

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA



TRABAJO FIN DE GRADO

ANÁLISIS DE PATRONES CARDIACOS EN ENTORNOS ADVERSOS

Titulación: Grado en Ingeniería en Tecnologías
de la Telecomunicación

Autor: Raúl Campos Guinda

Tutores: Dr. Antonio Gabriel Ravelo García

Dr. Juan Luis Navarro Mesa

Fecha: Julio de 2015

**ESCUELA DE INGENIERÍA DE
TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA**



TRABAJO FIN DE GRADO

***ANÁLISIS DE PATRONES CARDIACOS EN
ENTORNOS ADVERSOS***

HOJA DE FIRMAS

Alumno/a

Fdo.: Raúl Campos Guinda

Tutor 1

Tutor 2

Fdo.: Dr. D. Antonio G. Ravelo García. Fdo.: Dr. D. Juan Luis Navarro Mesa

Fecha: Julio de 2015

**ESCUELA DE INGENIERÍA DE
TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA**



TRABAJO FIN DE GRADO
ANÁLISIS DE PATRONES CARDIACOS EN
ENTORNOS ADVERSOS
HOJA DE EVALUACIÓN

Calificación: _____

Presidente

Fdo.:

Vocal

Secretario/a

Fdo.:

Fdo.:

Fecha: Julio de 2015

*A mis padres, que me han apoyado tanto en
los buenos como en los malos momentos.*

ÍNDICE GENERAL

I Memoria	1
1. Introducción.....	3
1.1. Antecedentes.....	3
1.2. Objetivos	5
1.3. Estructura del trabajo.....	6
2. Señales fisiológicas utilizadas	9
2.1. Introducción	9
2.2. El electrocardiograma (ECG).....	9
2.3. La señal de presión sanguínea arterial (ABP)	12
2.4. Fotopletismograma (PPG)	13
2.5. Relaciones entre las señales.....	16
3. Alarmas de monitorización en la UCI.....	19
3.1. Introducción	19
3.2. Niveles de alarma	20
3.3. Actuación ante una alarma	20
3.4. Tipos de alarmas.....	21
3.4.1. Alarmas electrocardiográficas.....	21
3.4.1.1. Arritmias cardiacas	22
3.4.1.2. Tipos de alarmas electrocardiográficas.....	25
3.5. Los problemas de las alarmas	26
4. Sistemas de detección de la QRS en el ECG.....	29
4.1. Algoritmos basados en filtrado digital.....	30
4.2. Algoritmos basados en amplitud y derivadas.....	31
4.3. Método de Pan y Tompkins	34
5. Algoritmo de detección robusta de los Latidos del Corazón.....	37
5.1. Introducción	37
5.2. Materiales	37

5.3.	Métodos	40
5.4.	Resultados	48
5.5.	Discusión	49
6.	Algoritmo de reducción de falsas alarmas.....	53
6.1.	Introducción	53
6.2.	Materiales	54
6.3.	Métodos.....	56
6.3.1.	Preparación del algoritmo para la validación en el desafío	56
6.3.2.	Descripción del Algoritmo Implementado	57
6.3.3.	Detalles de la función utilizada para detectar pulsos en la señal PPG.....	61
6.3.4.	Detalles de la función utilizada para hallar la calidad de la señal PPG.....	62
6.4.	Resultados	63
6.5.	Discusión.....	64
7.	Interfaz GUI.....	67
7.1.	Secciones de la Interfaz GUI.....	67
7.1.1.	Base de datos	68
7.1.2.	Resultados.....	68
7.1.3.	Figuras.....	69
7.1.4.	Señales.....	70
7.1.5.	Nº de Latidos.....	70
7.2.	Ejemplo de uso de la interfaz.....	71
8.	Conclusiones	77
9.	Bibliografía.....	79
A.	Contenido del formato digital.....	83
II	Planos y Programas.....	85
III	Pliego de condiciones	99
IV	Presupuesto	105

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1. Ejemplo de monitor de actividad cardiaca.....	4
Figura 1.2. Institutos patrocinadores de PhysioNet.....	5
Figura 2.1. Forma de onda del ECG.....	9
Figura 2.2. Trazado típico de un latido cardiaco.....	10
Figura 2.3. Representación esquemática del complejo QRS	10
Figura 2.4. Forma de onda de la presión sanguínea arterial	12
Figura 2.5. Funcionamiento del dispositivo de oximetría de pulso	14
Figura 2.6. Curvas de absorción en el espectro de la hemoglobina	15
Figura 2.7. Forma de onda de la absorción de luz en tejido no homogéneo.	15
Figura 2.8. Forma de onda típica de la señal PPG.....	16
Figura 2.9. Eventos cardíacos que ocurren durante un ciclo cardíaco	17
Figura 2.10. Formas de onda del ECG, ABP y PPG para un mismo intervalo de tiempo.....	18
Figura 3.1. Representación del corazón, indicando la localización de los ventrículos y las aurículas.	22
Figura 3.2. Forma de onda del ECG con Asistolia.	23
Figura 3.3. Comparación entre formas de onda de la ECG cuando existe Taquicardia y cuando actúa con normalidad.	24
Figura 3.4. Forma de onda del ECG con Bradicardia Extrema.	24
Figura 3.5. Forma de onda del ECG con Taquicardia Ventricular.	25
Figura 3.6. Forma del ECG con Fibrilación Ventricular.....	25
Figura 4.1. Espectro de potencias relativo del ECG	30
Figura 4.2. Efecto del filtrado paso-banda sobre pulsos normales ECG y PVC.....	31
Figura 4.3. Eliminación de la oscilación basal utilizando diferentes métodos.....	33

Figura 4.4. Diagrama de bloques del algoritmo de Pan y Tompkins	34
Figura 5.1. Muestra de la base de datos utilizada para la detección de latidos cardiacos....	40
Figura 5.2. Intervalo de una ECG con etiquetas de instantes R detectadas usando WFDB ToolBox.....	42
Figura 5.3. Intervalo inestable de una ECG con etiquetas de instantes R detectadas usando WFDB ToolBox.....	42
Figura 5.4. ECG con etiquetas de valores registrados de instantes R en zonas irregulares.	44
Figura 5.5. Intervalo de una señal ABP con etiquetas de inicio de sístole o de pendiente de subida	44
Figura 5.6. Ejemplo de Vector de PTT	46
Figura 5.7. ECG con etiquetas de los instantes R sólo en zonas regulares.	47
Figura 5.8. Intervalo irregular de una ECG con etiquetas de instantes R detectados por el algoritmo implementado	48
Figura 6.1. Muestra de la base de datos utilizada en la detección de falsas alarmas.....	56
Figura 6.2. Intervalo de señal PPG con etiquetas de instantes de picos detectados.....	58
Figura 6.3. Resultados de la entrada de ejemplo sin modificar del desafío 'Physionet/CinC Challenge 2015'	63
Figura 6.4. Resultados de la entrada modificada del desafío 'Physionet/CinC Challenge 2015'	64
Figura 7.1. Vista principal de la interfaz gráfica.....	68
Figura 7.2. Ventana del algoritmo perteneciente a la interfaz gráfica con el botón 'Run' indicado.	71
Figura 7.3. Interfaz gráfica con sus valores por defecto, tras ejecutarla.....	72
Figura 7.4. Aspecto de la interfaz gráfica después de seleccionar el 'Paciente 13'.....	73
Figura 7.5. Interfaz Gráfica donde se comparan las etiquetas verdaderas y las etiquetas del detector robusto, para un intervalo irregular de la ECG.	74

Figura 7.6. Interfaz Gráfica donde se comparan las etiquetas del detector WFDB y del detector robusto, para un intervalo irregular de la ECG.75

Figura 7.7. Interfaz Gráfica donde se comparan las señales ABP y sus pulsos detectados frente a la ECG y los latidos detectados con el detector robusto.76

ACRÓNIMOS

ABP Presión Sanguínea Arterial

ECG Electrocardiograma

GUI Graphical User Interface (Interfaz gráfica de usuario)

LPM Latidos por minuto

PPG Fotopletismograma

TFG Trabajo Fin de Grado

TNR True Negatives Rate

TPR True Positives Rate

UCI Unidad de Cuidados Intensivos

WFDB WaveForm DataBase

PARTE I

MEMORIA

1. INTRODUCCIÓN

La Unidad de Cuidados Intensivos cuenta con un sistema de monitorización que funciona de forma ineficiente. Por un lado, los parámetros clínicos se obtienen a través de señales de monitorización individuales, sin considerar otras que puedan aportar información útil. Por otro lado, los monitores poseen un mecanismo de alarma que actúa simplemente cuando algunos de estos parámetros clínicos alcanzan un valor umbral determinado, dando lugar a una gran tasa de alarmas falsas.

En este Trabajo fin de grado (TFG) se tratará de dar solución a estos problemas en el ámbito de la actividad cardiaca utilizando el procesado digital de señales fisiológicas. El objetivo del trabajo es obtener un sistema robusto para la detección de los latidos cardiacos y otro sistema fiable que pueda reducir las falsas alarmas.

1.1. ANTECEDENTES

Los pacientes atendidos en la Unidad de Cuidados Intensivos (UCI) deben permanecer constantemente monitorizados para la observación de sus variables tanto invasivas como no invasivas. Los dispositivos de monitorización muestran una serie de formas de onda sincronizadas junto con información clínica.

En referencia a la actividad cardiaca, el electrocardiograma (ECG) es una de las señales más importantes que se deben tener en cuenta, ya que muestra información directa sobre la actividad en el corazón [1]. Otras señales de importancia son la de presión sanguínea arterial (ABP), el fotoplestismograma (PPG) y otras señales sustitutas de esfuerzos respiratorios. Todas estas señales pueden aportar información a la hora de detectar momentos de arritmia cardiaca, produciendo en estos casos una alarma electrocardiográfica [2, 3, 4]. En la figura 1.1 se observan los datos típicos presentados en un monitor de actividad cardiaca.

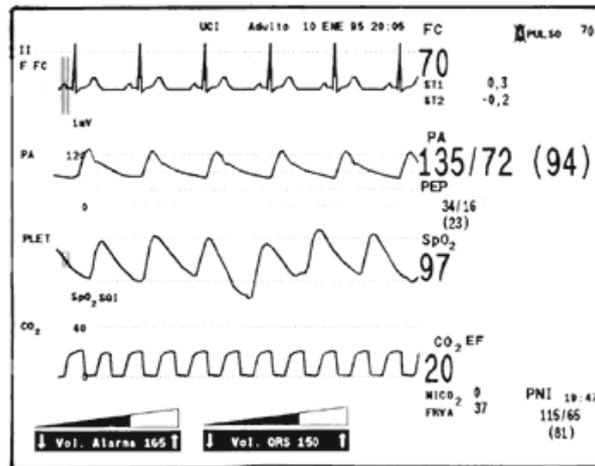


Figura 1.1. Ejemplo de monitor de actividad cardiaca.

En la práctica clínica, estas señales son procesadas individualmente y sus parámetros derivados son frecuentemente comparados con unos valores umbrales pre-definidos, que activan una alarma cuando son alcanzados [5]. Generalmente, estas alarmas son falsas (FAs). De hecho, sólo entre el 2% y el 9% de las alarmas encontradas son importantes para el tratamiento del paciente.

Las falsas alarmas en la UCI pueden conducir a una alteración en la atención, lo que afecta tanto al paciente como al personal clínico a través de perturbaciones de ruido, desensibilización a las advertencias y desaceleración de los tiempos de respuesta [5]. Dichas alarmas producen intensidades de sonido por encima de los 80 dB que pueden conducir a la privación de sueño y estrés para los pacientes. También existen indicios de que la incidencia de rehospitalización es menor si los niveles de ruido perjudiciales disminuyen durante la estancia del paciente. Además, se ha demostrado que tales interrupciones tienen un efecto importante en la recuperación y duración de la estancia [6, 7, 8].

Actualmente, los monitores presentan una falta de consistencia en sus protocolos de operación. Por ejemplo, algunos monitores arrancan con sus alarmas encendidas a pesar de no detectar las señales fisiológicas. Otros monitores no establecen prioridad cuando ocurren varias condiciones de alarmas simultáneamente. Asimismo, se espera que el médico visualice múltiples variables buscando cambios (individuales o en combinación) y tome una decisión sobre el estado del paciente. Un sistema que incluya una estructura racional e integrada para monitorización y alarma proporcionaría al personal clínico información comprensible y, en último término, reforzaría la seguridad del paciente [Weinger 90] [6].

Una de las variables primordiales que debe ser vigilada es la tasa de latidos cardiacos. Esta variable es obtenida comúnmente a partir del ECG mediante un detector QRS (un

conjunto de ondas específicas del ECG), que presenta buenos resultados donde la señal es estable pero carece de rigurosidad al encontrar entornos adversos, como cambios en la actividad cardiaca (contracciones musculares, artefactos por movimiento, etc.) o presencia de ruido externo (averías temporales de las máquinas, desprendimiento de electrodos y sensores que intervienen en la detección) [1]. Por tanto, conseguir un sistema eficiente para la detección de los latidos se vuelve un verdadero desafío debido a la gran cantidad de información involucrada. Una opción es la propia detección visual, pero resulta una tarea tediosa y consumiría demasiado tiempo, ya que habría que analizar el ECG de cada paciente para conocer sus eventos cardiacos. En relación a este problema, se han realizado mejoras significativas a lo largo de los últimos años, pero la eficacia de los algoritmos de detección sigue teniendo margen de mejora [9].

La iniciativa del trabajo surge gracias a PhysioNet, un recurso para la investigación y el desarrollo biomédico, patrocinados por el Instituto Nacional de Imágenes Biomédica y Bioingeniería (NIBIB) y el Instituto Nacional de Ciencias Médicas Generales (NIGMS), dos institutos pertenecientes a los Institutos Nacionales de Salud (NIH) de EE.UU., cuyos logotipos se representan en la Figura 1.2.



Figura 1.2. Institutos patrocinadores de PhysioNet

Con este trabajo se pretende buscar soluciones en relación a la monitorización de señales cardiacas de los pacientes en la UCI. Para ello se utilizará el procesado digital de aquellas señales fisiológicas que puedan aportar información referente a la actividad del corazón.

1.2. OBJETIVOS

Los objetivos principales que se proponen en este trabajo surgen de la necesidad de dar solución a los problemas comentados en los antecedentes. A continuación se detallan los objetivos presentados:

- **Detección robusta de latidos cardiacos:** El objetivo será realizar una implementación para mejorar el actual sistema de detección de latidos sobre el ECG. Para conseguirlo, el sistema no sólo debe centrarse en el análisis del ECG sino además, acudir a otras relacionadas que puedan aportar alguna pista sobre la localización de los latidos en zonas inestables. En este caso, analizaremos la señal ABP.
- **Reducción de falsas alarmas:** Se trata de conseguir un algoritmo que sea capaz de reducir la tasa de falsas alarmas debidas a anomalías cardiacas, analizando el fotopleitismograma (PPG), de forma que se optimice el servicio en la UCI.
- **Recopilación de Base de datos:** Para lograr los objetivos anteriores, se deberá obtener y preparar diferentes bases de datos para comparar resultados y comprobar que los algoritmos propuestos en el trabajo sean funcionales.
- **Diseño de Interfaz Gráfica:** Por último, en este trabajo se realizará una interfaz gráfica para la presentación de datos del algoritmo de detección de latidos cardiacos. De forma que se puedan observar los resultados de manera intuitiva.

