos en el código. Si bien anteriormente el nivel de precisión de todo el canal quedaba por debajo del 15%, ahora se obtiene un 50.5%. La misma mejoría se consigue para los otros dos parámetros que se calculan. Se consigue aumentar además el nivel de precisión de casi todas las grabaciones con menos de un 10% (exceptuando la grabación 232, derivación V1).

En este caso sí que se ve modificado el canal V2, ya que se intenta mejorar el resultado obtenido en la grabación 117 no consiguiendo grandes logros, puesto que la precisión solamente aumenta en un 2% al igual que la sensibilidad.

Respecto a las grabaciones donde se extraen peores resultados se aprecia que de las 10 peores, 9 son pertenecientes a la derivación V1 (ECGs 108, 113, 117, 201, 207, 208, 212, 230 y 232). Desde un punto de vista global, los extractos que peor funcionan son el 108, 117, 201, 203, 207 y 230, debido a que consiguen resultados insuficientes en las dos derivaciones. En estas grabaciones podemos encontrar patologías tales como taquicardia supraventricular, bigeminia y trigeminia ventricular, fibrilación atrial, flutter ventricular, síndrome de Parkinson-White o episodios de ruido.

5 CONCLUSIONES

En el capítulo anterior se mostraron los resultados derivados de las pruebas a las que fueron sometidos los tres algoritmos. Estos resultados invitan a una posterior reflexión para extraer conclusiones globales acerca del comportamiento de los tres métodos y ver de esta forma qué algoritmo se comporta mejor generalmente, con qué tipo de anomalía cardíaca se producen más fallos de detección en los algoritmos, etc.

En el presente capítulo abordaremos lo anteriormente descrito, intentando además encontrar la causa que propicia el mal funcionamiento de los algoritmos en ciertas situaciones o tratando de dar una explicación posible a los resultados obtenidos.

5.1 Conclusiones extraídas de los resultados

En cuanto a los resultados arrojados por los algoritmos para cada derivación, se determina que el canal que mejores resultados ofrece es el MLII para los tres métodos, sobre todo después de las modificaciones realizadas a la hora de extraer los resultados nuevamente. Los números obtenidos superan el umbral del 90% para los métodos de Índice de Plosión Dinámica y Pan y Tompkins, mientras que para el algoritmo de Transformada Wavelet sí que son algo más bajos. Respecto a las derivaciones V5 y V2, no se disponen de las señales electrocardiográficas suficientes como para realizar una comparación junto con los otros dos canales,

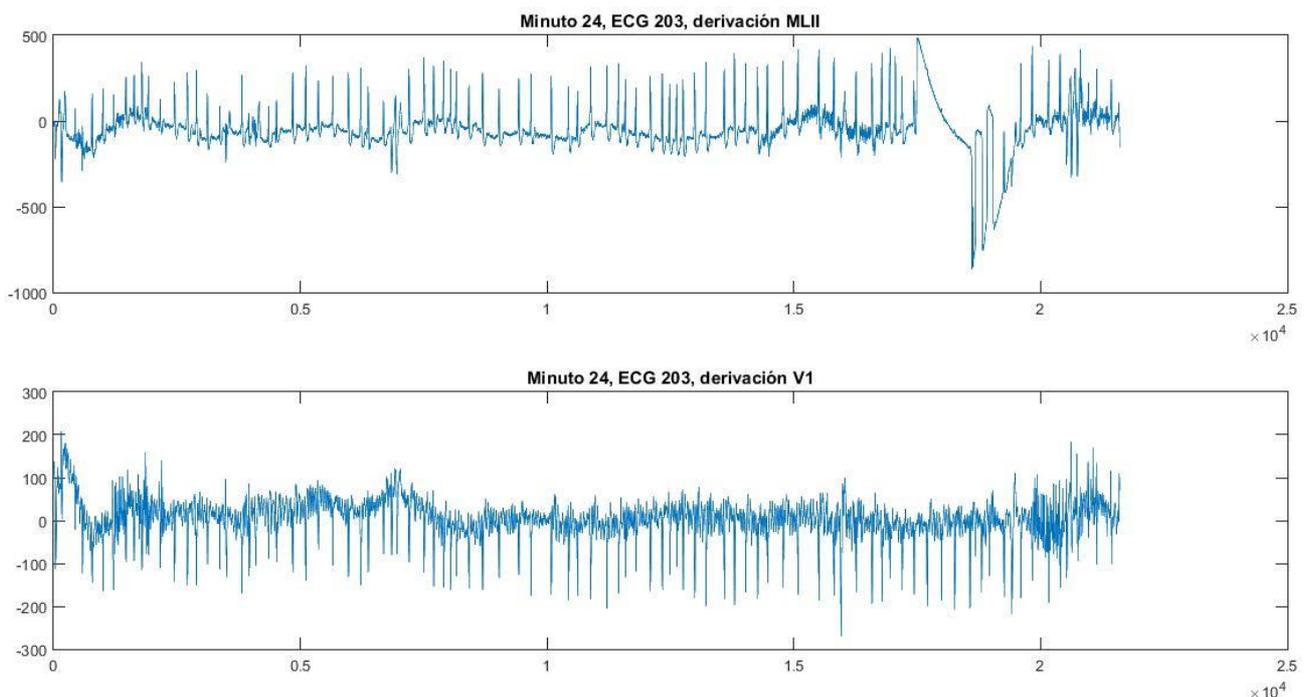


Figura 14. Comparación de un extracto del ECG 203 entre las derivaciones MLII y V1

pero en general, los tres algoritmos ofrecen unos buenos resultados de precisión para ambos.

En lo referente a la diferencia de resultados entre las derivaciones MLII y V1, una de las causas puede residir en la presencia de ruido en la señal electrocardiográfica. Como se aprecia en la figura 14, el ruido afecta de manera más intensa al canal V1 que al canal MLII, lo que puede llevar a los algoritmos a falsos positivos a pesar del preprocesado al que se someten todas las señales.

Otra causa puede ser el posicionamiento de los electrodos para cada derivación. El canal MLII es una derivación bipolar, que registra la diferencia entre dos electrodos situados en extremidades distintas. El electrodo LL (Left Leg), normalmente localizado en el tobillo izquierdo, se sitúa en la cresta ilíaca izquierda, mientras que el electrodo AR (Arm Right), localizado originalmente en la muñeca derecha, se coloca en la fosa infraclavicular. Por otro lado, el canal V1 es una derivación precordial, la cual registra el potencial absoluto del punto donde está colocado el electrodo. El electrodo V1 se sitúa en el borde derecho del esternón, en el cuarto espacio intercostal.

La posición del electrodo V1 en el tórax del paciente puede provocar que el ruido muscular sea mucho más perceptible en este canal que en el canal MLII. Este ruido unido al ruido introducido por la red eléctrica, la deriva de base, etc. empeora sobremanera la calidad de la señal electrocardiográfica. Además, en gran parte de los extractos de esta derivación la morfología del complejo QRS aparece con polaridad invertida y esto también puede dificultar en cierta manera su detección (ver Figura 14). Normalmente este hecho es sinónimo de un bloqueo de rama izquierda, pero en muchas de las grabaciones donde se aprecia esta inversión dicha anomalía no aparece en los puntos de interés.

El comportamiento de los algoritmos con respecto a las anomalías registradas en las grabaciones arroja las siguientes conclusiones:

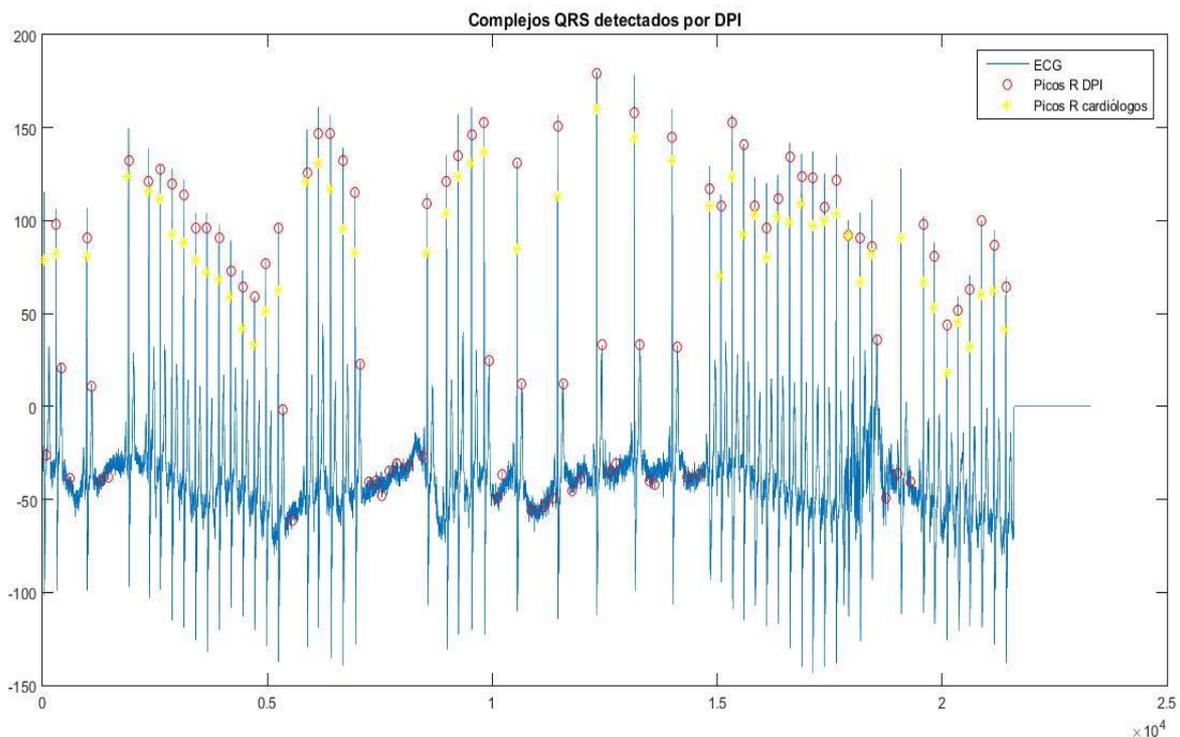


Figura 15: Falsos positivos detectados en el ECG 232, minuto 28

Las grabaciones 108 y 207 resultan complicadas para los tres algoritmos, dado que los resultados obtenidos no están por encima de la media obtenida en total. Dichos extractos presentan episodios de ruido, latidos de escape junctional, contracciones prematuras atriales bloqueadas, flutter ventricular, bloqueo de rama izquierda o taquicardia supraventricular, entre otras. En conclusión, se observa que los tres métodos tienen ciertos problemas de detección a la hora de analizar grabaciones con cambios de ritmo cardíaco o donde el ruido enmascara en gran medida la señal electrocardiográfica. Sin embargo, para la derivación MLII la precisión es mayor en el algoritmo P&T que en los otros dos métodos, quizá debido a los umbrales adaptativos que posee el método. Estos umbrales permiten una mejor adaptación a cambios de ritmo, a diferencia de los algoritmos DPI y WT que no los tienen.