1.3. ESTRUCTURA DEL TRABAJO

Esta memoria se divide en 8 capítulos, así como un anexo. A continuación se describe el contenido de cada uno de ellos:

- **Capítulo 1.** Introducción. En este capítulo se da pie al problema planteado y se introducen los conocimientos generales del problema y los estudios precedentes para resolverlos. También se describen los objetivos principales del trabajo.
- **Capítulo 2.** Señales fisiológicas utilizadas. Tras la introducción al problema planteado, se comienza estudiando las formas de onda fisiológicas que utilizaremos en nuestros algoritmos para entender e interpretar el comportamiento cardiaco.
- **Capítulo 3.** Alarmas de monitorización en la UCI. Después de haber estudiado las señales con las que vamos a trabajar, se estudian los distintos tipos de alarmas que pueden aparecer en la UCI, dependiendo de su gravedad y de su origen patológico. Así

mismo, se estudian las arritmias cardiacas o anomalías en el funcionamiento cardiaco como causas de las alarmas electrocardiográficas.

- **Capítulo 4.** Sistemas de detección del complejo QRS en el ECG, donde se explican los distintos métodos de detección existentes.
- **Capítulo 5.** Algoritmo de detección robusta de instantes R. En este capítulo se detallan las instrucciones y los métodos utilizados en la implementación del algoritmo. También se obtienen y discuten los resultados con nuestra base de datos.
- **Capítulo 6.** Algoritmo de reducción de falsas alarmas. Al igual que en el capítulo anterior, se detallan las instrucciones y los métodos utilizados en la implementación del algoritmo. También se obtienen y discuten los resultados con nuestra base de datos.
- **Capítulo 7.** Interfaz GUI. Tras la implementación de los algoritmos propuestos, se desarrolla una interfaz gráfica para presentar de una forma intuitiva la información referente al algoritmo de detección robusta de instantes R.
- **Capítulo 8.** Conclusiones. En este último capítulo se establecen las conclusiones finales en relación con los resultados obtenidos, así como una discusión final sobre los mismos.
- **Bibliografía.** En la que se detallan las principales referencias de nuestro trabajo.
- **Anexo A.** Contenido del formato digital. En él se describe la forma de presentar los archivos dentro de los CD-ROM aportados junto a esta memoria.
- **Planos y Programas,** Donde se exponen las diferentes funciones utilizadas y sus parámetros de entrada y salida. Además, se presenta un diagrama de funciones para ambos algoritmos.
- **Pliego de Condiciones.** Es el documento contractual, de carácter exhaustivo y obligatorio en el cual se establecen las condiciones del proyecto.

- **Presupuesto.** En él se detallan los recursos económicos necesarios para la realización de este Trabajo Fin de Grado.

2. SEÑALES FISIOLÓGICAS UTILIZADAS

2.1. INTRODUCCIÓN

Para poder cumplir nuestros objetivos, es necesario entender e interpretar cada una de las señales con las que vamos a trabajar. A continuación, se analizarán las formas de onda fisiológicas relacionadas con la actividad cardíaca y posteriormente se estudiarán las relaciones existentes entre estas señales.

2.2. EL ELECTROCARDIOGRAMA (ECG)

Por definición, el electrocardiograma es la representación gráfica de la actividad eléctrica del corazón, que se obtiene con un electrocardiógrafo en forma de cinta continua [10]. Es el instrumento principal de la electrofisiología cardíaca y tiene una función relevante en el cribado y diagnóstico de las enfermedades cardiovasculares, alteraciones metabólicas y la predisposición a una muerte súbita cardíaca. También es útil para conocer la duración del ciclo cardíaco. El ECG es una señal de difícil procesamiento, pues, en general, contiene gran cantidad de ruido debido a la sensibilidad de los electrodos a los movimientos del paciente [11, 9]. La forma de onda general del ECG se presenta en la Figura 2.1.



Figura 2.1. Forma de onda del ECG

El trazado típico de un electrocardiograma registrando un latido cardíaco normal consiste en una onda P, un complejo QRS y una onda T (Figura 2.2) [10]. La pequeña onda U

normalmente es invisible. Estos son eventos eléctricos que no deben ser confundidos con los eventos mecánicos correspondientes, es decir, la contracción y relajación de las cámaras del corazón. Así, la sístole mecánica o contracción ventricular comienza justo después del inicio del complejo QRS y culmina justo antes de terminar la onda T. La diástole, que es la relajación y relleno ventricular, comienza después de la culminación de la sístole correspondiendo con la contracción de las aurículas, inmediatamente después de iniciarse la onda P.

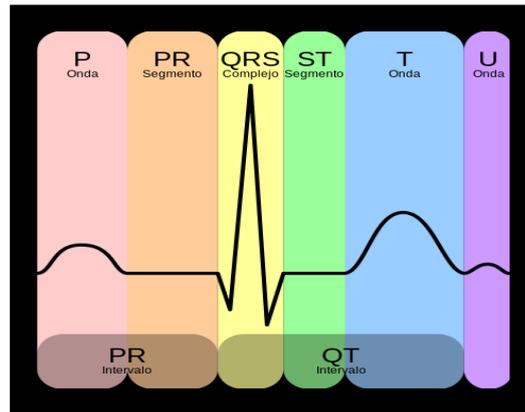


Figura 2.2. Trazado típico de un latido cardíaco

De estas secciones que forman el latido cardíaco normal pondremos especial atención en el complejo QRS (Figura 2.3), que corresponde a la corriente eléctrica que causa la contracción de los ventrículos derecho e izquierdo (despolarización ventricular), la cual es mucho más potente que la de las aurículas y compete a más masa muscular, produciendo de este modo una mayor deflexión en el electrocardiograma [12]. Procedemos a analizarlo más detenidamente:

- El complejo QRS es la representación gráfica de la despolarización de los ventrículos del corazón formando una estructura picuda en el electrocardiograma. El complejo QRS aparece después de la onda P y, por tener los ventrículos más masa que las aurículas cardíacas, el complejo QRS es de mayor tamaño que la onda P.

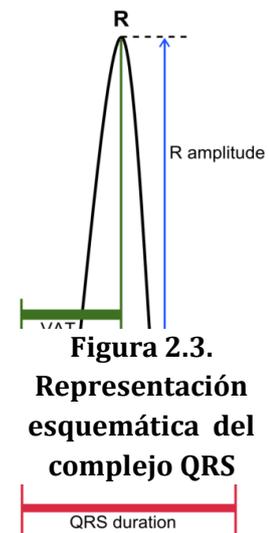


Figura 2.3. Representación esquemática del complejo QRS

- El corazón posee un sistema con una red de tejido altamente especializada, que coordina la despolarización de los ventrículos a una velocidad de conducción muy elevada y, como consecuencia, las ondas del complejo QRS tienden a ser muy angostas y en forma de pico, en lugar de redondeadas.
- Un complejo QRS normal tiene una duración entre 0.06 y 0.10 segundos (60 a 100 milisegundos) y un voltaje no mayor de 3,5 mV.

NOMENCLATURA

Cuando aparece completo, el complejo QRS consta de tres vectores, que se nombran usando la nomenclatura descrita por Willem Einthoven [12, 13]:

- Onda Q. Es la primera onda del complejo y tiene valores negativos (desciende en la gráfica del ECG).
- Onda R. Le sigue a la onda Q, es positiva y en la imagen clásica del ECG, es la de mayor tamaño.
- Onda S. Es cualquier onda negativa que sigue a la onda R.

La duración, amplitud y morfología del complejo QRS es útil en el diagnóstico de arritmias cardíacas, anormalidades de la conducción, hipertrofia ventricular, el infarto agudo de miocardio, desequilibrios electrolíticos y otros trastornos.

El ECG tiene una amplia gama de usos:

- Determinar si el corazón funciona normalmente o sufre anomalías.
- Indicar bloqueos coronarios arteriales (durante o después de un paro cardíaco).
- Se puede utilizar para detectar alteraciones electrolíticas de potasio, sodio, calcio, magnesio u otros.

- Permitir la detección de anomalías conductivas (bloqueo aurículo-ventricular, bloqueo de rama).
- Mostrar la condición física de un paciente durante un test de esfuerzo.
- Suministrar información sobre las condiciones físicas del corazón (p. ej.: hipertrofia ventricular izquierda).
- Indica la actividad eléctrica del músculo estriado cardíaco.

2.3. LA SEÑAL DE PRESIÓN SANGUÍNEA ARTERIAL (ABP)

La presión arterial se define como la fuerza que ejerce la corriente sanguínea sobre la superficie de las arterias. La figura 2.4 muestra la morfología típica de la curva de presión arterial, que tiene forma de una pirámide truncada, cuya rama descendente es más lenta que la ascendente [14].

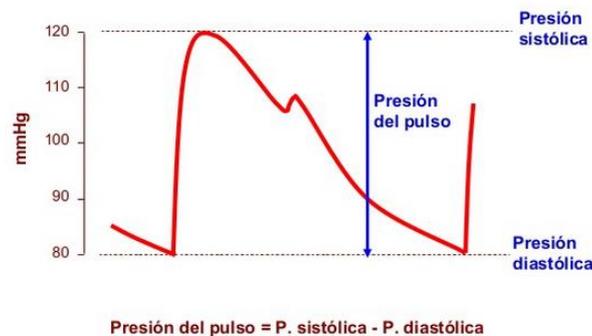


Figura 2.4. Forma de onda de la presión sanguínea arterial

La curva está formada entonces por dos ondas, la primera y más alta se llama onda de impacto o incidente y está dada por la distensión de la arteria al ser expulsado el volumen ventricular durante la contracción. La onda dicota (o de reflexión), más pequeña, es producto de una onda refleja o de marea. Cuando la onda incidente choca con la barrera que

forman las arterias musculares y las arteriolas, parte de la energía se utiliza para seguir moviendo la vena líquida a través de los pequeños vasos, pero otra parte rebota y marcha hacia atrás hasta encontrar la siguiente onda incidente, deformando su forma original. El punto más alto de la curva es la presión arterial sistólica máxima, y por convención se le llama presión sistólica. El punto más bajo de la curva que corresponde al pie de ascenso del siguiente pulso se le considera la presión diastólica mínima y por convención se le conoce como presión arterial diastólica. La diferencia entre ambas presiones se le conoce como presión del pulso o diferencial. Al promedio de la presión durante todo el ciclo cardiaco se le conoce como presión arterial media y equivale a la presión con la que son perfundidos los tejidos [15, 14].

La monitorización de la tensión arterial invasiva (TAI) continúa siendo el patrón de referencia para la medición de la tensión arterial en los pacientes críticos. La medición directa de la TAI se efectúa a través de un catéter introducido en una vía arterial y acoplado a un transductor de presión. El torrente circulatorio ejerce fuerza contra un diafragma siliconado que la registra como una señal eléctrica y luego traduce la presión leída en milímetros de mercurio (mm Hg), registrando valores sistólicos, diastólicos y medios [16].

2.4. FOTOPLETISMOGRAMA (PPG)

La fotopletismografía es una técnica basada en principios ópticos ampliamente utilizada en clínica para la monitorización periférica de la frecuencia cardiaca [17]. El fotopletismograma es la detección del flujo de sangre cutáneo, traduciendo las pulsaciones. Consiste en la emisión de luz infrarroja desde un diodo emisor y un fotodetector adyacente que recibe la luz infrarroja reflejada [18]. A medida que aumenta el flujo de sangre cutáneo aumenta la cantidad de luz reflejada.

La célula fotodetectora se suele colocar en la porción distal en el dedo índice de la mano o del primer dedo del pie [19]. La representación del funcionamiento del pulsioxímetro se presenta en la figura 2.5.

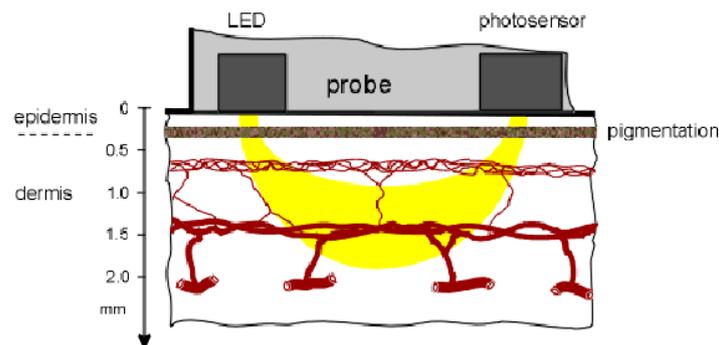


Figura 2.5. Funcionamiento del dispositivo de oximetría de pulso

Con este dispositivo se consigue un método no-invasivo para estimar la saturación de oxígeno funcional en la sangre en entornos clínicos y a partir de esta se consigue obtener el fotopleletismograma o PPG. La oximetría está basada en el hecho de que la hemoglobina absorbe luz en algunos rangos limitados de frecuencia [20].

El oxígeno se une de forma reversible a la hemoglobina en la sangre con el fin de alimentar los tejidos en las regiones periféricas del cuerpo. El oxígeno se libera de la sangre y penetra en el tejido en el nivel capilar del sistema cardiovascular. Cuando el oxígeno se une a la hemoglobina, el cambio resultante en la distribución de electrones en la molécula de la hemoglobina provoca cambios en sus propiedades ópticas. En particular, la hemoglobina oxigenada (O_2Hb) absorbe luz visible en la región azul, haciendo que la sangre aparezca roja. La hemoglobina desoxigenada (RHb) restante absorbe la luz a la mayoría de las frecuencias en del espectro visible, por lo que la sangre se muestra oscura (o azul cuando se ve a través de las capas de la piel). La unión permanente de monóxido de carbono a la hemoglobina, que forma la carboxihemoglobina (COHb), y la unión de los iones férricos a la hemoglobina, que forma la metahemoglobina (MetHb), también pueden causar que el espectro de la absorción de la hemoglobina cambie a varias frecuencias de luz. La absorción de luz de O_2Hb y RHb difiere de forma más significativa en el rojo y en regiones cercanas al infrarrojo [21].