Para el algoritmo DPI, los peores números de precisión se obtienen en las grabaciones 201 y 232, además de las comentadas en el párrafo anterior. La grabación 201 contiene muchos cambios de ritmo cardíaco debido a las anomalías cardíacas subyacentes (fibrilación atrial, trigeminia ventricular, taquicardia supraventricular), además de contener un episodio de ruido. Por otro lado, el ECG 232 contiene pausas en la grabación además de episodios de ruido, y latidos ectópicos provocados por un bloqueo de rama y contracciones prematuras atriales.

El método Pan y Tompkins obtiene los peores resultados de precisión en la grabación 208 además de en las dos anteriores. Este ECG posee episodios de ruido, además de duplas y tripletes ventriculares.

El algoritmo WT es el peor parado ya que no consigue una actuación lo suficientemente buena en general como para valorar correctamente los extractos donde no alcanza el comportamiento deseado. Aun así, los ECGs donde consigue un peor nivel de detección en líneas generales son el 117, 201, 203 y 230 además de los mencionados en el primer párrafo. El ECG 117 es una grabación aparentemente normal, solamente con un episodio de ruido y con ritmo sinusal normal. Al contrario, las otras tres grabaciones sí que poseen anomalías cardíacas en la línea de las comentadas anteriormente: taquicardia supraventricular, fibrilación atrial, síndrome de Parkinson-White, etc.

Como conclusión, el algoritmo Pan y Tompkins es el que mejor resultado obtiene seguido del método de Índice de Plosión Dinámico. Ambos métodos superan el 80% en los tres parámetros calculados, y si nos atenemos solamente a la derivación MLII, este porcentaje se eleva al 90%. El método de Transformada Wavelet no está al mismo nivel de detección que los otros dos, luego sería conveniente una posterior revisión del código en pos de mejorar su comportamiento.

6 LÍNEAS FUTURAS

El presente y el futuro de la investigación de las señales electrocardiográficas se presenta bastante alentador, debido a la continua publicación de estudios e investigaciones relacionadas con este tema. Ya sea con el objetivo concreto de detectar distintas enfermedades cardíacas con algoritmos concretos o para mejorar la detección de los distintas ondas que conforman la señal ECG, se divulgan un gran número de artículos relacionados con el tema.

En este punto trataremos la situación actual del análisis de señales cardíacas y las últimas investigaciones realizadas, las cuales dejan entrever qué camino tomarán los estudios sobre señales electrocardiográficas publicados a medio plazo. Por último, se aportan también una serie de conclusiones de cara al futuro extraídas de los resultados obtenidos en este trabajo.

6.1 Líneas futuras de investigación

6.1.1 Detección de complejos QRS mediante la transformada wavelet

Uno de los algoritmos puestos a prueba en el presente Trabajo Fin de Grado usa la transformada wavelet para identificar correctamente los complejos QRS. Muchas de las investigaciones posteriores siguen esta tónica y utilizan dicho método como herramienta principal de detección.

La principal ventaja del uso de la transformada wavelet reside en que no necesita de tantos pasos de filtrado y análisis como otros métodos usados anteriormente. Además, se puede analizar la señal en diferentes bandas de frecuencia, gran característica a la hora de detectar anomalías en la señal electrocardiográfica. Sin embargo, los métodos que utilizan la transformada wavelet requieren gran capacidad de procesamiento y en algunas ocasiones presentan una precisión baja.

Una de las investigaciones recientes que emplea esta herramienta matemática sortea estos problemas, proponiendo un método que usa la transformada wavelet para detectar los complejos QRS con gran precisión, baja carga computacional y finalmente, integrándolo en un microcontrolador, concretamente un Arduino Leonardo [27].

Los resultados reflejan una gran precisión, tanto a la hora de probar el algoritmo en sí (99.3%) como a la hora de su implementación y posterior prueba (100%). Se usó un 22% de la memoria RAM del microprocesador y sólo un 18% de la memoria de programa, ratificando la poca capacidad de procesamiento necesaria para poder llevar a cabo la tarea. En un futuro, se podría usar esta técnica para medir la variabilidad del ritmo cardíaco a través de las distancias entre picos R.

Otro estudio reciente detecta arritmias cardíacas con la ayuda de la transformada wavelet. Concretamente,

extraen características relevantes de la señal electrocardiográfica con la wavelet madre Daubechies 6, dado que ofrece más detalles que otras [28]. Con la detección de todas las ondas existentes en la señal ECG, determinan si el pulso cardíaco es normal, si el paciente posee una taquicardia o una bradicardia.

6.1.2 Detección de complejos QRS mediante redes neuronales convencionales

Otras investigaciones novedosas han utilizado las redes neuronales convolucionales (CNN) para la localización de los picos R de los complejos QRS, con resultados más que aceptables en lo que a precisión respecta.

Las redes neuronales convolucionales [25] se utilizan como algoritmos para deep learning, donde un modelo aprende a clasificar automáticamente partiendo de imágenes, sonidos, vídeos, etc. Aprenden directamente de los datos extraídos de imágenes, usando patrones para clasificarlas y así evitar el tener que extraer las características de las imágenes manualmente.

Cada CNN tiene multitud de capas, que aprenden a captar distintas características de una imagen. Se aplican filtros a cada imagen con diferentes resoluciones, y la salida de cada imagen convolucionada es la entrada de la próxima capa. Los filtros pueden filtrar desde características tan sencillas como los bordes de un objeto o el brillo de la imagen hasta características más complejas que definen el objeto en sí.

Aunque anteriormente las CNN se vieron relegadas a un segundo plano para la detección de complejos QRS debido a unos resultados de precisión bajos, la red neuronal convolucional presentada por Marko Šarlija y otros investigadores [29] consigue una sensibilidad del 99.81% y una predictividad positiva del 99.93%.

Yande Xiang y Zhitao Lin [30] entre otros, también hicieron su correspondiente aportación a la detección de complejos QRS mediante una red convolucional de dos niveles obteniendo buenos resultados. La red convolucional se compone de una CNN de una dimensión a nivel de objeto (para extracción de características más generales), y una CNN de una dimensión a nivel parcial (para extraer detalles de la señal electrocardiográfica). Los dos niveles se combinan entre sí y se entrenan con un esquema de propagación hacia atrás. Cada capa de la red neuronal convolucional se conforma de una etapa de convolución y otra de submuestreo. Los resultados obtenidos al testar el comportamiento de la CNN a la hora de detectar complejos QRS de las grabaciones del MIT-BIH son bastante aceptables, obteniendo un 99.77% de sensibilidad, un 99.91% de predictividad positiva y un 0.32% de tasa de error de detección.

6.1.3 Wearables para localizar complejos QRS

La obtención de algoritmos fiables y robustos para detectar complejos QRS dirige los esfuerzos de algunas investigaciones a crear aplicaciones para aprovechar dichos algoritmos. Algunos estudios han seguido esta vía desarrollando prototipos insertados en la ropa que permiten la monitorización cardíaca del paciente de forma remota, gracias al IoT [31]. Estos dispositivos son comúnmente conocidos como *wearables*. Los wearables ofrecen multitud de beneficios tales como la mejora de la salud y bienestar de los pacientes, permiten una detección precoz de enfermedades cardiovasculares, e incluso se pueden usar en otras disciplinas como rehabilitación, cuidado de personas dependientes, calidad del sueño, etc.

Sin embargo, la monitorización portátil acarrea una serie de retos que cumplir:

1. **Implementación física del sistema de control del ECG en las prendas de ropa:** El diseño adecuado del sensor textil, un diseño ergonómico que se adapte de manera cómoda al sujeto y el consumo de energía del sistema son variables para tener en cuenta a la hora de diseñar un prototipo así.

2. **Análisis en tiempo real de la señal electrocardiográfica:** Es necesaria la extracción de las características de la señal ECG en tiempo real, además de un diagnóstico adecuado de irregularidades detectadas en la señal, ya sean cambios de ritmo o de morfología.

Chengyu Liu y otros investigadores consiguieron un gran rendimiento con el SmartVest System, un wearable diseñado para la monitorización portátil de un sujeto, obteniéndose una precisión promedio del 97.9% respecto a la detección de complejos QRS. Para evitar la degradación de la señal producida por la desaparición del gel conductor al cabo de unas pocas horas, se opta por un electrodo seco a partir de ciertos materiales textiles. Además, dicho wearable cuenta una aplicación para monitorizar y procesar correctamente las señales ECG, las cuales se traspasan desde el electrodo seco hasta dicha plataforma vía Bluetooth, o WiFi. Posteriormente dicha información llega hasta el doctor, el cual puede tomar las decisiones oportunas en cuanto al diagnóstico.

Otros estudios han hecho mayor hincapié en el desarrollo de novedosas propuestas para el desarrollo del algoritmo de detección de complejos QRS. Tang y otros implementaron el algoritmo de localización de complejos QRS en un circuito con un modulador Delta [32]. El circuito se encarga de dos tareas principalmente: primero, convierte la señal ECG de un formato analógico (recogido por un sensor) a un formato digital, y segundo, trabajar como un extractor de características. Este método arroja un 99.17% de sensibilidad y un 99.55% de predictividad positiva.