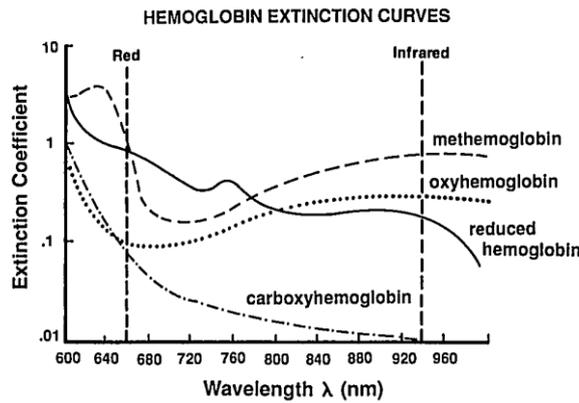


Figura 2.6. Curvas de absorción en el espectro de la hemoglobina

En la figura 2.6 podemos contemplar la absorción en el espectro de las distintas especies de hemoglobina. Los dispositivos de oximetría de pulso estudian típicamente la absorción de al menos dos longitudes de onda de la luz, las de 66 nm y 940 nm aproximadamente, midiendo la cantidad de luz transmitida a través o reflejada por el tejido perfundido.

Para cada frecuencia de luz incidente, la absorción puede ser expresada como la suma de las absorciones debidas al O₂Hb, RHb, COHb, y MetHb, así como otras absorciones de otras fuentes sin relación a la sangre. Los oxímetros operan bajo el supuesto de que la longitud del camino mantiene un valor continuo (DC) debido a la sangre venosa y arterial, así como un componente alterno (AC) debido a la expansión de los capilares cada vez que la onda sanguínea se bombea desde el corazón y fluye a través del sistema vascular. La absorción resultante se presenta en la figura 2.7.

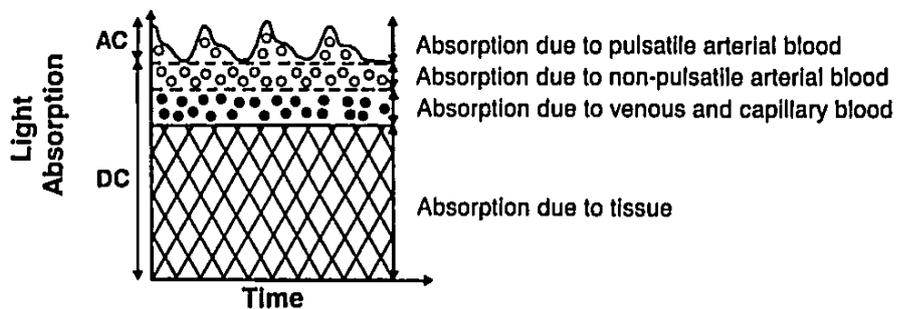


Figura 2.7. Forma de onda de la absorción de luz en tejido no homogéneo.

Las mediciones de absorción son altamente susceptibles a cualquier cambio en el material que rodea la vasculatura arterial pulsátil, incluyendo la alteración del músculo, la piel y sangre venosa en respuesta al movimiento.

La señal PPG pulsátil que se muestra en los monitores de la UCI es una cantidad adimensional calculada a partir de una relación de comparación de amplitud entre AC y DC. En la figura 2.8 se presenta la forma de onda típica de una PPG.

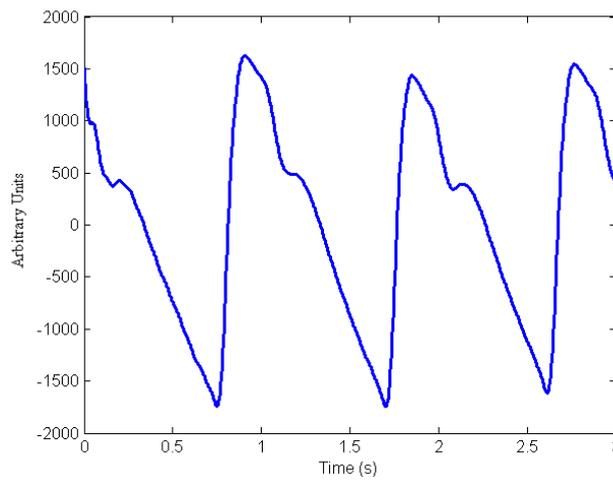


Figura 2.8. Forma de onda típica de la señal PPG

2.5. RELACIONES ENTRE LAS SEÑALES

Ahora que se conocen las señales con las que vamos a trabajar, será importante conocer las relaciones existentes entre éstas para poder mantener la sincronización temporal al trabajar con ellas. En este apartado estudiaremos las similitudes y diferencias de estas señales, así como los momentos en los que se ha producido la contracción de los músculos del corazón, ya que es el evento característico a la hora de poder obtener los instantes en los que se producen los latidos cardiacos.

En primer lugar, respecto al ECG y la señal de presión sanguínea arterial, podemos contemplar sus relaciones a través de la figura 2.9, que representa los eventos del ciclo cardiaco entre estas dos señales [22].

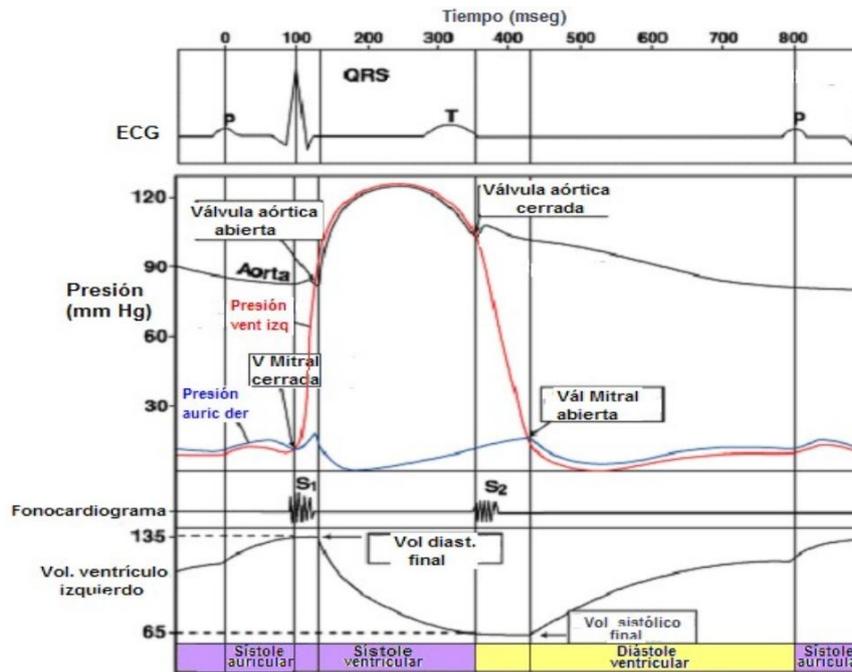


Figura 2.9. Eventos cardíacos que ocurren durante un ciclo cardíaco

El evento más destacable entre ambas señales es la presencia de picos con una diferencia temporal de aproximadamente unos 200ms. La sistole mecánica o contracción ventricular comienza justo después del inicio del complejo QRS, momento en el que aumenta la presión sanguínea y se libera el volumen ventricular, dando lugar a un valor máximo de presión tras un retardo de tiempo. De esta forma, podremos disponer de un recurso para localizar los instantes R a partir del valor máximo de presión de sangre arterial.

Por otro lado, la forma de onda de la PPG es similar en apariencia a la de la presión sanguínea arterial, pero tiene varias diferencias morfológicas que impiden un uso sencillo de algoritmos de medición de calidad de la señal usados en la ABP. Las formas de onda de la PPG y de la ABP tienen diferentes escalas, la amplitud de la señal PPG tiene un rango de 0 a 1, mientras que la de la ABP varía de 30 a 300 mmHg. La amplitud de la PPG puede ser modulada por la actividad respiratoria, así como con la ABP. En las formas de onda procesadas, la amplitud es algo arbitraria debido a los controles de ganancia automática de los monitores electrónicos. Lo importante en la señal es que su variabilidad en el tiempo pulso a pulso sigue a la frecuencia cardíaca. Cuando la señal es de buena calidad, la amplitud varía con el volumen sistólico del corazón en forma de latidos y con la respiración (a través

de la arritmia sinusal respiratoria). El inicio de cada pulso PPG sigue el inicio del complejo QRS en el electrocardiograma y el inicio del pulso correspondiente en medida radial del ABP.

Finalmente, relacionamos las tres señales a partir de sus formas de onda para un mismo periodo de tiempo a través de la figura 2.10.



Figura 2.10. Formas de onda del ECG, ABP y PPG para un mismo intervalo de tiempo

En esta figura observamos las señales grabadas a uno de los pacientes de la base de datos "Challenge 2015 Training Set" de Physionet, estas son: dos ECG recogidas desde dos derivaciones distintas (II y V) junto con la PPG y la ABP en un intervalo de 10 segundos [23]. Los eventos de mayor importancia serán los picos visibles de cada señal, todos tienen la misma frecuencia, la cardíaca, pero tienen desfases temporales entre ellas. Definiremos el desfase temporal entre un pico del ECG y un pico del PPG pertenecientes a un mismo ciclo cardíaco como PTT_{PPG} (tiempo de tránsito de pulso) y del mismo modo, entre un pico del ECG y un pico ABP habrá un retardo PTT_{ABP} .

3. ALARMAS DE MONITORIZACIÓN EN LA UCI

3.1. INTRODUCCIÓN

Las alarmas de los monitores son indicadores de que algo no funciona bien y constituyen una ayuda a la vigilancia de los pacientes [24].

Un monitor toma medidas de un parámetro biológico de forma continua o intermitente. Los valores que va tomando dicho parámetro son variables y dependen de las circunstancias del paciente. Para cada parámetro biológico hay unos valores que se consideran normales, fuera de los cuales el parámetro se diagnostica como anormal. Por ejemplo, la hipertensión se define como presión arterial sistólica superior a 160 mmHg o diastólica superior a 95 mmHg (en adultos). Si la presión arterial queda por encima de dicho valor, podremos considerar al paciente como hipertenso.

Una forma de vigilar dichos valores consiste en estar mirando constantemente el monitor para comprobar si se desvían de los valores normales de los parámetros, pero al final resulta poco práctico. Sería más interesante disponer de un dispositivo que nos avisara en caso de que el parámetro medido se saliera del rango de la normalidad, o más aún, si sale de un rango previamente establecido por nosotros. El método mediante el cual conseguimos este objetivo son las alarmas en los monitores.

Así pues, las alarmas son unas señales visuales y/o auditivas de intensidad y color diferente que advierten de que uno de los parámetros medidos se encuentra fuera del rango que se ha preestablecido como normal.

En referencia al algoritmo de reducción de falsas alarmas, también se estudiarán las arritmias cardiacas en el entorno clínico.

3.2. NIVELES DE ALARMA

Dependiendo de la gravedad de la situación del paciente en el momento en el que se detecta la alarma, y por tanto, de la necesidad de ser atendido inmediatamente, existen diferentes niveles de alarmas: alarmas de aviso, de advertencia y críticas.

Las alarmas de aviso indican que un parámetro está fuera de rango, pero que el paciente no corre peligro. Suelen tener avisos luminosos y ruidosos poco intensos. Un ejemplo de dicho parámetro es una taquicardia ligeramente por encima de los parámetros establecidos.

Las alarmas de advertencia implican una gravedad mayor, e incluyen alarmas de desaturación moderada de los pacientes, como hipertensión o hipotensión. En éstos casos es necesaria una intervención más rápida.

Las alarmas críticas son alarmas que implican peligro inmediato para la vida del paciente. Ejemplos de estas alarmas son las alarmas de asistolia o fibrilación ventricular.

3.3. ACTUACIÓN ANTE UNA ALARMA

Lo primero a realizar ante una alarma es observar qué parámetro ha salido del rango preestablecido, comprobar que el paciente tiene un problema y después desconectar la alarma, pues ya ha cumplido su función, que es la de advertir de que algo está sucediendo. Dejar una alarma sonando constantemente puede llegar a ser molesto.

Una vez sabemos qué ha producido la alarma, se puede proceder a la actuación adecuada dependiendo de la alarma en cuestión. Lo que no se debe realizar es desconectar la alarma porque "suena" o porque "molesta" sin saber qué está pasando con el paciente. Esta es una causa de errores de tratamiento o de tardanzas en el mismo que pueden poner en peligro la vida del paciente.

Si una alarma no para de sonar, lo que hay que hacer es corregir la situación del paciente o bien fijar los límites de alarma dentro de otros parámetros. Quizás el monitor esté

preparado para dar alarmas con frecuencias cardíacas mayores a 100 pulsaciones por minuto, pero en un neonato estas frecuencias cardíacas son normales.

3.4. TIPOS DE ALARMAS

Para el manejo del paciente crítico, no solo es necesario conocer el conjunto de técnicas específicas utilizadas en cada unidad de cuidados intensivos, sino también el completo conocimiento del material utilizado, fungible y farmacológico, y sobre todo la fisiopatología de las enfermedades que se tratan en estas unidades. Dentro de estos conocimientos fisiopatológicos incorporamos el conocer los límites de las constantes vitales que generalmente están monitorizadas, entre las más importantes nos encontramos las constantes electrocardiográficas, hemodinámicas, neurológicas y respiratorias [2].

Las alarmas se pueden clasificar en cuatro grupos dependiendo de su origen patológico y guardan relación con el conocimiento de las constantes mencionadas en el párrafo anterior, esto es: alarmas electrocardiográficas, alarmas hemodinámicas, alarmas neurológicas y alarmas respiratorias.

En este trabajo, las alarmas relevantes que se deben tener en cuenta son las alarmas electrocardiográficas, ya que son las que se producen debido a arritmias cardíacas.

3.4.1. ALARMAS ELECTROCARDIOGRÁFICAS

Las alarmas electrocardiográficas proceden de un fallo o anomalía de la actividad cardíaca (arritmia), que puede ser detectada a través de su monitorización. En los últimos 40 años, el ECG se ha convertido en una monitorización fundamental para valorar la actividad fisiológica normal del corazón, así como su patología. A continuación, se detallan las arritmias cardíacas como causa de este tipo de alarmas.

3.4.1.1. ARRITMIAS CARDIACAS

Los latidos del corazón ocurren como consecuencia de unos impulsos eléctricos que hacen que las aurículas y los ventrículos se contraigan de forma adecuada, sincrónica y rítmica. La frecuencia cardiaca oscila normalmente entre 60 y 100 latidos por minuto (lpm) [25].

Toda irregularidad en el ritmo natural del corazón se denomina arritmia. Por lo general, se pueden sentir latidos irregulares o palpitaciones en algún momento de la vida, y estas palpitaciones leves e infrecuentes son inofensivas. Sin embargo, un pequeño porcentaje de la población sufre de arritmias recurrentes y precisan atención médica [26].

Las arritmias pueden dividirse en dos categorías según su origen: ventriculares y supraventriculares. Las arritmias ventriculares se producen en las dos cavidades inferiores del corazón, denominadas ventrículos. Las arritmias supraventriculares se producen en las estructuras que se encuentran encima de los ventrículos, principalmente las aurículas, que son las dos cavidades superiores del corazón. En la figura 3.1 se pueden observar las localizaciones de los ventrículos y las aurículas en el corazón.