6.2 Líneas futuras respecto a los resultados obtenidos

Algunas posibles vías de investigación derivadas del presente Trabajo Fin de Carrera serían las siguientes:

- Debido a la diferencia de comportamiento de los algoritmos dependiendo de la derivación escogida, sería interesante realizar un análisis más en profundidad de por qué suceden los errores de detección en los algoritmos e incorporar modificaciones más en profundidad a los códigos, ya que las modificaciones aquí propuestas son en su mayoría cambios en el rango de tolerancia de las muestras o cambios menores. En resumen, se propone buscar un código más robusto aún, que trabaje bien con todas las grabaciones existentes independientemente de la derivación.
- Extender el estudio de detección a la totalidad de las grabaciones existentes en la base de datos y si puede ser, analizando los 30 minutos de duración de cada una. En el presente Trabajo, se han escogido un compendio de grabaciones aparentemente normales y grabaciones más complicadas, analizando en gran parte los minutos de estudio conflictivos de cada una de ellas. Por tanto, esto también puede ser una causa de algunos de los bajos resultados mostrados anteriormente.
- El análisis de señales ECG ruidosas como las existentes en la base de datos *MIT-BIH Noise Stress Test Database* también sería interesante, debido a los problemas existentes con algunos de los episodios de ruido encontrados en ciertas grabaciones. Así, se podrían testar nuevas técnicas de reducción de ruido que posteriormente repercutan positivamente en la detección de complejos QRS.

7 BIBLIOGRAFÍA

- [1] OMS. (n.d.). Enfermedades cardiovasculares. Retrieved from [http://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](http://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- [2] Centre for Economics and Business Research Ltd, Bernick, S., & Davis, C. (2014). Coste económico de las enfermedades cardiovasculares desde 2014 a 2020 en seis países europeos, 14. Retrieved from https://www.actionforhealthyageing.eu/es/files/Library/CEBR_AstraZeneca_EconomicCost_CardiovascularDisease_14-20_140828.pdf
- [3] Fernández-Friera, L., García-Álvarez, A., & Ibáñez, B. (2013). Imaginando el futuro del diagnóstico por imagen. *Revista Española de Cardiología*. <https://doi.org/10.1016/j.recesp.2012.10.012>
- [4] Elgendi, M., Eskofier, B., Dokos, S., & Abbott, D. (2014). Revisiting QRS detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ECG systems. *PLoS ONE*, 9(1). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0084018>
- [5] Romero, J. L. (2015). Universitat Oberta de Catalunya. Trabajo Fin de Grado: *Análisis de señales electrocardiográficas usando técnicas de procesamiento digital*.
- [6] Lopez, A., & Macaya, C. (2009). Salud cardiovascular. Libro de Salud Cardiovascular, primera edición (fundacion BBVA), 23–269.
- [7] Guyton, A. C., & Hall, J. E. (2011). Músculo cardíaco: el corazón como bomba y la función de las válvulas cardíacas. *Tratado de Fisiología Médica*, 101–113. Retrieved from <http://ual.dyndns.org/biblioteca/fisiologia/Pdf/Unidad03.pdf>
<http://uccuyosl.edu.ar/facultades/wp-content/uploads/2017/05/Unidad-3-corazon-texto.pdf>
- [8] Espinosa Sánchez del Villar, M. (2002). Universidad de Sevilla. Proyecto Fin de Carrera: *Técnicas de procesamiento y análisis para la señal electrocardiográfica*.
- [9] Heart Rhythm Society (2013). Enfermedades y trastornos cardíacos. Extraído de: www.hrsonline.org/content/download/.../Enfermedades-y-trastornos-cardiacos.pdf
- [10] Rangayyan, R. (2002). *Biomedical Signal Analysis*. Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).
- [11] Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-32(3), 230–236. <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>

- [12] Andrés, E., Salazar, Q., David, J., & Parra, V. (2012). Simulación del algoritmo Pan-Tompkins para la detección de intervalos, 73–81.
- [13] Ramakrishnan, A. G., Prathosh, A. P., & Ananthapadmanabha, T. V. (2014). Threshold-independent QRS detection using the dynamic plosion index. *IEEE Signal Processing Letters*, 21(5), 554–558. <https://doi.org/10.1109/LSP.2014.2308591>
- [14] Prathosh, A. P., Ananthapadmanabha, T. V., & Ramakrishnan, A. G. (2013). Epoch extraction based on integrated linear prediction residual using plosion index. *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 21(12), 2471–2480. <https://doi.org/10.1109/TASL.2013.2273717>
- [15] Park, J. S., Lee, S. W., & Park, U. (2017). R Peak Detection Method Using Wavelet Transform and Modified Shannon Energy Envelope. *Journal of Healthcare Engineering*, 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/4901017>
- [16] Karthikeyan, P., Murugappan, M., & Yaacob, S. (2012). ECG signal denoising using wavelet thresholding techniques in human stress assessment. *International Journal on Electrical Engineering and Informatics*, 4(2), 306–319. <https://doi.org/10.15676/ijeei.2012.4.2.9>
- [17] Blasco Vadillo, S. (2007). Universidad de Sevilla. Proyecto Fin de Carrera: *Técnicas de umbralización orientadas a la implementación de sistemas portátiles de monitorización de electrocardiogramas*.
- [18] Castro, L. R., & Castro, S. M. (2004). *Wavelets y sus Aplicaciones*, 195–204.
- [19] Mathworks, T. (2009). Wavelet Toolbox. Extraído de: https://www.mathworks.com/help/pdf_doc/wavelet/wavelet_ug.pdf
- [20] Carrión Perez, P.A, Ródenas García, J. (2007). *Procesado de señales biomédicas*. Ediciones de la Universidad de Castilla-La Mancha.
- [21] Goldberger, A. L., Amaral, L. A. N., 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*. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.101.23.e215>
- [22] MIT BIH Database. (n.d.) Extraído de: <https://www.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/mitdbdir.htm>
- [23] Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. <https://doi.org/10.1109/51.932724>
- [24] Maggio, A. C. V., Bonomini, M. P., Leber, E. L., & Arini, P. D. (2012). Quantification of Ventricular Repolarization Dispersion Using Digital Processing of the Surface ECG. *Advances in Electrocardiograms-Methods and Analysis*, 25(January), 183–206. <https://doi.org/10.5772/23050>
- [25] Mathworks Inc. (2016). MATLAB - MathWorks. <https://doi.org/2016-11-26>
- [26] Sensitivity, Specificity, Positive Predictive Value, and Negative Predictive Value. Pennsylvania State University. Extraído de: <https://onlinecourses.science.psu.edu/stat507/node/71/>
- [27] Gomes, G. S. P., & Ferreira, H. C. (2018). A Lightweight Embedded Solution for ECG Filtering and QRS Complexes Localization Using Wavelets. 2018 IEEE International Symposium on Medical

- Measurements and Applications (MeMeA), 3528725544, 1–6.
- [28] Sanamdikar, S. T. (2017). Extraction of Different Features of ECG S ignal for Detection of Cardiac Arrhythmias by u sing Wavelet Transformation Db 6. 2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing (ICECDS), 2407–2412.
- [29] Šarlija, M., Jurišić, F., & Popović, S. (2017). A Convolutional Neural Network Based Approach to QRS Detection, (Ispa), 121–125. Retrieved from <https://physionet.org/physiobank/annotations.shtml>
- [30] Xiang, Y., Lin, Z., & Meng, J. (2018). Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network. *BioMedical Engineering Online*, 17(1), 1–17. <https://doi.org/10.1186/s12938-018-0441-4>
- [31] Liu, C., Zhang, X., Zhao, L., Liu, F., Chen, X., Yao, Y., & Li, J. (2018). Signal Quality Assessment and Lightweight QRS Detection for Wearable ECG SmartVest System. *IEEE Internet of Things Journal*, 4662(c), 1–1. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2844090>
- [32] Tang, X., Hu, Q., & Tang, W. (2018). A Real-Time QRS Detection System With PR / RT Interval and ST Segment Measurements for Wearable ECG Sensors Using Parallel, 12(4), 751–761.

ANEXO A: CÓDIGOS USADOS EN EL TRABAJO

anotaciones.m	71
dpi_qrs.m	72
minutosecg.m	80
pan_tompkins.m	81
resultados.m	90
validacion.m	91
wt.m	93

anotaciones.m:

```
%Función para leer de un .txt las anotaciones de los cardiólogos de un
%ECG concreto y poder representarlas en MATLAB.

%NOTA: Para ejecutarlo con otro ECG, cambiar el nombre de la variable ECGcar
%y el número de db. db(1) es la grabación 100, db(2) es la grabación 104,
etc.

%NOTA 2: Los archivos .txt leídos solamente contienen anotaciones de pulsos.
%Todos los archivos de texto han sido previamente revisados para borrar
%anotaciones innecesarias y títulos.

%como tenemos 13 minutos de estudio por ECG, realizamos esta operación
%13 veces.
%Guardamos las anotaciones de los cardiólogos en el vector ECGcar[numero del
%ECG].

load('minutos.mat'); %precargamos la estructura con los minutos de todos los
ECG.

min=db(1).Minutos; %minutos del ECG del que vamos a extraer las anotaciones.

for j=1:13

    fid=fopen([num2str(min(j)) '.txt'],'r');
    [A]=fscanf(fid,'%d:%d.%d %d %c %d %d %d\n');

    %La primera muestra correspondiente a un pico R está en la posición 4
    %del vector A. Después, las siguientes se encuentran a 8 posiciones
    %una de otra.
    picosr=4:8:length(A);

    for i=1:length(picosr)
        ECGcar100(j,i)=A(picosr(i));
    end

    fclose(fid);
end
```

dpi_qrs.m:

```

%% ALGORITMO DPI
%
% REFERENCIAS:
%
% [1] Ramakrishnan, A. G., Prathosh, A. P., & Ananthapadmanabha, T. V.
% (2014). Threshold-independent QRS detection using the dynamic
% plosion index. IEEE Signal Processing Letters, 21(5), 554-558.
%
% [2] Ramakrishnan, A. G. (n.d.). MILE Matlab Code for QRS Detection in
% ECG.
% Retrieved from
% https://www.researchgate.net/publication/281311989_MILE_Matlab_Code_for_QRS_D
% etection_in_ECG
%
%
%
%% Método:
%%
%% PREPROCESADO.
%
% Primero se somete a la señal ECG a un filtro paso-alta para eliminar las
% oscilaciones de base y el ruido de alta frecuencia. Posteriormente, se
% aplica un rectificado de media onda a la señal ECG ya filtrada para
% facilitar la detección de los complejos QRS por parte del algoritmo de
% localización.
%
%%
%% ÍNDICE DE PLOSIÓN DINÁMICO
%
% El Índice de Plosión Dinámico es el encargado de detectar los complejos
% QRS de la señal ECG.
%
%%
%% PROCEDIMIENTO DE BÚSQUEDA Y VALIDACIÓN DE LOS COMPLEJOS QRS
%
% Se calcula el DPI a la HHECG (señal ECG salida del rectificado de media
% onda) dentro de la ventana de computación (1800 ms).
%
% Después, se hallan los pasos por cero del DPI, para localizar los pares
% pico-valle de éste.
%
% Se calcula la diferencia absoluta (llamada "swing") entre los valores de
% los pares pico-valle del DPI.
%
% El par pico-valle con la mayor diferencia absoluta de valor se
% corresponde con el siguiente pico R. La muestra en la que se sitúa el
% valle se computa como la posición estimada del pico.
%
% El instante en el que se detecta en H2ECG (señal ECG filtrada con un
% filtro HP, con una frecuencia de corte de 2 Hz y sin ninguna
% rectificación) el máximo absoluto dentro de un intervalo de búsqueda
% alrededor de la posición estimada del pico R, es la posición definitiva
% del pico R. La longitud del intervalo de búsqueda son 285 ms.
%
%
%
%%
%% LLAMADA AL ALGORITMO
% qrs = dpi_qrs(ecg,fs,sw,p)
%
% ENTRADAS:
% ecg = señal ECG bruta
% fs = frecuencia de muestreo (Hz). fs = 360
% sw = ventana de computación (ms). sw = 1800

```

```

% p = parámetro auxiliar. p = 5 porque experimentalmente se determinó que
% era el mejor valor.
%
% SALIDAS:
% qrs = localización de los complejos QRS detectados por el algoritmo.
%
%
% NOTA: Añadir a la señal ECG bruta 1700 ceros al final de las muestras,
% antes de llamar a dpi_qrs. Así evitamos problemas a la hora de recorrer
% el vector de muestras.
%
% ecg = [ecg zeros(1,1700)];

function qrs=dpi_qrs(ecg,fs,sw,p)
%% Variables globales para usar en el programa
global fs_khz dpi_den ms_win_320 ms_win ms_sea_int

%convertimos la frecuencia de muestreo a kHz.
fs_khz =(0.001*fs);

%longitud del intervalo de búsqueda (en muestras)
ms_sea_int =floor(285*fs_khz);

%longitud de la ventana de computación con 320 ms adicionales.
ms_win_320 = floor((sw+320)*fs_khz);

%ventana de computación (en muestras)
ms_win = floor(sw*fs_khz);

%se le pasa como parametro la ventana de computación y el parametro p.
dpi_den = ff_mat(ms_win,p);

%% AJUSTE DEL ECG

%Si el vector y sólo tiene una fila, la trasponemos para poder trabajar con
%el algoritmo.
if size(ecg,1) == 1
    ecg=ecg';
end

if mod(length(ecg),2) ~= 0
    %Si las muestras del ECG no son pares, las hacemos pares.
    ecg=ecg(1:end-1);
end

%% OBTENCIÓN DE HHECG
yh = hpf(ecg,8,fs);

%en pos guardamos las posiciones de yh que son mayores que 0, para
%poder hacer así el rectificado de media onda.
pos = yh>=0;

%multiplicamos el vector yh (el ECG filtrado HP, pero aún sin rectificar)
%por el vector pos. yh1 es ya HHECG.
hhecg = ((1*yh.*pos))';

%% OBTENCIÓN DE H2ECG
h2ecg=hpf(ecg,2,fs);

```

```

%% LLAMADA AL ALGORITMO DE DETECCIÓN QRS
qrs=dpi_ecg(hhecg,h2ecg);

%% Representación de los picos R detectados
% plot(yh);axis tight;hold on
% line(repmat(qrs,[2 1]),repmat([min(yh-mean(yh))/2; max(yh-
mean(yh))/2]),size(qrs)), 'LineWidth',2.5, 'LineStyle', '-.', 'Color','r'),shg

%% FUNCIÓN DPI_ECG
%
% dpi_ecg se encarga de la acotación en la ventana de computación de la
% señal ECG, y posteriormente realiza la validación de los picos R
% obtenidos.
%
% ENTRADAS:
%   y = HHECG
%   y2 = H2ECG
%
% SALIDAS:
%   rpeaks = picos R definitivos localizados por el algoritmo.
%
%

function [r_peaks]= dpi_ecg(y,y2)

global ms_sea_int ms_win_320

%primer punto de inicio. Se localiza de manera arbitraria el primer pico R.
%por ejemplo, al final del intervalo de búsqueda.
start_point = ms_sea_int+1;
r_peaks(1) = start_point;
i=0;
m=2;

while i< length(y)-2000
    %en last_r_peak guardamos el pico R detectado en la anterior iteración.
    last_r_peak= r_peaks(m-1);

    %y es HHECG. se acota en la ventana de computación.
    yh=y(last_r_peak-ms_sea_int:last_r_peak+ms_win_320);

    %acotamos H2ECG en la ventana de computación,
    %partiendo del pico R actual.
    yh2=y2(last_r_peak-ms_sea_int:last_r_peak+ms_win_320);

    %Buscamos el siguiente pico R con qrs_det. Le pasamos
    %como argumentos yh (HHECG) e yh2 (H2ECG).
    [r_peak_det]= qrs_det(yh,yh2);

    %r_peaks(m) es el pico R que se acaba de encontrar, ya colocado en el
    lugar
    %correspondiente en las muestras del ECG.
    r_peaks(m)= floor(r_peak_det+last_r_peak-ms_sea_int);

    r_peaks(m)=(abs(r_peaks(m)-last_r_peak)<ms_sea_int)*200+ r_peaks(m);

    %se guarda en i el valor de la muestra donde se ha localizado el pico
    %R para el while, y se actualiza el valor del índice m. Volvemos a
    iterar.

```

```

        i=r_peaks(m);
        m=m+1;

end
return;

%% FUNCIÓN FF_MAT
% ff_mat calcula los denominadores del DPI, en forma de matriz triangular.
%
% ENTRADAS:
%   size = ventana de computación (en muestras)
%   f = frecuencia de muestreo. f = fs = 360
%
% SALIDAS:
%   ffm = denominadores del DPI.
%
function [ffm]= ff_mat(size,f)

%se crea una triangular inferior de tamaño size+1.
%se varía m2 en el rango de menor bpm que puede existir, 25 BPM=1800 ms.
ff_op=tril(ones(size+1,size+1));

%se crea un vector de 577 numeros, que se multiplican por 1/f=0.2.
%este parámetro w es m2.
w=(1:size+1).^(1/f);

div= repmat(w',1,size+1);

%dividimos elemento a elemento los unos entre el numero correspondiente a
%la matriz div. es decir, que ahora el uno de la posición ij de ff_op
%se verá sustituido por 1/div de la posición ij de div.
%ffm=1/m2.
ffm=ff_op./div;
return;

%% FUNCIÓN QRS_DET
%
% qrs_det calcula el DPI de la señal ECG y localiza los picos R.
%
% ENTRADAS:
%   y = HHECG.
%   yh2 = H2ECG.
%
% SALIDAS:
%   r_rel = picos R relativos detectados por el algoritmo.

function [r_rel] = qrs_det(y,yh2)
global dpi_den ms_sea_int ms_win

%buscamos en y(HHECG) el maximo dentro del intervalo de búsqueda.
%Para tomar como un "pico R" de referencia.
[~, plc1] = max(y(10:ms_sea_int));
r_ref = 10+plc1-2;

%Se le calcula el DPI al HHECG, y se suavizan las muestras.
DPI = 1./(dpi_den * (y(r_ref:r_ref+ms_win))');
DPI = smooth(DPI);

%esto lo hacemos para que no detecte mas zerocrossings de la cuenta y no se
%salga del vector DPI posteriormente a la hora de encontrar los picos y

```

```

%valles.
DPIb=DPI;
DPIb(end:end+8)=DPIb(end-1);

%se queda con la parte central de la convolución. Aquí habría que rellenar
%con ceros para long. 585, que es la que tiene dpi_den. Derivada DPI.
derDPI = conv(DPI, [-1 0 0 0 1], 'same');

%ahora buscamos los distintos cruces por cero, tanto positivos como
%negativos.
[indn indp] = zcfast(derDPI(ms_sea_int:end),0);

%ajustamos los índices de los zerocrossing encontrados, índices positivos
(indp)
%y de los valles, índices negativos (indn), ya que antes hemos encontrado
%los zc partiendo del intervalo de búsqueda. A partir de este hasta el
%final buscaremos el siguiente pico R.
indp = indp + ms_sea_int;
indn = indn + ms_sea_int;

%se elimina el primer paso por cero si es positivo, porque estaría
%influenciado por el pico R actual que tenemos.
if indp(1) < indn(1)
    %se suprime el primer valor de indp, para que el primer valor que
    %tengamos sea el correspondiente a un pico. Los índices negativos son
    %el comienzo de picos.
    indp=indp(2:length(indp));
end;

%vamos encontrando aquí los picos y valles en el DPI. Calculamos primero
%el numero de parejas minimo que habrá, para saber cuando dejar de buscar.
for q=1:min(length(indp),length(indn))

    %encontramos aquí el pico, alrededor de un zc negativo.
    [p_val p_ind]= max(DPIb(indn(q)-4:indn(q)+4));

    %para colocar en el DPI el índice del máximo encontrado.
    p_ind = indn(q)+p_ind;

    %buscamos aquí el valle alrededor de un zc positivo.
    [v_val v_ind] = min(DPIb(indp(q)-4:indp(q)+4));

    %para colocar en el DPI el índice del mínimo encontrado.
    v_ind = indp(q)+v_ind;

    %swing: diferencia absoluta entre los valores del DPI en cada par
    %pico-valle localizado.
    swing(q) = p_val - v_val;

    %índices de los picos. los guardamos en loca.
    loca(q) = p_ind;

    %índices de los valles. los guardamos en locb.
    locb(q) = v_ind;
end;

%se localiza el mayor swing para ver cuál es la mayor diferencia
%pico-valle.