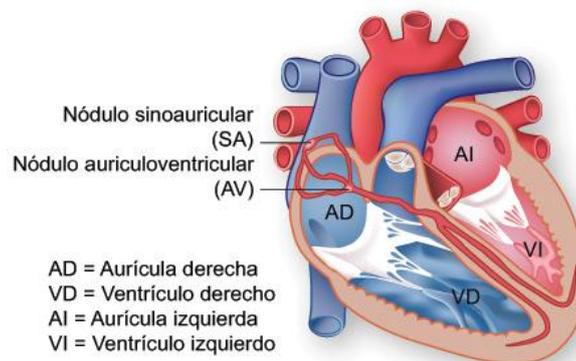


Figura 3.1. Representación del corazón, indicando la localización de los ventrículos y las aurículas.

Las arritmias también pueden clasificarse según su frecuencia cardiaca. En general, un ser humano en reposo mantiene una frecuencia cardiaca de entre 60 y 100 latidos por minuto (lpm). Se considera bradicardia cuando la velocidad de los latidos es inferior a los 60 lpm, mientras que se denomina taquicardia cuando supera los 100 lpm. Existe un tercer tipo de arritmia, la fibrilación, que aparece cuando se producen latidos rápidos y no coordinados

debidas a contracciones de fibras musculares cardiacas individuales, este es el tipo más grave de arritmia. Por último, la ausencia de latidos cardiacos se denomina asistolia.

Las arritmias aparecen por tres motivos: cuando el impulso eléctrico no se genera adecuadamente, cuando el impulso eléctrico se origina en un sitio erróneo y/o cuando los caminos para la conducción eléctrica están alterados. Estos motivos pueden aparecer por un defecto congénito, es decir que nacen con este problema. Algunas enfermedades, entre ellas ciertos tipos de enfermedades cardiacas, la presión arterial alta y la hemocromatosis (acumulación de hierro en el organismo), pueden contribuir a las arritmias. Además, el estrés, la cafeína, el tabaco, el alcohol y algunos medicamentos de venta libre para la tos y los catarros pueden afectar al ritmo natural de los latidos del corazón.

En el algoritmo de reducción de falsas alarmas se considerarán los siguientes tipos específicos de arritmias:

- **Asistolia** (figura 3.2): Es una detención de las contracciones cardiacas, particularmente de las contracciones ventriculares, permaneciendo el corazón inmóvil en diástole. Esta forma de paro cardiaco se opone a la originada por el cese de los latidos por fibrilación ventricular. Se considera asistolia cuando un intervalo entre QRS consecutivos es al menos de 4 segundos.



Figura 3.2. Forma de onda del ECG con Asistolia.

- **Taquicardia extrema** (figura 3.3): Se caracteriza por un incremento exagerado en la frecuencia cardiaca provocando una contracción de los ventrículos tan rápida que no alcanzan a quedar llenos de sangre en cada ciclo cardiaco lo cual produce shock y eventualmente la muerte [27]. Se considera taquicardia extrema cuando la frecuencia cardiaca es mayor a 150 pulsaciones por minuto.



Figura 3.3. Comparación entre formas de onda de la ECG cuando existe Taquicardia y cuando actúa con normalidad.

- **Bradicardia extrema** (figura 3.4): Se da cuando la frecuencia cardiaca disminuye exageradamente de forma que el volumen eyectado por el corazón sea normal pero con los latidos tan espaciados la cantidad que llega a los tejidos no es suficiente para oxigenarlos. También puede provocar shock y muerte. Esta situación se manifiesta con un mal funcionamiento del nódulo sinusal. Se considera bradicardia extrema cuando la frecuencia cardiaca es inferior a 40 pulsaciones por minuto.

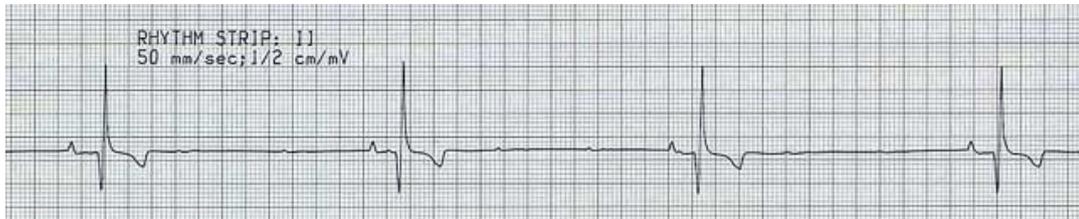


Figura 3.4. Forma de onda del ECG con Bradicardia Extrema.

- **Taquicardia ventricular** (figura 3.5): Es una taquicardia que se origina en las cámaras inferiores (ventrículos). Por lo general, en este tipo de taquicardia la forma de onda se presenta anormalmente redondeada. Se considera taquicardia ventricular cuando el ritmo ventricular es mayor a 100 pulsaciones por minuto y su forma de onda resulta vistosa y redondeada debido al sobreesfuerzo que el corazón lleva a cabo.

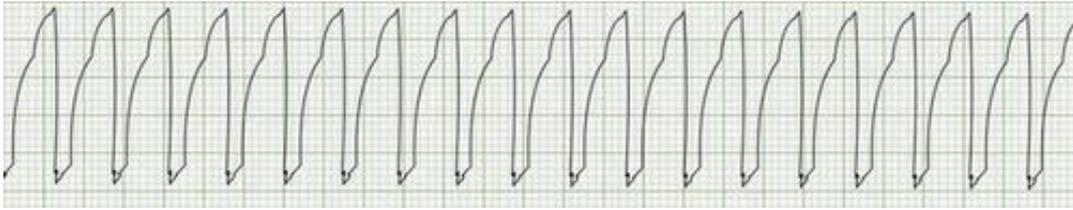


Figura 3.5. Forma de onda del ECG con Taquicardia Ventricular.

- **Fibrilación ventricular** (figura 3.6): Directamente relacionada con la insuficiencia cardíaca, se trata de un temblor o aleteo que puede producir eventos inesperados como embolias graves o ictus cerebral, también puede producir en algunos casos fatiga extrema. Se considera fibrilación ventricular cuando el ECG se muestra como una onda fibrilatoria (irregular) durante al menos 4 segundos consecutivos.

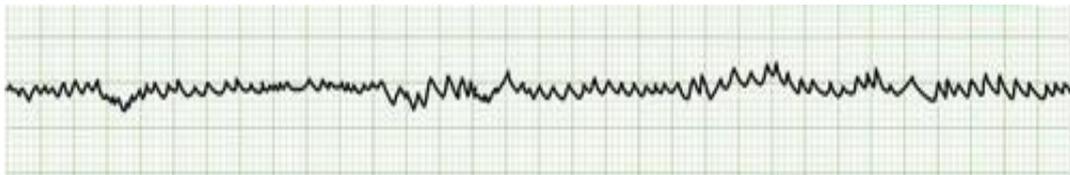


Figura 3.6. Forma del ECG con Fibrilación Ventricular.

3.4.1.2. MENSAJES DE ALARMAS ELECTROCARDIOGRÁFICAS

Los mensajes de alarmas electrocardiográficas se clasifican por orden de gravedad:

▪ **Alarmas rojas**

Las alarmas rojas se manifiestan con un tono que se repite cada segundo y luces intermitentes. Son de prioridad máxima y aparecen con tres asteriscos en el monitor.

Sus causas son problemas graves en el funcionamiento de la actividad cardíaca:

- Asistolia
- Fibrilación
- Taquicardia Ventricular
- Taquicardia Extrema

- Bradicardia Extrema

▪ **Alarmas amarillas**

Las alarmas amarillas se manifiestan con un tono breve que se repite cada segundo y luces intermitentes. Las alarmas amarillas van asociadas a los límites de alarmas preconfigurados.

Sus causas son:

- Frecuencia cardiaca sobrepasa el umbral superior o es inferior al umbral inferior.
- Frecuencia cardiaca irregular (ritmo constantemente irregular, intervalos R-R irregulares).
- Taquicardia Ventricular no sostenida.
- Malfuncionamiento del marcapasos.
- Pausa (ningún latido detectado durante 1,75 segundos)
- Otros problemas cardiacos que no son graves pero requieren atención médica.

▪ **Mensajes de INOP**

Los mensajes de INOP aparecen cuando el monitor no puede medir o procesar las señales correctamente. Esto se debe a problemas con el equipo o el paciente. Se requiere primero comprobar el estado del paciente. Estos mensajes se manifiestan con un pitido que se repite cada 2 segundos.

3.5. LOS PROBLEMAS DE LAS ALARMAS

El entorno de la UCI está formado por personal clínico muy ocupado, a cargo de varios pacientes a la vez, y de un gran número de variables medidas por varios dispositivos para conocer el estado de cada paciente [6]. En teoría, la mejor monitorización ha sido siempre la vigilancia, pero los humanos no pueden mantener la atención largo rato en situaciones poco activas, como si se tratará de conducir por una autopista solitaria. Sin embargo, los humanos tienen un sexto sentido que, siempre presente, supera a cualquier monitor.

Las alarmas de monitorización surgen como un intento por abordar el problema de la vigilancia, midiendo variables del paciente y, en el mejor de los casos, usando las tendencias para dar alertas de una misma señal (por ejemplo, en detección de arritmias). Podemos preguntarnos si necesitamos más monitorización de señales individuales o una mejor integración de las medidas existentes para producir alarmas más inteligentes y fiables. Nuestro sistema se decanta por lo segundo.

Las falsas alarmas son un gran problema. Los estudios indican que de un 40 al 75 % de todas las alarmas son falsas, y pueden llegar hasta al 95% para algunos tipos de alarmas. Existen dos razones principales para la elevada tasa de falsas alarmas. Una es que la información fisiológica puede ser severamente corrompida por artefactos, ruido o pérdida de detección de la señal. La otra razón es que se siguen usando algoritmos de alarmas invariados y umbrales numéricos simples en los monitores clínicos de cabecera actuales [28].

Las alarmas sin sentido son más de una molestia (alarmas cada 4.5 - 18 minutos), provocan que el modo normal de operación sea con alarmas apagadas. El problema de las "alarmas molestas" crece cuando las nuevas tecnologías de medida traen nuevos monitores, cada uno con su propia alarma [6].

La solución consiste, entonces, en una implementación de alarmas inteligentes usando técnicas de inteligencia artificial, factores humanos para diseño ergonómico, y desarrollo de nuevos procedimientos para modelar y medir los mecanismos fisiológicos.

Podemos considerar el proceso de generar alarmas dividido en tres tareas: medición por sensores, procesamiento de señal, y presentación de alarmas. Este trabajo está enfocado a la mejora de la segunda tarea.

En el procesamiento de la señal, los criterios de alarma deben ser dinámicos: dependientes del paciente, del procedimiento y del tiempo, y deben diseñarse para acomodar fácilmente nuevas variables medidas. Por ejemplo, la frecuencia cardíaca es una variable tradicional derivada de la forma de onda de ECG. Sin embargo, nuevas variables medidas suelen ser evaluadas por su valor solitario. Se han empleado varias estrategias para lidiar con el problema de las falsas alarmas. No obstante, muchas de estos estudios usan un número muy limitado de alarmas y pacientes [28].

4. SISTEMAS DE DETECCIÓN DE LA QRS EN EL ECG

Existe un gran número de algoritmos propuestos para la detección del complejo QRS, con diversas características de funcionamiento y comportamiento respecto del ruido [29]. Los más usuales pueden clasificarse en:

- **Métodos sintácticos:** Se basan en la aplicación de reglas sintácticas sobre la señal. Dichas reglas se definen a partir de la morfología y secuencia de aparición de las ondas del ECG, extrayendo así un patrón de la señal a detectar.
- **Métodos no sintácticos:** Se basan en un preprocesado de la señal, que elimina ruido y destaca las características de interés, posteriormente se aplica una regla de decisión que comprueba la presencia de un QRS válido. Dicha regla de decisión se suele basar en umbrales (adaptativos o no). Los métodos no sintácticos se utilizan con mayor frecuencia que los sintácticos debidos a su mayor velocidad de cálculo, que los hace más idóneos para detección en tiempo real.

Los distintos procedimientos que se pueden utilizar para la detección del complejo QRS presentan unas prestaciones superiores a los demás considerando todos los tipos posibles de ruido. Así, los algoritmos basados, en la amplitud tendrán peores prestaciones cuando el ruido superpuesto produzca variaciones de la misma, como pueden ser las oscilaciones de la línea basal. Sin embargo son más inmunes a ruidos como el EMG, que los algoritmos basados en filtros digitales convencionales que no pueden eliminarlo ya que hay un solapamiento entre espectros. La utilización de un procedimiento de determinación u otro vendrá dado en función del tipo de ruido dominante en el ECG, y la complejidad del mismo, que redundará en el tiempo de computación.

Además del ruido, otro factor que influye en la precisión del detector es la frecuencia de muestreo. Un valor bajo de la misma produce incertidumbre en la estimación del pico de la onda R, lo que altera de forma importante el espectro de la serie. El rango óptimo está en

250-500 Hz o superior. En caso de utilizar frecuencias menores (siempre $\geq 100\text{Hz}$), se deberá utilizar un algoritmo de interpolación (el estándar recomienda interpolación parabólica). A continuación se analizarán algunas técnicas de detección de QRS.

4.1. ALGORITMOS BASADOS EN FILTRADO DIGITAL

El filtrado digital se utiliza en la fase de preprocesado del detector como función de transferencia que actúa sobre una zona del espectro de la señal atenuándola o amplificándola. Para ello, se requiere un conocimiento previo del contenido frecuencial de la señal. El ECG contiene, además del complejo QRS y las ondas P y T, interferencia de red, EMG, artefactos debidos al movimiento de los electrodos y al potencial de contacto de éstos con la piel, junto a otras posibles interferencias del entorno (equipo de cirugía, etc.).

El espectro promedio del ECG se muestra en la figura 4.1.

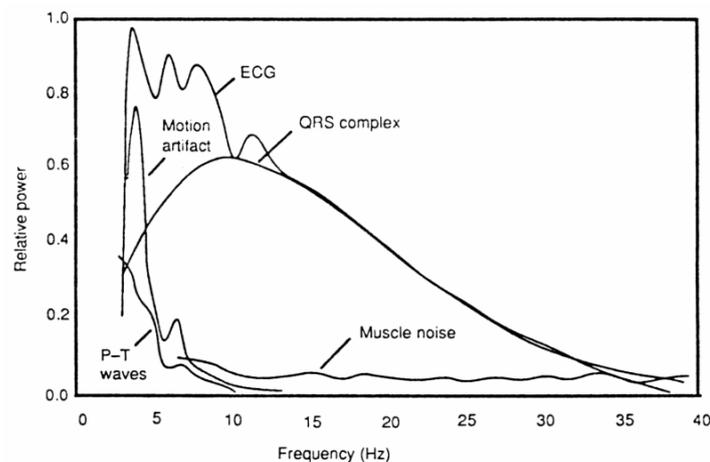


Figura 4.1. Espectro de potencias relativo del ECG

En la figura anterior se muestra el espectro de potencias relativo del QRS, P, T, EMG y artefactos de movimiento basado en un promediado de 150 pulsos. La figura 4.2 muestra el efecto del filtrado paso-banda sobre pulsos normales de ECG y contracciones ventriculares prematuras (PVC). El filtro atenúa las ondas P y T, permitiendo aplicar un umbral de decisión para la detección de QRS. No obstante, pulsos anómalos como los PVC, con características frecuenciales similares a los QRS normales, serían detectados por el algoritmo, y es necesario

aplicar criterios de decisión adicionales para evitarlo (que es precisamente el propósito que se plantea en el trabajo).