```

```

[dif,pos] = max(swing);

%el instante correspondiente al valle (locb) con el swing mas largo se guarda
como
%la estima inicial del pico R, pico R relativo al trozo del ECG estudiado.
r_rel = locb(pos) + r_ref - 2;

%el instante de maximo absoluto en la señal yh1(que aqui corresponde a H2ECG)
%dentro de un intervalo de busqueda de la estimación inicial es la ubicación
real del pico R.
[val_r loc_r] = max(abs((yh2(r_rel-ms_sea_int:r_rel+ms_sea_int))));

%colocamos el pico R en su sitio dentro de y2 (H2ECG).
r_rel= r_rel-ms_sea_int+loc_r-1;
return;

%% FUNCIÓN ZCFAST
% zcfast detecta los picos y los valles en el DPI, calculando
%los cruces por cero positivos y negativos en su derivada.
%
% ENTRADAS:
% der = derivada del DPI calculado.
% th = umbral de decisión. Su valor es cero puesto que vamos a distinguir
% entre valores positivos y negativos.
%
% SALIDAS:
% indn = índices de los cruces por cero con pendiente negativa
% indp = índices de los cruces por cero con pendiente positiva
%
function [indn,indp] = zcfast(der,th)
%el vector pos nos servirá para recorrer la derivada del DPI, buscando los
%zero crossings positivos y negativos.
long=length(der);
pos=1:long-1;

%multiplicamos der(1) por der(2),der(2) por der(3).. para ver cuál de las
%parejas de multiplicaciones tiene el signo -. eso significará que tenemos
%un par pico-valle.
d=der(1:long-1).*der(2:long)<=0; %bool

%en p se guardan los índices de los valores positivos de der. En n los
%negativos.
p = der > th;%bool
n = der < -th;%bool

%quitamos un valor a p y a n porque tenemos long-1 multiplicaciones.
p = p(1:long-1);
n = n(1:long-1);

%en indp e indn guardamos los índices de los cruces por cero con pendiente
%positiva y pendiente negativa, respectivamente.
indp = d.*p.*pos;
indn = d.*n.*pos;

%aquí en pp y pn vemos en qué posiciones están los índices, tanto para las
%pendientes negativas como para las positivas.
pp = indp > 0; %bool
pn = indn > 0; %bool

%ordenamos de mayor a menor el vector de índices de pendientes positivas,

```

```

%dejando los ceros al final.
indp=nonzeros(indp)';

%idem, pero para los índices de pendientes negativas.
indn=nonzeros(indn)';
%RESUMEN: los índices positivos encontrados (indp) son el comienzo de un
%minimo, puesto que se guarda el primer numero encontrado. Si se multiplica
%+ por -, se guarda el índice del +. por tanto, indp da lugar a mínimos y
%indn da lugar a máximos.
return;

%% FUNCIÓN HPF
% hpf realiza el filtrado del ECG con un filtro HP.
%
% ENTRADAS:
%   y = señal ECG bruta
%   cf = frecuencia de corte
%   fs = frecuencia de muestreo
%
% SALIDAS:
%   yhpf = señal ECG filtrada con el filtro HP

function yhpf = hpf(y,cf,fs)

%Si las muestras de y no son pares, las hacemos pares.
if mod(length(y),2) ~= 0
    y = y(1:end-1);
end

%si la duración de la muestra es 1 min, freq_res es la frecuencia de la
%muestra, es decir: 1/60 seg.
freq_res = fs/length(y);

%nn1 es la frecuencia de corte del filtro, pero pasada a muestras,
%por eso se divide entre la frecuencia de la muestra. (ANOTACIÓN 1 EN HOJA)
cf_muestra = floor(cf/freq_res);

%desde 0 a fc
h1 = 0.5-0.5*cos(pi.*(1:cf_muestra)/(cf_muestra));

%desde fc a fs/2
h2= ones(1,floor(length(y)/2)-length(h1));

%HPF simétrico
h3 = [h1 h2];
h4 = fliplr(h3);

%al ser un filtro de coseno alzado, este tiene simetría par, por eso se
%pone h3 y h4, que es igual a h3 pero revertido.
h5 = [h3 h4];

%filtro HP construido
h5=h5.^4;

%se realiza la transformada de Fourier rapida a la señal, para pasar al
%dominio frecuencial las muestras y poder aplicarles el filtro HP.
g3= fft(y);
sig_hp1= h5'.*g3;

%se realiza la transformada de Fourier inversa para volver al dominio

```

```
%temporal. Se acentuan los picos R del ECG.  
sig_hp1 = ifft(sig_hp1);  
  
%eliminamos la parte imaginaria salida de la fft.  
yhp1 = real(sig_hp1);  
return;
```

minutosecg.m

```
%Fichero para guardar en un vector todas las muestras juntas de los minutos
%de un ECG.

%NOTA 1: Cambiar los nombres de las líneas 17 y 21 por las derivaciones y
%número de ECG correspondientes en cada grabación, además de cambiar la línea
9.
%db(1) es la grabación 100, db(2) es la grabación 104, etc.

load('minutos.mat'); %minutos de estudio de todos los ECG
min=db(1).Minutos; %aquí guardamos los minutos de estudio de un ECG

for j=1:13
    %cargamos las muestras de un minuto de estudio. Cada minuto de estudio
    %tiene dos derivaciones.
    muestras=load([num2str(min(j)) '.mat']);

    for i=1:length(long)
        MLIIEcg100(i,:)=muestras(1,:);
    end

    for i=1:length(long)
        V5ecg100(i,:)=muestras(2,:);
    end
end
```

pan_tompkins.m

```

%% ALGORITMO DE PAN & TOMPKINS
%
% REFERENCIAS
%
% [1] Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm.
%     IEEE Transactions on Biomedical Engineering, BME-32(3), 230-236.
%
% [2] Sedghamiz, H. (2014). Matlab Implementation of Pan Tompkins ECG QRS
%     detector, 1-3.
%
%% Método:
%%                                     PREPROCESADO.
%
%Se muestrea mediante un ADC el ECG a 200 muestras/s.
%
%Después se pasa la señal por un filtro paso-banda,
%compuesto en este caso por un filtro LP y un filtro HP.
%No podemos construir directamente un filtro BP porque para
%la banda de frecuencias que maximiza la energía de los
%complejos QRS (5-15 Hz) no se puede diseñar.
%
%Se sigue pasando la señal filtrada por un filtro derivativo
%para obtener información de los complejos QRS.
%Se continúa elevando al cuadrado todas las muestras,
%para que todas las muestras sean positivas y además
%enfaticar así las frecuencias del ECG.
%
%Por último, para acabar de eliminar el ruido se pasa
%la señal ECG por un filtro de ventana móvil.
%El ancho de la ventana se determina empíricamente.
%Para 200 muestras/s, la anchura de la ventana son 30 muestras.
%
%%                                     IDENTIFICACIÓN DE COMPLEJOS QRS
%
%MARCA FIDUCIAL: El complejo QRS se corresponde con el flanco de
%subida de la onda salida del filtro integrador. La duración del flanco de
%subida es la anchura del complejo QRS.
%
%UMBRALES ADAPTATIVOS:El algoritmo usa dos umbrales distintos
%(ECG_THR y RUIDO_THR, inicializados adecuadamente) que van continuamente
%adaptándose al ECG, cambiando sus valores.
%
%ECG_THR es el umbral para filtrar la información útil del ECG y
%poder posteriormente detectar los complejos QRS.
%
%RUIDO_THR es el umbral que detecta el ruido del ECG.
%
%Primeramente, se opera con la salida del filtro integrador, y se van
%clasificando las muestras distintas de cero en candidatos a ser complejos
%QRS o picos de ruido. La clasificación se realiza de la siguiente manera:
%
%Si PEAKI (pico actual) > ECG_THR, ese pico se identifica como un

```

```

%candidato a ser un complejo QRS y por tanto la estimación del nivel de
%señal (SPKI) se actualiza:
%
%SPKI=0.125*PEAKI + 0.875*SPKI
%
%Si RUIDO_THR < PEAKI (pico actual) < ECG_THR, ese pico se identifica como
%un pico de ruido y el nivel de ruido NPKI se actualiza:
%
%NPKI=0.125*PEAKI + 0.875*NPKI
%
%Los umbrales aplicados (ECG_THR y RUIDO_THR) se ajustan de la siguiente
manera:
%
%           ECG_THR=NPKI + 0.25 (SPKI - NPKI)
%
%Si en el calculo del intervalo RR encontramos que el ritmo cardíaco es
%irregular, se baja el umbral de la siguiente forma:
%           ECG_THR= 0.5*ECG_THR
%
%Posteriormente, se aplica un segundo conjunto de umbrales a la señal ECG
%salida del filtro paso-banda:
%
%
%Si PEAKF (pico actual de la señal ECG BP) > ECG_THR_BP, ese pico se
identifica como un
%candidato a ser un complejo QRS y por tanto la estimación del nivel de
%señal (SPKF) se actualiza:
%
%SPKF=0.125*PEAKF + 0.875*SPKF
%
%Si RUIDO_THR_BP < PEAKF (pico actual de la señal BP) < ECG_THR_BP, ese pico
se identifica como
%un pico de ruido y el nivel de ruido NPKI se actualiza:
%
%NPKF=0.125*PEAKF + 0.875*NPKF
%
%Los umbrales aplicados(RUIDO_THR_BP y ECG_THR_BP) se ajustan de la
%siguiente manera:
%
%           ECG_THR_BP= NPKF + 0.25 (SPKF - NPKF)
%
%Si en el calculo del intervalo RR encontramos que el ritmo cardíaco es
%irregular, se baja el umbral de la siguiente forma:
%           ECG_THR= 0.5*ECG_THR
%
%
%%           BUSQUEDA REGRESIVA.
%
%Si no se detecta ningún complejo QRS en un largo periodo, el algoritmo
%supone que se ha omitido algún complejo QRS y realizará una técnica de
%búsqueda inversa. El complejo QRS omitido es el pico máximo entre los dos
%umbrales determinados, ECG_THR y RUIDO_THR.
%
%El tiempo mínimo que debe de pasar sin detectar un QRS para que se aplique
%la búsqueda regresiva es de 1.66 veces el intervalo RR.
%
%En el algoritmo se manejan dos intervalos RR:
%
%1. El primero es el promedio de la localización de los 8 últimos
%intervalos RR con independencia de sus valores.
%
%2. El segundo intervalo RR está basado en los intervalos QRS más

```

```

%regulares.
%
%La razón de usar estos dos intervalos por separado es permitir una
%adaptación rápida a cambios en el ECG o a ritmos cardíacos irregulares.
%
%%          IDENTIFICACIÓN DE ONDA T.
%
%Cuando un intervalo RR ocurre después de los 200 ms del periodo
%refractario pero dentro de los 360 ms del complejo QRS anterior, el
%algoritmo se encarga de determinar si el complejo QRS es correcto o por el
%contrario se trata de una onda T más prominente de lo habitual.
%
%Si la pendiente máxima de ese supuesto complejo QRS es menos de la mitad
%que el complejo QRS anterior, se identifica como una onda T; de lo
%contrario, se convierte en un complejo QRS.

%%          LLAMADA AL ALGORITMO
% qrs_locs_BP=pan_tompkins(ecg)
%
% ENTRADAS:
%   ecg: señal ECG.
%
% SALIDAS:
%   qrs_locs_BP: localizaciones de los picos R detectados por el algoritmo.
%

%%          %%%%%%%%%%%%%%%INICIO DEL ALGORITMO%%%%%%%%%%%%%%

function qrs_locs_BP=pan_tompkins(ecg)
%% Inicialización de variables
f_ecg=360; %frecuencia de muestreo de las señales ECG de la base de datos
fs=200; %frec. de muestreo del algoritmo Pan-Tompkins.
qrs_locs=[];
sel_mean=0; %aquí guardamos o RRaverage_1 o RRaverage_2, para el searchback
procedure.
qrs_peaks=[];
RRinterval=[];
RRaverage_1=0; %Inicializamos los intervalos RR a 0 al principio.
RRaverage_2=0;
lastRRinterval=0;
Twave=0;
searchback=0;
ruido_amp=[];
ruido_locs=[];
qrs_locs_BP=[];
qrs_peaks_BP=[];

figure(1);
%%          ----- Preprocesado -----
subplot(3,2,1);plot(ecg);axis tight;title('Señal ECG bruta');
ecg=ecg-mean(ecg); %Eliminamos la media de la señal

%% PASO DE LA SEÑAL ECG POR FILTRO LP
Wn = 12/(fs/2); %frecuencia de corte. (El 12 es porque queremos 12 Hz de
cutoff)
N = 3; %No es necesaria una transición brusca, así que orden bajo para mejor
procesamiento
[a,b] = butter(N,Wn,'low'); %Filtro HP. Ya tenemos el filtro paso-banda

```

```

ecg_LP = filtfilt(a,b,ecg); %filtro LP

ecg_LP=ecg_LP/max(abs(ecg_LP)); %acotamos la gráfica del ECG entre -1 y 1

subplot(3,2,2);plot(ecg_LP);axis tight;title('Señal ECG después de filtro
LP');

%% PASO DE LA SEÑAL ECG POR FILTRO HP
Wn = 5/(fs/2); %frecuencia de corte. (El 5 es porque queremos 5 Hz de cutoff)
N = 3; %No es necesaria una transición brusca, así que orden bajo para mejor
procesamiento
[a,b] = butter(N,Wn,'high'); %Filtro HP. Ya tenemos el filtro paso-banda

ecg_HP = filtfilt(a,b,ecg_LP);

ecg_HP = ecg_HP/max(abs(ecg_HP)); %acotamos la gráfica del ECG entre -1 y 1

subplot(3,2,3);plot(ecg_HP);axis tight;title('Señal ECG después de filtro
HP');

%% APLICACIÓN DE FILTRO DERIVATIVO
a=[1 2 0 -2 -1].*(1/8)*fs;
ecg_D=filtfilt(a,1,ecg_HP);

ecg_D = ecg_D/max(abs(ecg_D)); %acotamos la gráfica del ECG entre -1 y 1

subplot(3,2,4);plot(ecg_D);axis tight;title('ECG después de filtro
derivativo');

%% SE ELEVAN AL CUADRADO LAS MUESTRAS
ecg_SQ=ecg_D.^2;

subplot(3,2,5);plot(ecg_SQ);axis tight;title('ECG después de elevar al
cuadrado');

%% APLICACIÓN DE FILTRO INTEGRADOR DE VENTANA MÓVIL
N=30; %tamaño de la ventana
B=ones(1,N)/N;
ecg_I=filter(B,1,ecg_SQ);

subplot(3,2,6);plot(ecg_I);axis tight;title('ECG después de filtro MVI');

%% MARCA FIDUCIAL
%Periodo refractario: 200ms.

%localizamos picos en la señal ECG salida del MVI.
[peaks,locs]=findpeaks(ecg_I,'MinPeakDistance',0.2*fs);

%% ----- Identificación de complejos QRS -----

%% INICIALIZACIÓN DE UMBRALES Y NIVELES DE SEÑAL

%Inicialización de umbrales para filtro MVI.
RUIDO_THR=mean(ecg_I)*1/2; %La mitad de la media de la señal es considerada
ruido.
ECG_THR=max(ecg_I)*1/4; %el umbral de señal se pone al 25% de la amplitud
maxima

```

```

%En principio igualamos los niveles a los umbrales, hasta que se vayan
%actualizando.
SPKI=ECG_THR;
NPKI=RUIDO_THR;

%Inicialización de umbrales para filtro paso-banda.
RUIDO_THR_BP=mean(ecg_HP)*1/2; %La mitad de la media de la señal es
considerada ruido.
ECG_THR_BP=max(ecg_HP)*1/4; %el umbral de señal se pone al 25% de la amplitud
maxima

%En principio igualamos los niveles a los umbrales, hasta que se vayan
%actualizando.
SPKF=ECG_THR_BP;
NPKF=RUIDO_THR_BP;

%% REGLA DE DECISIÓN

for i=1:length(peaks)
    %localizamos los picos en la señal salida del filtro paso banda.
    %TENER EN CUENTA EL DELAY DE 150 ms ENTRE EL FILTRO BP Y EL MVI.
    %multiplicamos el delay por fs para muestrearlo.

    if locs(i) - round(0.150*fs) >=1 && locs(i) <= length(ecg_HP)
        [peak_BP,loc_BP]=max(ecg_HP(locs(i) - round(0.150*fs):locs(i)));
    else
        if i == 1 %caso especial para el primer pico
            [peak_BP,loc_BP] = max(ecg_HP(1:locs(i)));
            searchback = 1;

            elseif locs(i)>= length(ecg_HP)
                [peak_BP,loc_BP] = max(ecg_HP(locs(i)-round(0.150*fs):end));
            end
        end
    end

    %% BÚSQUEDA REGRESIVA
    %calculamos ahora los limites de intervalos RR para ver si tenemos que
    ejecutar
    %búsqueda regresiva
    if length(qrs_peaks) >= 9

        RRaverage_1=0.125*sum(qrs_locs(end-8:end)); %media de las ultimas 8
    ondas R.
        lastRRint=qrs_locs(end)-qrs_locs(end-1); %ultimo intervalo RR
    detectado

        if lastRRint <= 0.92*RRaverage_1 || lastRRint >=1.16*RRaverage_1
            %el ultimo intervalo RR detectado es o más lento o más rápido
            %que el de un ritmo cardíaco normal, luego bajamos los
            %umbrales para mejor detección

            ECG_THR=0.5*ECG_THR;
            ECG_THR_BP=0.5*ECG_THR_BP;

        else
            RRaverage_2=RRaverage_1; %ritmo sinusal normal
        end
    end
end

```

```

%Si no se detecta ninguna onda R en el intervalo limite RR
%1.66*RRaverage_2, se comienza la búsqueda regresiva.
% Dependiendo del intervalo RR que tengamos disponible, cogemos uno u
% otro para trabajar con los intervalos RR limite.

if RRaverage_2
    sel_mean = RRaverage_2; %si el ritmo sinusal normal está disponible
se usa como 1° opcion

elseif RRaverage_1 && RRaverage_2 == 0
    sel_mean = RRaverage_1; %operamos con el intervalo RRaverage_1.
else
    sel_mean=0;
end

if sel_mean

%si la diferencia entre el ultimo QRS encontrado y el siguiente
%pico es mayor que RR MISSED LIMIT=1.66*sel_mean, se ha perdido un
%complejo QRS. Se activa la búsqueda regresiva.
if((locs(i) - qrs_locs(end)) >= round(1.66*sel_mean))

    %buscamos el máximo entre el último complejo QRS localizado y
    %el siguiente pico detectado en el ECG del MVI.
    [peaks_tmp,locs_tmp]=max(ecg_I(qrs_locs(end):locs(i)));
    locs_tmp=qrs_locs(end)+ locs_tmp - 1; %localización del posible
complejo QRS.

%realizamos esto de sumar locs_tmp a qrs_locs y restarle 1 para
%situar la localización del complejo QRS en el global de las
%muestras, porque locs_tmp da el indice dentro del vector max,
%no dentro de todo el vector de muestras.

if peaks_tmp > RUIDO_THR
    %si el pico encontrado supera el umbral, tenemos un complejo
    %QRS.
    qrs_peaks=[qrs_peaks peaks_tmp];
    qrs_locs=[qrs_locs locs_tmp];

    %localizamos ahora el pico en el ECG salido del filtro BP.
    if locs_tmp <= length(ecg_HP)
        [peak_BP_SB,loc_BP_SB]=max(ecg_HP(locs_tmp-
round(0.150*fs):locs_tmp));
    else
        [peak_BP_SB,loc_BP_SB]= max(ecg_HP(locs_tmp-
round(0.150*fs):end));
    end

    if peak_BP_SB > RUIDO_THR_BP
        %si el pico localizado en el ECG BP es mayor que el
umbral

        %de ruido, tenemos un complejo QRS.
        %Guardamos su localización y el valor de su amplitud.
        qrs_locs_BP=[qrs_locs_BP locs_tmp-
round(0.150*fs)+(loc_BP_SB-1)];
        qrs_peaks_BP=[qrs_peaks_BP peak_BP_SB];

        %Cuando se aplica la búsqueda regresiva, se ajusta el
        %nivel de señal de la salida BP así:
        SPKF=0.25 * peak_BP_SB + 0.75 * SPKF;
    end
end
end