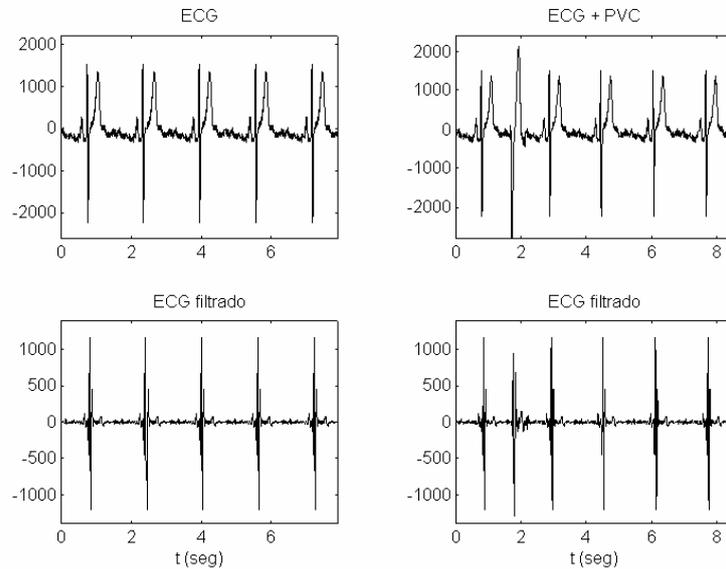


Figura 4.2. Efecto del filtrado paso-banda sobre pulsos normales ECG y PVC

A partir de la información espectral, hay que diseñar un filtro que produzca la máxima relación señal-ruido (SNR) para el QRS. En este caso, el máximo valor de SNR corresponde a un filtrado paso-banda con una frecuencia central de 17 Hz. El valor de la Q (factor de calidad) del filtro determina la transferencia de la señal de interés a través del mismo. Un valor de Q demasiado alto produciría una respuesta con oscilaciones importantes, por lo que una Q de 3 proporciona una buena solución en este caso.

4.2. ALGORITMOS BASADOS EN AMPLITUD Y DERIVADAS

Los tramos del ECG que presentan una derivada mayor se corresponden con los de máxima pendiente de la señal, que son los que forman la onda R. Por ello, la aplicación de umbrales de decisión sobre la derivada de la señal puede determinar la presencia de complejos QRS. Para aumentar la selectividad del algoritmo se pueden aplicar condiciones sobre la amplitud, ya

que la onda R es también la de mayor amplitud en ECG normales. La derivada segunda de una señal proporciona información de las variaciones de la pendiente, por lo que también se ha aplicado en algunos casos.

El hecho de aplicar umbrales sobre la amplitud de la señal, implica la necesidad de eliminar previamente las oscilaciones de la línea base (o nivel de referencia del registro). La principal contribución al desplazamiento del nivel basal es la tensión adicional generada por la interfaz entre el cuerpo y los electrodos de adquisición. El rango del mismo oscila entre los 50 mV hasta algunos voltios, dependiendo del tipo de electrodo utilizado. En 1931, Wilson definió el nivel basal del ECG como *"el potencial en un instante en el que el corazón no produce corrientes eléctricas, un potencial que para nuestros propósitos puede ser considerado como cero"*. Según esto, el nivel de referencia (punto isoelectrico) estará entre el final de la onda T y el principio de la P. La respiración tiene el efecto de modular en amplitud la señal cardíaca, produciendo también oscilaciones en la línea basal.

En consecuencia, el primer paso para la determinación del QRS será eliminar esta oscilación o bien implementar un algoritmo de detección inmune a la misma. Existen diferentes métodos para estabilizar estas oscilaciones:

- Filtrado pasa-alto: elimina oscilaciones de baja frecuencia, mediante la utilización de un filtro pasa-alto con frecuencia inferior de corte igual a la mínima de la banda pasante de la señal (0.05 Hz para el ECG).
- Filtrado pasa-bajo: obtiene la oscilación de baja frecuencia mediante un filtro pasa-bajo con igual frecuencia de corte que en el caso anterior y la resta de la señal. La diferencia entre la señal original y la obtenida con el filtrado nos da la señal sin oscilaciones basales.
- Interpolación: Se determina un polinomio interpolador, (que puede ser parabólico, cúbico, etc.) entre puntos isoelectricos del ECG, obteniendo así una estimación de la oscilación basal. Al igual que en el caso anterior la diferencia entre esta estimación y la señal nos dará un ECG sin oscilaciones. Para aplicar este método, es necesario hallar en primer lugar los puntos isoelectricos, por lo que tenemos un problema recursivo ya que queremos eliminar las oscilaciones de la línea base para fijar la posición de la onda R sin

error, pero para la determinación de estos puntos hemos de hallar en primer lugar esta onda. Además, si no estimamos la posición de estos puntos con suficiente precisión, al substraer la señal interpolada de la del ECG obtendremos como resultado una distorsión de la señal.

- Filtrado adaptativo: La utilización de un filtro adaptativo con un solo coeficiente, cuya entrada de referencia es un nivel constante de valor unidad, presenta un comportamiento de filtrado pasa-alto con frecuencia de corte (F_c) dada por:

$$F_c = \mu F_m / \pi$$

siendo F_m la frecuencia de muestreo y μ la constante de adaptación.

En la figura 4.3 se muestra un ejemplo de la eliminación de oscilación basal con los métodos comentados. Puede observarse una deformación de la señal para algunos de ellos, lo que limita su utilización en determinadas aplicaciones. El efecto de una elección incorrecta del orden del polinomio interpolador puede verse en el caso de interpolación lineal, en el que no se consigue eliminar correctamente la oscilación basal:

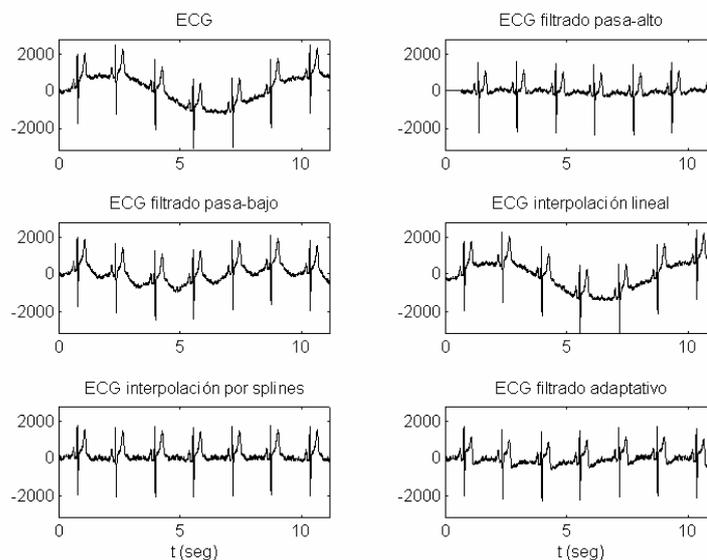


Figura 4.3. Eliminación de la oscilación basal utilizando diferentes métodos

4.3. MÉTODO DE PAN Y TOMPKINS

Los métodos para detectar el QRS más aplicados son los no-sintácticos, y de entre ellos el método de Pan y Tompkins (o Pan-Tompkins). En este caso, la detección del QRS se basa en el análisis de amplitud, pendiente y anchura de los complejos QRS. El método presenta el diagrama de bloques representado en la figura 4.4.



Figura 4.4. Diagrama de bloques del algoritmo de Pan y Tompkins

Las etapas del mismo son:

- Filtrado pasa-banda: compuesto por un pasa-alto y pasa-bajo en cascada, que atenúa las bajas frecuencias características de las ondas P y T, así como de las oscilaciones basales, y también atenúa las frecuencias altas del EMG y la interferencia de red.
- Derivación: destaca las pendientes rápidas de la señal, que coinciden en el caso del ECG con el QRS.
- Transformación no lineal: eleva al cuadrado la señal, convirtiéndola en positiva antes de la integración, y acentuando también las frecuencias altas, que corresponden al QRS.
- Promediación: puesto que complejos anormales con amplitudes y pendientes iguales o mayores que los QRS, como es el caso de los PVC, pueden ser detectados como QRS normales, se utiliza un promediador de ventana móvil para obtener la duración del complejo detectado, ya que los PVC suelen presentar duraciones mayores que los QRS normales.

La ecuación del promediador viene dada por:

$$y(n) = [x(n - (N - 1)) + x(n - (N - 2)) + \dots + x(n)] / N$$

Donde N es el número de muestras de la ventana. La anchura de la ventana debe tomarse de manera que contenga los complejos QRS normales o anómalos, sin llegar a incluir la onda T. El algoritmo fija este valor en 150 ms.

Se definen dos tipos de umbrales, que permiten diferenciar si la detección corresponde a un QRS o a ruido (onda T, EMG, etc.). Cada vez que se detecta un QRS o ruido, los correspondientes umbrales se actualizan con el nuevo valor, por lo que el algoritmo se adapta a los cambios del ECG para cada paciente en particular.

Además, si se produce un fallo de detección (un QRS no es detectado porque el umbral en ese instante es demasiado alto), el algoritmo implementa una técnica de "búsqueda atrás". Para ello, se debe mantener información de la separación normal entre pulsos consecutivos y, si se supera ésta, se vuelve a analizar el tramo anterior con un umbral menor. El algoritmo utiliza un histórico del valor promedio de los últimos 8 intervalos RR normales, y cada vez que se detecta un nuevo QRS se compara el último RR con el promedio. Si está dentro de rango, se actualiza el promedio. Si está fuera de rango, se activa la búsqueda atrás.

5. ALGORITMO DE DETECCIÓN ROBUSTA DE LOS LATIDOS DEL CORAZÓN

En este capítulo, se detallará el proceso de implementación de un algoritmo de detección robusta de los latidos del corazón en el entorno de MATLAB.

5.1. INTRODUCCIÓN

El detector QRS que se usa generalmente en la UCI para la detección de latidos en un ECG funciona eficientemente cuando la señal es estable. Sin embargo, presenta varios problemas cuando se encuentra con entornos adversos como falta de calidad de la señal o ruido procedente del exterior. Por este motivo, se implementará un algoritmo que mejore este sistema de detección utilizando otras señales fisiológicas relacionadas con la actividad cardiaca, en este caso, la señal ABP.

El algoritmo a implementar tendrá como parámetro de entrada la ubicación del fichero donde están ubicadas las señales multiparamétricas de un paciente específico, el algoritmo deberá crear un fichero de anotaciones con las ubicaciones de los latidos cardiacos detectados. Este fichero se creará con una función de un paquete de herramientas proporcionado por Physionet llamado WFDB (WaveForm DataBase) ToolBox a partir del vector de muestras con las localizaciones de los latidos cardiacos.

En este capítulo, se explicará detalladamente el algoritmo implementado que mejora la detección de latidos de un detector QRS sobre el ECG usando la ABP.

5.2. MATERIALES

PhysioNet cuenta con una enorme base de datos donde se incluyen datos clínicos, una librería con tutoriales, guías de referencia, desafíos y publicaciones, desarrollos colaborativos de

información y software y herramientas en forma de software para la exploración y análisis de señales clínicas.

En concreto, los dos últimos desafíos publicados por PhysioNet serán nuestra principal referencia a lo largo de este trabajo: "Detección robusta de los Latidos del corazón en Datos Multimodales" y "Reducción de las Falsas Alarmas de Arritmia en la UCI". Estos retos tienen como objetivo acelerar el desarrollo de herramientas de investigación de código abierto que puedan analizar de forma fiable, eficiente y automática los datos haciendo uso de las señales fisiológicas asociadas a cada paciente.

El recurso PhysioNet cuenta con un gran archivo en crecimiento de grabaciones digitales bien caracterizados de señales fisiológicas y datos relacionados para su uso por la comunidad de investigación biomédica [30]. El llamado '*PhysioBank*' incluye actualmente bases de datos de múltiples parámetros cardiopulmonares, neuronales, y otras señales biomédicas de sujetos sanos y pacientes con una variedad de condiciones con importantes implicaciones para la salud pública, incluyendo la muerte súbita cardiaca, insuficiencia cardiaca congestiva, epilepsia, apnea del sueño y envejecimiento. Estos datos están disponibles bajo dominio público.

Para implementar el algoritmo se usará una base procedente de un desafío publicado por PhysioNet llamado '*Detección robusta de los Latidos del corazón en Datos Multimodales*', que consta de 100 extractos de 10 minutos de grabaciones multiparamétricas de humanos adultos, tanto pacientes con una amplia gama de problemas como voluntarios sanos. Cada registro contiene de cuatro a ocho señales, la primera es la señal ECG, y las otras son una variedad de señales fisiológicas registradas simultáneamente, que pueden ser útiles para la detección robusta de latidos. Las señales se han digitalizado con tasas de entre 120 y 1000 muestras por segundo, en cualquier registro dado, sin embargo, todas las señales se muestrean a la misma frecuencia fija de 250 Hz.

Muchos de estos registros se pueden procesar sin errores utilizando un simple detector QRS que actúe sobre el ECG, pero otros plantean serias dificultades a menos que se haga un buen uso de la información disponible en el resto de las señales. También se encuentra un conjunto de anotaciones con los latidos referenciados, extraídos por expertos mediante la observación de las ubicaciones de los complejos QRS de la señal ECG.

Una vez organizada la base de datos en sus correspondientes ficheros, se usarán las herramientas WFDB para llevar la información de las señales al entorno de MATLAB, donde se implementará el algoritmo. Por cada paciente, se creará una matriz que contiene las señales pertenecientes a dicho paciente y una estructura ("*struct*") con toda la información relativa a las señales y al paciente. La matriz tiene tantas filas como señales registradas de ese paciente, de forma que cada fila representa una señal fisiológica específica, estas señales están sincronizadas entre sí y pertenecen al mismo intervalo de tiempo.

La estructura contiene una descripción detallada acerca de las señales que se encuentran la matriz, por ejemplo:

- Número de muestras en la grabación.
- Duración de la grabación.
- Nombre de la grabación.
- Índice de la grabación.
- Descripción de la señal.
- Frecuencia de muestreo.
- Nombre de archivo
- Tiempo de inicio
- Resolución de bit de la señal
- Valor físico para 0 ADC
- Nivel físico de cero de la señal
- Unidades clínicas

En la figura 5.1 se muestra un fragmento de un conjunto de señales procedentes de un mismo intervalo de tiempo que pertenece a un paciente de esta base de datos:

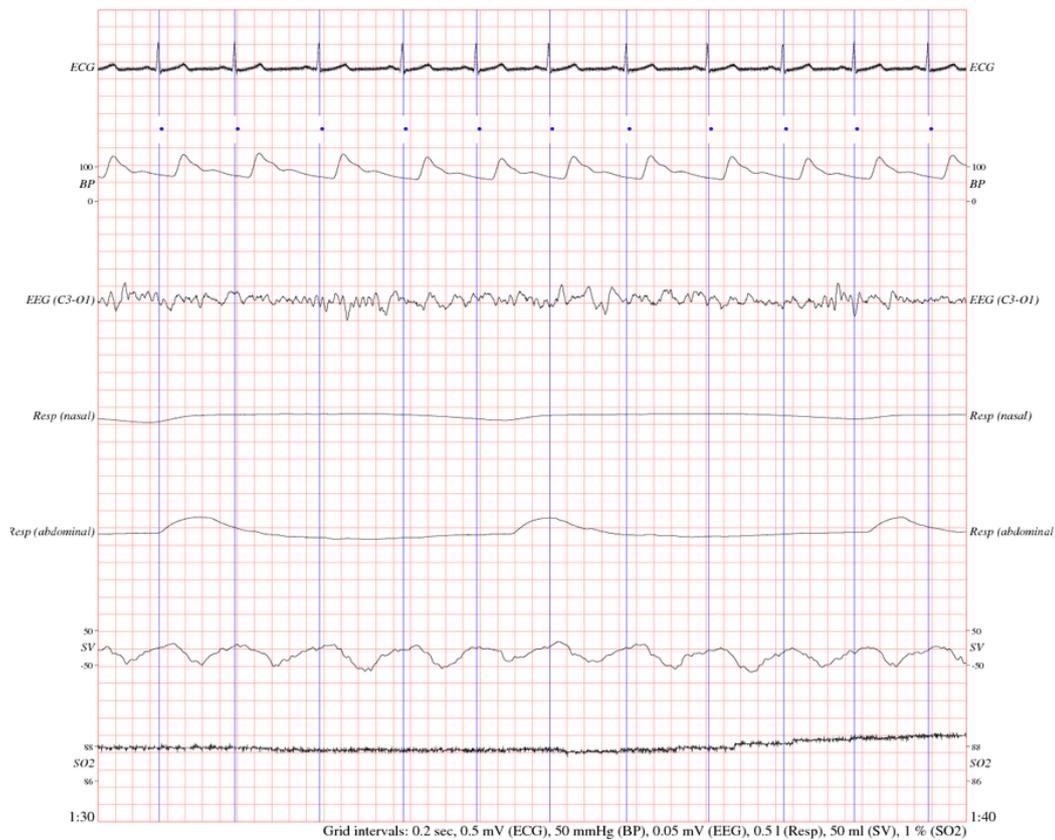


Figura 5.1. Muestra de la base de datos utilizada para la detección de latidos cardiacos.

5.3. MÉTODOS

Antes de comenzar con la implementación del algoritmo, se debe mencionar que se usarán varias funciones procedentes de las herramientas '*WFDB ToolBox*'. La información de este paquete se encuentra ubicada en una carpeta llamada '*mcode*' que contiene todas sus funciones a utilizar en MATLAB. Por tanto, como usaremos algunas de estas funciones, se deberá añadir esta carpeta al entorno de MATLAB antes de la ejecución del algoritmo para que pueda ejecutarse:

- Una vez en MATLAB, acceder al directorio donde se ubica la carpeta '*mcode*' en la carpeta de trabajo de MATLAB, '*Current Folder*'.

- Seleccionar '*mcode*' con el botón secundario y elegir la opción '*Add to Path -> Selected Folder and Subfolders*'.

Adicionalmente, a medida que se detallan los pasos implementados en el algoritmo se mostrarán figuras que los representen. Las figuras mostradas en este capítulo pertenecen al paciente 112 de la base de datos.

El algoritmo presenta el diagrama de funciones mostrado en la figura 5.2. Para implementarlo, se comienza usando el detector de instantes R para ECG que se incorpora dentro de las herramientas que nos proporciona Physionet '*WFDB ToolBox*'. Para ello, primero se genera un archivo de anotaciones en formato WFDB (que contiene el vector de latidos detectados) usando la función "*gqrs*" y seguidamente se lee el archivo para obtener el vector en el entorno de MATLAB usando la función WFDB "*rdann*", este vector se llamará '*tms_ecg*' o '*tms_final*'.

Por otro lado, también se ejecuta una función del WFDB que accede al archivo de anotaciones generado anteriormente y devuelve como salida un vector RR con los intervalos de tiempo entre los instantes R consecutivos, este vector se llama '*rr_ecg*'.

El vector de instantes R que se consigue es el que se toma como el vector de instantes R final, sobre el cual se van realizando las modificaciones (figura 5.3).

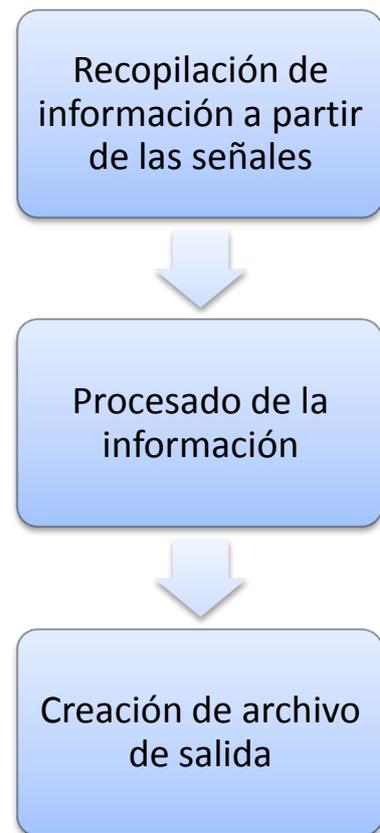


Figura 5.2 Diagrama de Funciones del algoritmo de detección robusta de latidos

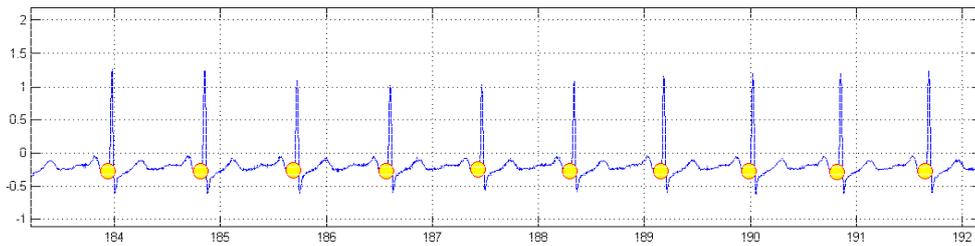


Figura 5.3. Intervalo de una ECG con etiquetas de instantes R detectadas usando WFDB Toolbox

En una primera inspección, se puede contemplar a simple vista que en los momentos de alta estabilidad, la función ofrece grandes prestaciones. Nótese que los puntos detectados no pertenecen exactamente a los instantes R o picos del ECG, sino al inicio de la pendiente de subida, esto no resulta un problema ya que la información relevante que se busca es el retardo entre patrones cardiacos consecutivos para hallar la frecuencia cardiaca. Los problemas de detección surgen cuando llegan las zonas inestables (figura 5.4).

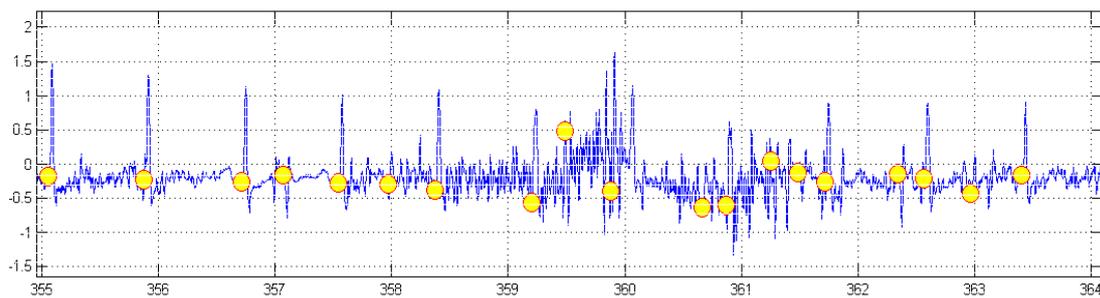


Figura 5.4. Intervalo inestable de una ECG con etiquetas de latidos cardiacos detectadas usando WFDB Toolbox.

En estas zonas, el algoritmo de detección falla visiblemente, por lo tanto, el objetivo será detectarlas y acudir a otras señales para conseguir una mejora en la detección de instantes R. Defínase una zona inestable como aquella zona donde la señal no presenta un comportamiento periódico natural debido a una arritmia cardiaca o a la presencia de ruido en la señal.

Para detectar estas zonas inestables, se ha optado por utilizar precisamente los latidos detectados anteriormente. Cuando el algoritmo detecta dos latidos consecutivos que

se encuentran anormalmente separados o juntos en el tiempo, nos encontramos en una zona inestable. Por tanto, se empezará utilizando el vector que recoge el tiempo entre los instantes R o latidos consecutivos, el vector RR.

A continuación, definimos dos umbrales de tiempo como una fracción de la media del vector RR (RR_{mean}), seleccionados siguiendo un método heurístico:

- RR_{min} : Intervalo de tiempo mínimo entre dos instantes R consecutivos.

$$RR_{min} = 0.55 * RR_{mean}$$

- RR_{max} : Intervalo de tiempo máximo entre dos instantes R consecutivos.

$$RR_{max} = 1.75 * RR_{mean}$$

Cualquier valor dentro del vector RR que sea inferior a RR_{min} o superior a RR_{max} será registrado en un nuevo vector de irregularidades, '*virreg*'. Este vector contendrá, por tanto, aquellos instantes R detectados (verdaderos o erróneos) dentro de las zonas inestables. Si tras la búsqueda el vector de irregularidades queda vacío, significará que la señal es completamente estable, y no hará falta acudir a ninguna señal adicional, y por tanto, el vector de salida será el de instantes R ('*tms_final*') creado con la función de detección de instantes R del WFDB.

La figura 5.5 muestra un ejemplo de una ECG completa con los valores de instantes R registrados en zonas irregularidades.

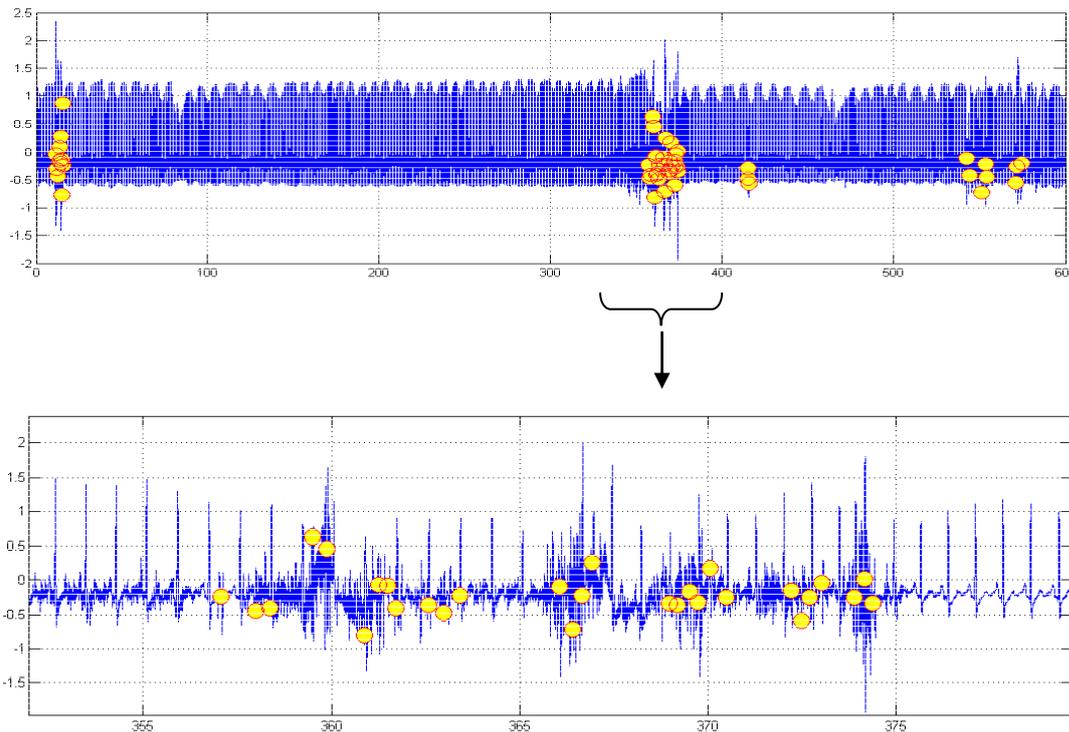


Figura 5.5. ECG con etiquetas de valores registrados de instantes R en zonas irregulares.

En el caso de que el vector de irregularidades no esté vacío (en este caso, el parámetro de salida será el propio vector del detector QRS sobre el ECG, ya que no se han encontrado zonas inestables), se debe acudir a la ABP para relacionar sus instantes de inicio de sístole (el instante donde comienza la subida de presión) con los instantes R del ECG. Para ello, se comienza utilizando una función WFDB, 'wabp', que detecta estos valores en la ABP (figura 5.5), generando un vector de instantes detectados 'tms_bp'.

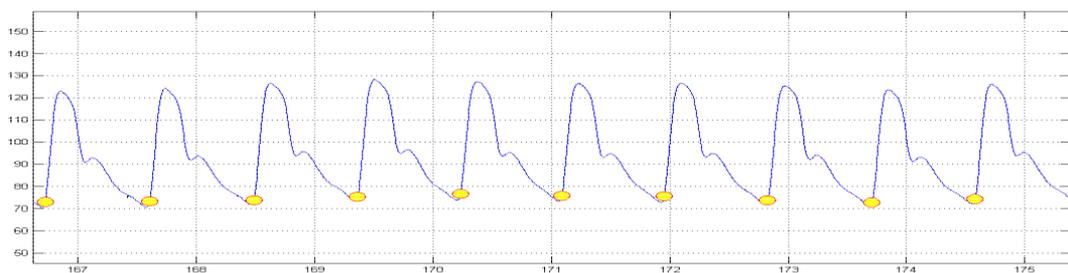


Figura 5.6. Intervalo de una señal ABP con etiquetas de inicio de sístole o de pendiente de subida

Una vez se tengan los dos vectores, el de instantes R del ECG y el de inicio de sístole de la ABP, se debe hallar el retardo medio entre estos valores (en el capítulo de relaciones entre las señales fisiológicas cardiacas definimos como PTT_{ABP} al retardo entre el pico del ECG y de la ABP perteneciente al mismo ciclo cardiaco, en este caso, técnicamente no se calcula este retardo, pero el valor medio de PTT_{ABP} y del retardo que se procede a calcular se consideran razonablemente iguales).