```

```

        end

        %Cuando se aplica la búsqueda regresiva, se ajusta el nivel
        %de señal así:
        SPKI=0.25 * peaks_tmp + 0.75 * SPKI;
    end

end

end

end

%% CLASIFICACIÓN EN COMPLEJOS QRS Y RUIDO

if peaks(i) >= ECG_THR %posible complejo QRS
    if length(qrs_peaks) >=2
        %Si el último intervalo RR detectado es menor de 360ms, se debe
        %determinar si se trata de una onda T o un complejo QRS.

        if locs(i)-qrs_locs(end) <= round(0.200*fs)
            Twave=1;
            %SE HA DETECTADO UNA ONDA T. La metemos en ruido.
            ruido_amp=[ruido_amp peaks(i)];
            ruido_locs=[ruido_locs locs(i)];

        elseif locs(i)-qrs_locs(end) <= round(0.360*fs)
            %Si la pendiente del pico actual es menos de la
            %mitad de la pendiente del último pico QRS ---> ONDA T.
            slope_1=mean(diff(ecg_I(locs(i)-round(0.075*fs):locs(i))));
            slope_2=mean(diff(ecg_I(qrs_locs(end)-
round(0.075*fs):qrs_locs(end))));

            if abs(slope_1) <= 0.5*abs(slope_2)
                %SE HA DETECTADO UNA ONDA T. La metemos en ruido.
                ruido_amp=[ruido_amp peaks(i)];
                ruido_locs=[ruido_locs locs(i)];

                Twave = 1;

                %Ajustamos los niveles de señal de ruido.
                NPKI=0.125*peaks(i)+0.875*NPKI;
                NPKF=0.125*peak_BP+0.875*NPKF;

            else
                Twave = 0; %no se ha detectado onda T.
            end
        end
    end
end

if Twave == 0 %no es una onda T el ultimo pico detectado, es un
complejo QRS.
    qrs_peaks=[qrs_peaks peaks(i)];
    qrs_locs=[qrs_locs locs(i)];

    if peak_BP >= ECG_THR_BP %comprobamos el complejo QRS en la señal
    ECG salida del filtro BP.

        if searchback == 1
            qrs_locs_BP=[qrs_locs_BP loc_BP];
        else

```

```

    qrs_locs_BP=[qrs_locs_BP locs(i)-round(0.150*fs)+(loc_BP-
1)];
    end

    qrs_peaks_BP=[qrs_peaks_BP peak_BP];

    %Ajustamos el nivel de señal para la salida BP
    SPKF=0.125*peak_BP+0.875*SPKF;
    end

    %Ajustamos el nivel de señal para salida MVI.
    SPKI=0.125*peaks(i)+0.875*SPKI;

    end

elseif (RUIDO_THR <= peaks(i)) && (peaks(i) < ECG_THR)

    %Ajustamos niveles de señal de ruido para salida MVI y salida BP.
    NPKI=0.125*peaks(i)+0.875*NPKI;
    NPKF=0.125*peak_BP+0.875*NPKF;

elseif peaks(i) < RUIDO_THR
    %si la amplitud del pico es menor que el umbral de ruido, tenemos
    %ruido.
    ruido_amp=[ruido_amp peaks(i)];
    ruido_locs=[ruido_locs locs(i)];

    %Ajustamos niveles de señal de ruido para salida MVI y salida BP.
    NPKI=0.125*peaks(i)+0.875*NPKI;
    NPKF=0.125*peak_BP+0.875*NPKF;

    end

%reseteamos parámetros para la siguiente iteración.
Twave=0;
searchback=0;

    %Ajustamos ahora los umbrales de señal y ruido para las dos salidas.
if NPKI ~= 0 || SPKI ~= 0
    ECG_THR = NPKI + 0.25*(abs(SPKI - NPKI));
    RUIDO_THR = 0.5*(ECG_THR);
end

if NPKF ~= 0 || SPKF ~= 0
    ECG_THR_BP = NPKF + 0.25*(abs(SPKF - NPKF));
    RUIDO_THR_BP = 0.5*(ECG_THR_BP);
end

end

%%      ----- Representación de los complejos QRS -----
% figure(4);hold off
% subplot(3,1,1);plot(ecg_HP);title('QRS detectados en el ECG del filtro
BP');axis tight;
% hold on, plot(qrs_locs_BP,qrs_peaks_BP,'*b');
%
```

```
% hold off
% subplot(3,1,2);plot(ecg-mean(ecg));title('Pulse train of the found QRS on
ECG signal');axis tight;
% line(repmat(qrs_locs_BP,[2 1]),repmat([min(ecg-mean(ecg))/2; max(ecg-
mean(ecg))/2],size(qrs_locs_BP)),'LineWidth',2.5,'LineStyle','-
.','Color','r');

end
```

resultados.m

```

%% RESULTADOS.M
%Fichero que obtiene los resultados de las detecciones de complejos QRS
%por parte de cada algoritmo y representa gráficamente los picos R
%detectados en los experimentos junto con las anotaciones de los
%cardiólogos.
%%

%VARIABLES:
%pts:muestra de ECG descargada de Physiobank.
%ecg:Picos R extraídos por los diferentes algoritmos.
%ecgcar:Picos R detectados por los cardiólogos.

%% IMPORTANTE: antes de la ejecución, leer la nota existente al final del
%% código.

%% COMIENZO DEL PROGRAMA
clear all
load('muestras cardiologos ECGs sin patologias.mat'); %ECGs 100-124
load('muestras cardiologos ECGs con patologias.mat'); %ECGs 200-234
load('minutos.mat'); %minutos de estudio de todos los ECG
load('ecg 100 - 2 canales.mat'); %canales de cada ECG

min=db(1).Minutos; %aquí guardamos los minutos de estudio de un ECG.

%estructura que guarda la posición relativa de las muestras anotadas por
%los cardiólogos
ecgcar=struct('Muestras', []);

%ajustamos la posición absoluta de las muestras de los cardiólogos a la
%posición relativa que ocuparían en un minuto (muestras 1-21600).
for j=1:13
    aux=nonzeros(ECGcar100(j,:));
    samples=aux-(min(j)*21600);
    ecgcar(j).Muestras=samples';
end

%% OBTENCIÓN Y REPRESENTACIÓN GRÁFICA DE RESULTADOS %%

for i=1:13
    pts=MLIIecg100(i,:);

    %% RESULTADOS PAN Y TOMPKINS
    ecg=pan_tompkins(pts);
    fprintf('Resultados Pan y Tompkins, iteración %d, minuto %d \n', i,
min(i))
    validacion(ecgcar(i).Muestras,ecg,10,100,1,i,1);
    fprintf('\n')

    %Representación gráfica
    figure(1)
    plot(pts), hold on
    plot(ecg,pts(ecg),'ro'); hold on
    plot(ecgcar(i).Muestras,pts(ecgcar(i).Muestras),'y*');
    title('Complejos QRS detectados por Pan y Tompkins')
    legend('ECG','Picos R P&T', 'Picos R cardiólogos')
    hold off
    pause

```

```

%% RESULTADOS WT
ecg=filtbanks(pts);
fprintf('Resultados WT, iteración %d, minuto %d \n', i, min(i))
validacion(ecgcar(i).Muestras,ecg,10,100,1,i,2);
fprintf('\n')

%Representación gráfica
figure(2)
plot(pts), hold on
plot(ecg,pts(ecg),'ro'); hold on
plot(ecgcar(i).Muestras,pts(ecgcar(i).Muestras),'y*');
title('Complejos QRS detectados por WT')
legend('ECG','Picos R WT', 'Picos R cardiólogos')
hold off
pause

%%RESULTADOS DPI
pts=[pts zeros(1,1700)];
ecg=dpi_qrs(pts,320,1800,5);
fprintf('Resultados DPI, iteración %d, minuto %d \n', i, min(i))
validacion(ecgcar(i).Muestras,ecg,10,100,1,i,3);
fprintf('\n')

%Representación gráfica
figure(3)
plot(pts), hold on
plot(ecg,pts(ecg),'ro'); hold on
plot(ecgcar(i).Muestras,pts(ecgcar(i).Muestras),'y*');
title('Complejos QRS detectados por DPI')
legend('ECG','Picos R DPI', 'Picos R cardiólogos')
hold off
pause
end

%% NOTA: Para cada grabación es necesario cambiar las siguientes líneas:
%load('ecg [numerodeECG] - 2 canales.mat'); línea 20
%min=db(1).Minutos; db(1)=ECG 100, db(2)=ECG 104, etc. línea 23
%aux=nonzeros(ECGcar[numerodeECG](j,:)); línea 31
%pts=[derivacion]ecg[numerodeECG](i,:); línea 39

```

validacion.m

```

function validacion(rpeaks, rpeaks, tol, ecg, channel, ind, flag)
%% VALIDACIÓN.M
%Fichero que calcula los verdaderos positivos (TP), falsos positivos (FP) y
%falsos negativos (FN) de la detección de complejos QRS realizada por cada
%algoritmo. Los picos R localizados por un método se comparan con las
%anotaciones de los cardiólogos para establecer el número de TP, FP y FN.
%
% ENTRADAS:
%
%     rpeaks = muestras donde están los picos R anotados por los
%             cardiólogos
%
%     rpeaks = muestras donde están los picos R detectados por los
%             métodos
%
%     tol = ventana de tolerancia en muestras
%
%     channel = bandera que determina en cuál de las dos tablas de Excel
%              correspondientes a una grabación escribir los datos; si
%              en la primera derivación existente o en la segunda.
%
%
%     ind = índice para recorrer la fila y columna adecuada a la hora
%           de escribir en el Excel
%
%     flag = bandera para distinguir entre los distintos Excel para
%           cada método
%
%
%
%
% COMIENZO DEL PROGRAMA
if size(rpeaks,1) < size(rpeaks,2)
    rpeaks = rpeaks';
end
if size(rpeaks,1) < size(rpeaks,2)
    rpeaks = rpeaks';
end

%inicializamos los verdaderos positivos, falsos positivos y falsos
%negativos.
tp = 0;
fp = 0;
fn = 0;

%se crea una matriz con número de filas igual a los latidos detectados
%por el algoritmo, con valores [-tol,+tol]
a = ones(numel(rpeaks),1)*(-tol:1:tol);

%rpeaks_tol contiene filas donde se crea un intervalo de [-tol,tol]
%alrededor de las muestras detectadas.
rpeaks_tol = a + repmat(rpeaks,[1,2*tol+1]);

%se crea una matriz con número de filas igual a los latidos detectados
%por los cardiólogos, con valores [-tol,+tol]
a = ones(numel(rpeaks),1)*(-tol:1:tol);