Sabiendo que el PTT tiene una duración aproximada de 200 ms en el ser humano, relacionamos los retardos entre los instantes R y los instantes de inicio de sístoles de la ABP que tengan un retardo aproximado de 200ms. Así, de la misma forma que para detectar zonas inestables, registraremos en un vector de PTT aquellos retardos que se mantengan cerca de los 200 ms utilizando dos umbrales de retardo mínimo y máximo.

Estos umbrales se definen como:

$$PTT_{min} = 0.65 * PTT_{mean}$$

$$PTT_{max} = 1.35 * PTT_{mean}$$

Donde PTT_{mean} equivale en el tiempo a 200 ms, que se traduce en muestras como la frecuencia de muestreo dividido entre cinco. Estos valores umbrales se han seleccionado siguiendo un método heurístico.

Para evitar un exceso de carga computacional, se decide realizar este proceso únicamente con las 100 primeras muestras de cada vector. Finalmente, se obtiene un vector con todos aquellos retardos cercanos a los 200 ms, y por tanto, definimos la PTT como la media de los valores de este vector.

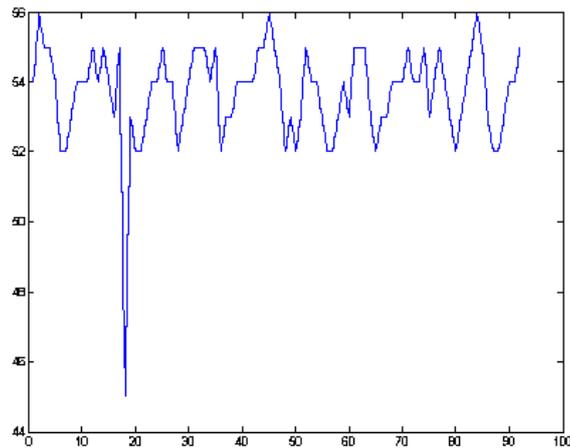


Figura 5.7. Ejemplo de Vector de PTT

En la figura 5.7 se puede ver cómo resulta el vector de PTT de forma general, por lo tanto, en este caso, la media del PTT es de 54 muestras, que equivale a 270 ms. El valor PTT se utilizará posteriormente.

Por último lugar, se remueven aquellos instantes R detectados en zonas irregulares y se reemplazarán por los instantes de inicio de sístole de la ABP, al que se le restarán el retardo PTT calculado anteriormente.

Para remover los valores de las zonas inestables del vector de instantes R, buscamos los valores que coinciden entre este vector y el vector de irregularidades. En esos casos se eliminan los valores coincidentes y se concatena con los valores restantes utilizando la función '*vertcat*'.

Para que no queden valores de instantes R dentro de zonas irregulares antes de eliminar aquellas muestras coincidentes, se comprueba si la siguiente muestra del vector de irregularidades se encuentra antes que tres veces el tiempo entre tres instantes consecutivos medios. En caso afirmativo, se van marcando los índices de las posiciones inferior y superior para las muestras que se quieren eliminar. De este modo se consiguen eliminar todos los instantes que existen en las zonas irregulares (ya que algunos no fueron recogidos por el vector de irregularidades). El vector provisional de instantes R queda representado en la figura 5.8.

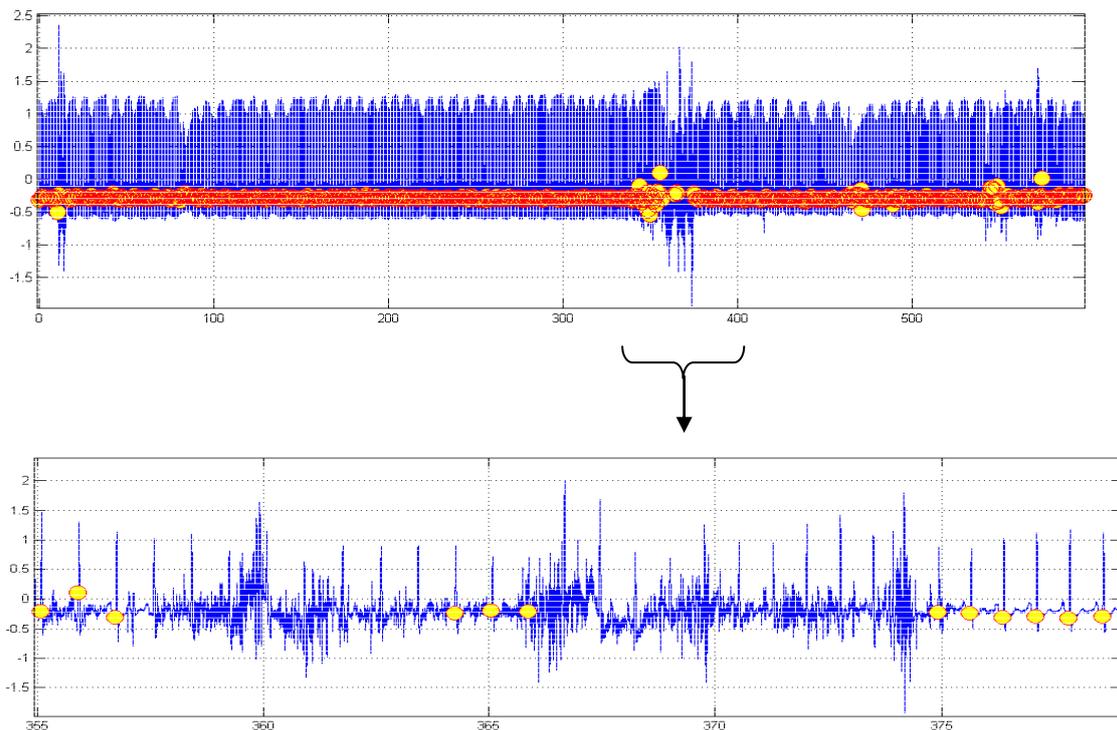


Figura 5.8. ECG con etiquetas de los instantes R sólo en zonas regulares.

Se puede apreciar como en las zonas inestables el vector no recoge ningún latido. Si el paso anterior se hubiera obviado, estas zonas inestables tendrían algún valor suelto, que no fue recogido por el vector de irregularidades inicial, dificultando nuestros siguientes pasos.

Finalmente, queda completar las zonas irregulares con los instantes generados a partir del vector de pulsos detectados a partir de la ABP, al que se le restará el retardo PTT hallado anteriormente. Para ello, se empieza generando un nuevo vector con los instantes de la ABP menos el retardo PTT, el vector '*tms_bptoecg*'.

Para conocer en que posiciones temporales se localizan los instantes, se ejecuta un bucle para recorrer todas las posiciones del vector provisional de instantes R y se comprueba si la siguiente muestra supera 1.8 veces la media de tiempo entre dos instantes R consecutivos (esto es, la media del vector RR, calculada anteriormente). En caso afirmativo, nos encontramos en una zona irregular y se añade un nuevo instante del vector '*tms_bptoecg*' que previamente hemos generado.

Para añadir una muestra en el instante adecuado, simplemente se busca el valor más cercano a la muestra de la posición que estamos buscando. Este valor se consigue usando la función '*min*' de MATLAB entre la resta de la muestra mencionada con el vector '*tms_bptoecg*', que como resultado nos da el valor mínimo y la posición donde se encuentra.

Ya solo queda incluir esta muestra en el vector concatenando nuevamente con la función '*vertcat*'. A continuación se presenta una figura de una zona irregular del ECG junto con las etiquetas de este vector final, que se toma como parámetro de salida:

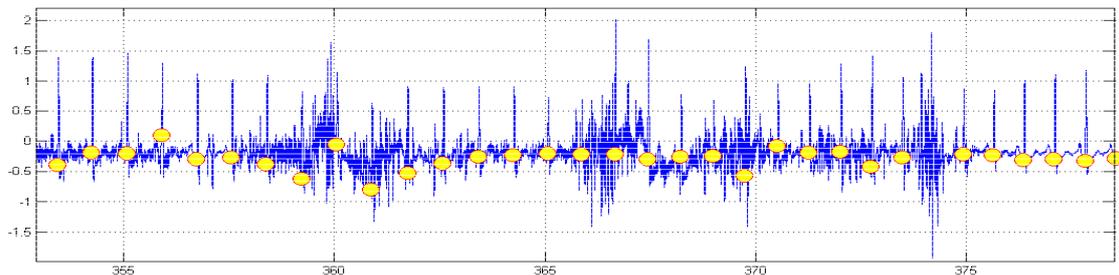


Figura 5.9. Intervalo irregular de una ECG con etiquetas de instantes R detectados por el algoritmo implementado

En la figura 5.9, se puede ver cómo todos los instantes detectados se encuentran próximos al instante R (los mayores picos de cada latido, y por tanto, da lugar a una mejora de precisión en aquellos parámetros que provienen de los latidos cardiacos, por ejemplo, la frecuencia cardiaca.

5.4.RESULTADOS

Para la obtención de resultados, se ha implementado un algoritmo de puntuación que relaciona las anotaciones de los latidos correctos, extraídos por expertos, con las anotaciones generadas por este algoritmo, dando como salida un valor de sensibilidad (Se) y el valor predictivo positivo (+P). Este algoritmo cuenta para cada paciente el número de latidos correctamente detectados (*true positives*, o TP), los latidos no detectados (*false negatives*, o FN) y las detecciones de latidos falsos (*falsos positivos*, o FP). La anotación generada por nuestro algoritmo deberá ser localizada dentro de un intervalo de 150ms de tiempo de la anotación de referencia.

La sensibilidad (Se) es el porcentaje de los latidos detectados positivos frente a los no detectados y el valor predictivo positivo (+P) es el porcentaje de verdaderos positivos detectados frente a los falsos positivos, respectivamente:

$$Se = 100 \cdot TP / (TP + FN)$$

$$+P = 100 \cdot TP / (TP + FP)$$

En ámbitos clínicos, la sensibilidad mide la proporción de valores que son detectados correctamente. Por ejemplo, la proporción de enfermos que son identificados correctamente por la prueba. El valor predictivo positivo mide la probabilidad de que los valores detectados por el algoritmo sean realmente correctos. Por ejemplo, la proporción de individuos con una prueba positiva padecen la enfermedad.

Los resultados obtenidos se presentan en la tabla 5.1.

Anotaciones	Algoritmo de detección robusta de instantes R	Función del WFDB de detección de latidos sobre el ECG
Se (%)	99.50	99.60
+P (%)	99.60	99.01

Tabla 5.1. Resultados obtenidos para el algoritmo de detección robusta de latidos cardiacos.

El algoritmo que se ha implementado ha mejorado los resultados de valor predictivo positivo respecto a la función de detección QRS sobre el ECG. Sin embargo, la sensibilidad ha empeorado ligeramente en este caso.

5.5.DISCUSIÓN

En general, este algoritmo ofrece buenas prestaciones. Los resultados del algoritmo muestran una mejora del valor predictivo positivo a costa de un pequeño margen de error en la sensibilidad. El algoritmo es sencillo, y los valores de las umbrales no han sido lo suficientemente testeados como para dar lugar a unos resultados óptimos.

Un aumento en la predictividad y una ligera disminución en la sensibilidad significa que, por lo general, se detecta una pequeña menor cantidad de instantes R, pero los que se

detectan suelen estar mejor ubicados. Consiguiendo una mayor fiabilidad en las zonas inestables, que es justamente el objetivo que se persigue al implementar este algoritmo.

Estos resultados se deben a que al eliminar los latidos detectados por la función WFDB en las zonas inestables y al reemplazarlos por los latidos extraídos a partir de la ABP se consigue eliminar la mayoría de los latidos erróneos detectados. La cantidad de latidos reemplazados son ligeramente inferiores, eliminando así los latidos falsos redundantes aunque en algunos casos son colocados en valores temporales erróneos.

Por otro lado, este código no tiene en cuenta los posibles latidos prematuros del corazón, como el latido prematuro supraventricular (SVPB) y la contracción ventricular prematura (PVC). Éstos eventos pueden ser detectados por la función *gqrs*, pero pueden confundirse como latidos en una zona irregular, dando la posibilidad de que se eliminen y queden como falsos negativos. Además, la señal BP no sufre cambios cuando estos eventos ocurren, por tanto, no podemos guiarnos de esta señal para detectarlos.

El algoritmo depende en gran medida de la actuación de las funciones *gqrs* y *wabp*. Se puede asumir que aunque la función *gqrs* sea susceptible a falsos positivos debidos a artefactos, rara vez produce falsos negativos fuera de las zonas inestables. Por tanto, este algoritmo tiende a perder un latido cardiaco cuando la función produce falsos negativos que no estén en las zonas ruidosas.

En el desafío existen un gran número de algoritmos que buscan estos mismos objetivos que provienen de los participantes. Sus resultados no pueden ser directamente comparables con los nuestros debido a que se generan a partir de un algoritmo de puntuación diferente (el que proporciona el desafío) y además, se usa sobre una base de datos más amplia y compleja. Hay que tener en cuenta que el objetivo que se persigue en el desafío es obtener un código que detecte no solo aquellos latidos naturales, si no aquellos latidos especiales que puedan aparecer, como latidos prematuros, y diferenciarlos. Los participantes del desafío han utilizado diversos métodos para ofrecer una detección de latidos cardiacos robusta.

Por ejemplo, el equipo formado por Alistair E.W. Johnson, Joachim Behar, Fernando Andreotti, Gari D. Clifford y Julien Oster, ganadores del desafío, han optado por mejorar los detectores que proporciona el desafío (y se han usado en este algoritmo) a través de dos

enfoques diferentes. Por un lado, se basaron en calcular las medidas de calidad de la señal para el ECG y la señal ABP. Por el otro, usaron una técnica de la segunda fusión se basa en la regularidad de los intervalos de derivados entre detecciones subsiguientes realizados en el ECG, ABP, Volumen sistólico y el fotopleletismograma. Sus entradas obtuvieron los resultados de 87.88% y 87.66% respectivamente, que proporcionaron la mayor puntuación final del desafío [3].