```

```

%rpeakscar_tol contiene filas donde se crea un intervalo de [-tol,tol]
%alrededor de las muestras anotadas por los cardiólogos.
rpeakscar_tol = a + repmat(rpeakscar,[1,2*tol+1]);

%se cruzan ambos vectores para detectar los verdaderos positivos
tp = numel(intersect(rpeakscar,rpeaks_tol(:)));

%se restan los tp a los latidos detectados por los cardiólogos para
%hallar los fn
fn = numel(rpeakscar) - tp;

%se cruzan los vectores para detectar los falsos positivos
fp = numel(rpeaks) - numel(intersect(rpeaks,rpeakscar_tol));

mat=[tp fn fp];

if channel==1
    letras = {'F3' 'F4' 'F5' 'F6' 'F7' 'F8' 'F9' 'F10' 'F11' 'F12' 'F13'
'F14' 'F15'};
else
    letras = {'F20' 'F21' 'F22' 'F23' 'F24' 'F25' 'F26' 'F27' 'F28' 'F29'
'F30' 'F31' 'F32'};
end

if flag==1
    %escribimos en el excel los TP, FN y FP.
    xlswrite('RESULTADOS PT.xlsx', mat, num2str(ecg),letras{ind})

elseif flag == 2
    %escribimos en el excel los TP, FN y FP.
    xlswrite('RESULTADOS WT.xlsx', mat, num2str(ecg),letras{ind})
else
    %escribimos en el excel los TP, FN y FP.
    xlswrite('RESULTADOS DPI.xlsx', mat, num2str(ecg),letras{ind})
end

acc = tp/(tp+fp+fn)*100; %precisión
sen = tp/(tp+fn)*100; %sensibilidad
p = tp/(tp+fp)*100; %pred. positiva

display(['Sensibilidad: ',num2str(sen),'%   Predictividad positiva: ',...
num2str(p),'%   Precisión: ',num2str(acc),'%; Tolerancia =
',num2str(tol),' muestras'])

fprintf('TP = %d   FN = %d   FP = %d   \n',tp,fn,fp)
end

```

wt.m

```

%% ALGORITMO WT
%
% REFERENCIAS
%
% [1] Park, J. S., Lee, S. W., & Park, U. (2017). R Peak Detection Method
%       Using Wavelet Transform and Modified Shannon Energy Envelope.
%       Journal of Healthcare Engineering, 2017.
%
%
%% Método:
%%
%%                               PREPROCESADO
%
% Primero se aplica una transformada wavelet a la señal ECG, acompañada de
% una umbralización suave para eliminar el ruido.
%
% Después de la posterior reconstrucción de la señal con la transformada
% wavelet inversa, se procede a acentuar las componentes equivalentes a los
% complejos QRS y a atenuar las componentes de baja frecuencia mediante la
% envolvente de energía de Shannon (SEE). Posteriormente, esta se suaviza
% aplicando un filtro de ventana móvil.
%
% Después se calcula la envolvente de energía de pico (PEE) para acentuar
% los picos R verdaderos y disminuir los picos R falsos. Después de una
% normalización y una operación cuadrática para convertir la señal en
% unipolar, se suaviza la PEE con un filtro de ventana móvil.
%
%%                               DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS
%
% Utilizamos el comando findpeaks para buscar los picos R. Para ubicar
% correctamente las posiciones de los picos buscamos la máxima amplitud
% dentro de un rango de +-25 muestras. (Se ha utilizado finalmente otro
% rango debido a la mejora de resultados).
%
%%                               VALIDACIÓN DE PICOS R
%
% Primero calculamos los intervalos RR entre picos R consecutivos. Estos
% intervalos servirán para validar los picos R encontrados en el paso
% anterior y formar así el vector de complejos QRS definitivo.
%
% Para validar los picos R, se clasifican en tres categorías:
%
% 1. El pico R actual no se considera un pico R definitivo si los
% intervalos RR anterior y posterior al pico son menores que  $\theta_1$ .
%
% 2. Si los intervalos RR anterior y posterior son mayores que  $\theta_2$ , se
% buscan picos adicionales entre los dos intervalos.
%
% 3. El pico R actual pasa a ser un pico R definitivo si los intervalos RR
% anterior y posterior se sitúan entre  $\theta_1$  y  $\theta_2$ .
%
%
%%                               LLAMADA DEL ALGORITMO
% rpeaks = wt(ecg)
%
% ENTRADAS:
%   ecg = señal ECG bruta
%

```

```

% SALIDAS:
% rpeaks = localización de picos R detectados por el algoritmo.
%
function rpeaks=wt(ecg)
%% CANCELACIÓN DE RUIDO USANDO DWT.
%usamos 2 dwt y despues reconstruimos la señal

[Ac1,Dc1]=dwt(ecg,'sym5');

[Ac2,Dc2]=dwt(Ac1,'sym5');

Dc2_thr=soft_thr(Dc2);

%coeficiente de aproximacion nivel 1 reconstruido
Ac1_rec=idwt(Ac2,Dc2_thr,'sym5');

Dc1_thr=soft_thr(Dc1);

%ECG reconstruido sin ruido
ecg_rec=idwt(Ac1_rec,Dc1_thr,'sym5');

%para evitar problemas a la hora de recorrer ecg_rec, introducimos ceros.
ecg_rec=[ecg_rec zeros(1,30)];

figure(1)
subplot(3,1,1);plot(ecg_rec);axis tight;title('Señal ECG después de la
reconstrucción');

%% RESULTADOS MODIFICADOS: ELEVAMOS LA SEÑAL RECONSTRUIDA AL
%CUADRADO PARA CORREGIR LA INVERSIÓN DE LA ONDA T %%
%ecg_rec=ecg_rec.^2;

%% CÁLCULO DE LA ENVOLVENTE DE ENERGÍA DE SHANNON (SEE)
%diferenciacion de primer orden
Dn=ecg_rec(2:end)-ecg_rec(1:end-1);

%plot(Dn)
%normalizamos
Dn=Dn./max(abs(Dn));

%funcion de energía de Shannon
Sn=- (Dn).^2.*log((Dn).^2);

%envolvente de energía de Shannon suavizada (SEE)
N=33; %tamaño de la ventana
A=ones(1,N)/N;
smoothSn=filter(A,1,Sn);

subplot(3,1,2);plot(smoothSn);axis tight;title('Envolvente de energía de
Shannon suavizada');

%% CÁLCULO DE LA ENVOLVENTE DE ENERGÍA DE PICO (PEE)
pee_Dn=smoothSn(2:end)-smoothSn(1:end-1);

%normalizacion y elevamos al cuadrado para convertir en señal unipolar
pee_Dn=pee_Dn./max(abs(pee_Dn));

Pn=pee_Dn.^2;

```

```

N=43; %tamaño de la ventana
B=ones(1,N)/N;
smoothPn=filter(B,1,Pn);

subplot(3,1,3);plot(smoothPn);axis tight;title('Envolvente de energía de pico
suavizada');

%separacion entre picos de 200 muestras. Puede variar dependiendo del ECG
%que estemos analizando
[re_val,re_ind]=findpeaks(smoothPn,'MinPeakDistance',200);

%Cambiamos la ventana en la que buscamos los picos R de [-25,25] muestras a
%[-35,30] muestras, debido a un mejor funcionamiento.

%%RESULTADOS MODIFICADOS: se eleva el rango de búsqueda a [-70,50]
% muestras%%
for j=1:length(re_val)
    if j<=1
        [val]=max(ecg_rec(1:re_ind(j)+30));
    elseif j>=length(re_val)-1
        [val]=max(ecg_rec(re_ind(j)-35:end));
    else
        [val]=max(ecg_rec(re_ind(j)-35:re_ind(j)+30));
    end
    ind=find(ecg_rec==val);

    rc_val(j)=val;

    %para colocarlo en su sitio. rc_ind(indices de la primera aproximacion
    %de los picos R)
    rc_ind(j)=ind(1);
end

rc_ind=unique(rc_ind);

%% VALIDACIÓN PICOS R

delta_rc=rc_ind(2:end)-rc_ind(1:end-1); %calculo de intervalos RR

%parámetros usados en la validación
alpha=0.5;
gamma=0.5;
beta=1.5;
deltamean=mean(delta_rc);

theta1=alpha*deltamean;
theta2=beta*deltamean;

delta_rc(2:end+1)=delta_rc(1:end);
delta_rc(1)=0;
delta_rc(end+1)=0;
%rpeaks: variable para guardar los picos r definitivos.
rpeaks=[];

%para que no se salga del bucle mientras lo recorremos
rc_ind(end+1)=0;

for k=2:length(rc_ind)
    %Se buscan picos R adicionales si el intervalo RR actual y el pasado

```

```

%están por encima de theta2.
if delta_rc(k) > theta2 || delta_rc(k-1) > theta2

    cotainf=floor(rc_ind(k-1)+gamma*deltamean);

    if k==length(rc_ind) %caso especial si llega al final del bucle
        cotasup=round(rc_ind(k)-gamma*deltamean);
    else
        cotasup=round(rc_ind(k+1)-gamma*deltamean);
    end

    if cotasup>cotainf
        [aux_val,aux_ind]=max(ecg_rec(cotainf:cotasup));
        rpeaks(end+1)=aux_ind+cotainf; %sumamos cotainf para situar el
pico en su posición absoluta
    end

    %El pico R actual se mantiene como pico R definitivo si se cumplen
%las condiciones.
    elseif (delta_rc(k) >= theta1 && delta_rc(k) <= theta2) || (delta_rc(k-1)
>= theta1 && delta_rc(k-1) <= theta2)
        rpeaks(end+1)=rc_ind(k-1);
    end
end

%por si pone un pico r fuera de la longitud del vector.
if rpeaks(end)>21600
    rpeaks(end)=21600;
end

%figure(2)
% plot(ecg_rec-mean(ecg_rec));axis tight;hold on
% line(repmat(rpeaks,[2 1]),repmat([min(ecg_rec-mean(ecg_rec))/2;
max(ecg_rec-mean(ecg_rec))/2],size(rpeaks)), 'LineWidth',2.5, 'LineStyle','-
.', 'Color','r'),shg

end

%% FUNCIÓN SOFT_THR
% La función soft_thr realiza una umbralización suave de la señal ECG
% en pos de reducir el ruido.
%
% sthr=soft_thr(sig)
%
% ENTRADAS:
% sig = coeficientes de detalle salidos de la transformada wavelet.
%
% SALIDAS:
% sthr = coeficientes de detalle con la umbralización aplicada.
%

function sthr=soft_thr(sig)

N=length(sig);
for i=1:length(sig)

    sigma=median(abs(sig(i)))/0.6745;

    %umbral de decisión

```

```
t=sigma*sqrt((2*log10(N))/N);  
  
if sig(i) > t  
    sthr(i)=sign(sig(i))*(abs(sig(i))-t);  
  
else  
    sthr(i)=0;  
end  
end  
end
```