El equipo formado por Bo Yang, Soo Kng Teo, Bart Hoeben, Christopher Monterola y Yi Su obtuvieron los segundos mejores resultados en el desafío, sus métodos consisten en una mejora en la detección de latidos a partir de las rutinas *gqrs* y *wabp* de WFDB toolbox, al igual que en el algoritmo de este trabajo. Tras esta detección inicial, identifican zonas limpias de ruido en las señales ECG y BP, después, calculan el retraso entre los picos QRS y los picos BP posteriores en las zonas limpias. Finalmente, detectan latidos cardiacos aberrantes y zonas donde no hay señal BP para corregir los últimos latidos que estén mal detectados o no estén detectados. Este equipo consiguió una puntuación de 99.9% de sensibilidad y un 99.96% de valor predictivo positivo sobre la base de datos usada en el trabajo. Finalmente, sobre la base de datos final del desafío consiguieron una sensibilidad del 87.8% y un valor predictivo positivo del 85.15% [9].

En algunos algoritmos donde se usa el valor del retardo PTT, como generalmente se encuentra en torno a los 200 ms, se usa directamente ese valor, pero hay que destacar que los pacientes en la UCI a los que se les monitorizan estas señales y presentan problemas cardiacos podrían manifestar un valor fuera del estándar del PTT. Por tanto, se ha considerado necesaria una búsqueda de este valor para una mayor precisión en la detección. De hecho, en el caso del paciente 112, cuyas figuras han sido representadas en este capítulo, el PTT presenta un valor de 270 ms.

El algoritmo de detección de latidos cardiacos de este TFG puede ser mejorado cuando las funciones *gqrs* y *wabp* tengan una versión perfeccionada disponible. También se podrían usar otras señales fisiológicas como el electromiograma (EMG) y el electroencefalograma (EEG), que pueden ser útiles en la predicción de picos QRS cuando las señales ECG y BP son ruidosas.

6. ALGORITMO DE REDUCCIÓN DE FALSAS ALARMAS

En este capítulo, se detallará el proceso de implementación de un algoritmo de reducción de falsas alarmas en el entorno de MATLAB.

6.1. INTRODUCCIÓN

En los intentos por abordar el problema de la vigilancia, se han desarrollado dispositivos que miden las variables de paciente y, en el mejor de los casos, usan las tendencias para dar alertas de una misma señal (por ejemplo, en detección de arritmias). La tecnología de los actuales sistemas de monitorización sigue poseyendo varias deficiencias [6].

La gran mayoría de las alarmas cardíacas que aparecen en la UCI son falsas debido a falta de calidad o presencia de ruido en las señales clínicas y a una falta de eficiencia en los algoritmos de alarmas, dando lugar a una peor eficiencia en el servicio de observación de pacientes [5]. En este capítulo se desarrolla un algoritmo que consiga reducir la tasa de falsas alarmas para tratar de lidiar con este problema. En concreto, se busca un sistema que maximice la tasa de verdaderos positivos (TPR), es decir, la proporción de alarmas verdaderas correctamente identificadas. Además, será de interés detectar el mayor número posible de alarmas que sean falsas para disminuir la tasa de falsas alarmas (TNR).

Para ello, contaremos con una base de datos donde cada uno de los pacientes presenta una alarma que aparece debido a una anomalía en la frecuencia cardíaca. Estas alarmas se definen como verdadera o falsa. La base de datos proporciona varias señales clínicas grabadas durante el intervalo donde transcurre la alarma, generalmente uno o dos canales de ECG, la señal ABP y la señal PPG.

Inicialmente, la alarma es detectada a partir del ECG, por tanto, para poder determinar si la alarma es realmente verdadera o falsa, se deberá acudir a otra señal relacionada, que ha de ser analizada. La información que se debe detectar en esta señal será la frecuencia cardíaca para comprobar si es anormal, en cuyo caso la alarma sería verdadera.

También será importante comprobar si la calidad de la señal ABP y de la señal PPG es suficientemente alta como para que puedan proporcionar una estimación fiable de la frecuencia cardiaca.

En resumen, el objetivo que se quiere lograr es la implementación de un algoritmo que pueda verificar si las alarmas captadas por monitores en la UCI a partir del ECG son realmente verdaderas. Para ello, se usará la información que nos proporcionan otras señales relacionadas a la actividad cardiaca. Si la calidad de estas señales supera un cierto umbral y, además, no cumplen las condiciones estimadas de definición de la alarma captada, se puede considerar la alarma como falsa. De este modo, la tasa de falsas alarmas se reduce, consiguiendo una mayor eficiencia en la UCI.

6.2. MATERIALES

Se trabajara con una base de datos que proviene del desafío de Physionet '*Reducción de las Falsas Alarmas de Arritmia en la UCI*' y consta de una serie de datos de monitores de cabecera que conducen a un total de 750 alarmas de arritmias potencialmente mortales, registradas a partir de tres de las mayores fabricantes de monitores de cuidados intensivos. Los datos proceden de cuatro hospitales de EE.UU. y Europa, elegidas al azar (y por tanto no representan necesariamente las verdaderas estadísticas de tasas de falsas alarmas para cualquier fabricante determinado).

La base de datos se ha dividido en dos subconjuntos de pacientes que se excluyen mutuamente. Todas las señales incluyen una o más alarmas que tienen por lo menos 5 minutos de separación entre ellas (por lo general, tienen un tiempo superior). Un equipo de expertos ha revisado cada alarma y lo ha etiquetado como "*verdadera*", "*falsa*" o "*imposible de decir*".

Se prevé una alarma aproximadamente a los 5 minutos desde el comienzo de cada registro. Se debe tener en cuenta que pueden haber eventos arrítmicos adicionales en los 5 últimos minutos que preceden a las alarmas, estos hechos no han sido anotados.

Todas las señales se han remuestreado (utilizando filtros anti-aliasing) a 12 bits, 250 Hz y han pasado por un filtro paso de banda FIR [0,05 a 40 Hz] y se ha aplicado una red de filtros de corte aplicado para eliminar el ruido. Los marcapasos y otros artefactos de la nariz pueden estar presentes en el ECG. Los canales pulsátiles pueden ser afectados por artefactos de movimiento, desconexiones de sensores y otros eventos (tales como niveles de línea o de coagulación en el catéter). Cada grabación contiene dos derivaciones del ECG (que pueden o no ser los conductores que han activado la alarma) y una o más formas de onda pulsátiles (el fotopleletismograma y/o la forma de onda de la presión arterial).

Los datos se proporcionan en formato WFDB con un encabezado compatible con Octave/MATLAB. Se pueden cargar los datos directamente a través de MATLAB u Octave sin necesidad de herramientas especiales.

En la figura 6.1 se muestra un fragmento de un conjunto de señales procedentes de un mismo intervalo de tiempo que pertenece a un paciente de esta base de datos. En esta figura se aprecia el ECG desde dos canales distintos, la PPG y la señal ABP. El intervalo de tiempo registrado corresponde al momento donde se localiza la alarma. Así, en el canal I del ECG se aprecia la ausencia de determinados complejos QRS, traducidos en falta de latidos cardiacos. Por otro lado, el canal V del ECG permanece ruidoso, la PPG presenta formas de onda irregulares con presencia de ruido y finalmente, la señal ABP se encuentra inalterada. El dispositivo de monitorización captó esta alarma a partir de uno de los dos canales del ECG, y el algoritmo deberá decidir si la alarma realmente es verdadera o por el contrario, falsa.

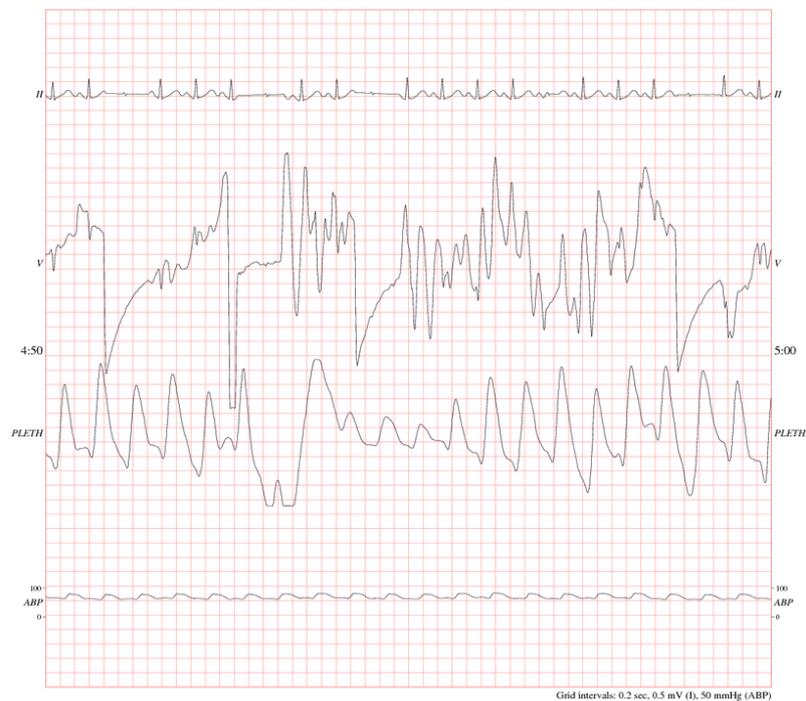


Figura 6.1. Muestra de la base de datos utilizada en la detección de falsas alarmas.

6.3. MÉTODOS

6.3.1. PREPARACIÓN DEL ALGORITMO PARA LA VALIDACIÓN EN EL DESAFÍO

Para la implementación de este algoritmo se considera seguir las indicaciones del desafío "Reducción de las Falsas Alarmas de Arritmia en la UCI". De esta manera se consiguen todas las herramientas necesarias para implementar el algoritmo y se tiene la posibilidad de hallar unos resultados a través del envío de entradas al desafío. Las instrucciones son, en resumen:

1. Descargar la base de datos proporcionada y una entrada básica de ejemplo: *entry.zip*.
2. Registrar una cuenta gratuita de *PhysionNetWorks* para unirse al proyecto *PhysionNet/CinC Challenge 2015*.
3. Desarrollar la entrada editando los siguientes archivos de *entry.zip*:
 - Modificar el archivo de ejemplo de código fuente *challenge.m* con sus cambios y mejoras.

- Modificar el archivo *AUTHORS.txt* para incluir los nombres de los miembros del equipo.
 - Descomprimir la base de datos y mover sus archivos al directorio donde se ubica la entrada.
 - Ejecutar el algoritmo modificado sobre la base de datos usando el código *generateValitationSet.m*. El código también generará una nueva versión de *entry.zip*.
4. Entregar el *entry.zip* modificado para puntuar a través del proyecto de PhysioNetWorks.

6.3.2. DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO IMPLEMENTADO

Una vez descargados y organizados los archivos pertinentes, se procede a la implementación de código en el archivo '*challenge.m*'. El algoritmo implementado se centrará en el estudio de la señal PPG como base para la reducción de alarmas y por tanto, el procesamiento de la señal ABP permanecerá inalterado en relación con el archivo '*challenge.m*'.

Se debe destacar que existe una solución con la que partimos del desafío, que detecta la calidad de la señal ABP. Esta solución no es centro de nuestro trabajo, y se utilizan como herramienta predefinida.

El diagrama de funciones que sigue el algoritmo se muestra en la figura . Inicialmente, el algoritmo recoge las señales del paciente especificado (cuyo nombre forma parte de las variables de entrada) usando la función del paquete



Figura 6.2. Diagrama de funciones del algoritmo de reducción de falsas alarmas

WFDB *'rdmat'*, que devuelve una matriz con todas las señales registradas del paciente, y una estructura con la descripción de ese paciente y de sus señales, incluyendo la localización y el tipo de alarma. Además, definimos en un principio la alarma como verdadera.

Para que el algoritmo pueda manejar señales con cualquier frecuencia de muestreo, las señales se remuestrean a 125 Hz utilizando la función *'resample'* (mediante la implementación de filtros polifásicos)

Ahora que se tienen las señales preparadas se procede a analizar la señal PPG y la señal ABP que esté disponible para ese paciente.

Si la señal PPG existe, se recurre a un procedimiento similar al usado con la señal ABP. En este caso, primero se hallan los picos de la señal utilizando la función *'ppgbeat'*, que devuelve como resultado un vector con los picos detectados, el vector *'ann_ppg'*. A través de este vector podemos saber cuáles son los intervalos periódicos de la señal, ya que la forma de onda de la señal se repite entre pico y pico. En la figura 6.2 se muestra un intervalo de una señal PPG con etiquetas de los picos detectados en él.

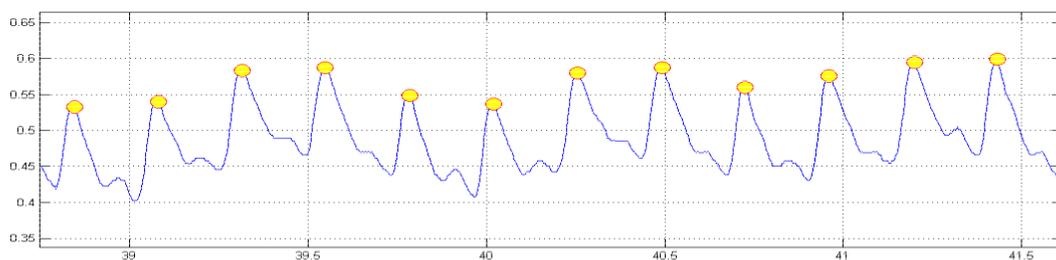


Figura 6.3. Intervalo de señal PPG con etiquetas de instantes de picos detectados

A continuación, se detecta la calidad de la PPG usando la función *'ppgSQI'*, que tiene como entrada la señal PPG y el vector de picos que se acaba de generar. Como resultado se obtiene un vector de números, que equivalen a la calidad hallada en cada intervalo entre pico y pico.

Nuevamente, cada valor es un número entre 0 y 1, y refleja la magnitud de calidad de la señal, donde 0 es sin calidad y 1 calidad máxima. Se ha de tener en cuenta que en el caso de la ABP el resultado se mide a la inversa.

En este momento ya se tienen todos los datos necesarios para hallar los parámetros de decisión. Al fin y al cabo, el objetivo del algoritmo es detectar si la alarma es falsa o verdadera. Estos parámetros son la frecuencia cardiaca y la calidad de la señal.

Para calcular estos parámetros utilizaremos los datos calculados anteriormente pero sólo en el intervalo de tiempo entre el instante donde se produce la alarma y 16 segundos antes de ella. La búsqueda de parámetros dentro de estos límites se debe a que la información que consideramos relevante para decidir si una alarma es verdadera o no es aquella que se encuentra cercana a la alarma en cuestión.

Primero obtenemos la posición de la muestra en el instante de la alarma, en este caso, se explicó anteriormente que en la base de datos se situó la alarma a los 5 minutos:

$$N_d = F_s * 5 * 60$$

También obtenemos la posición equivalente a 16 segundos antes de la alarma como:

$$N_{0d} = F_s * 5 * 60 - F_s * 16$$

Ahora que están fijados los límites, creamos dos nuevos vectores, '*n_abp_beats*' y '*n_ppg_beats*' que recojan las posiciones de aquellos latidos calculados anteriormente que se encuentren dentro de estos límites. Para ello, usaremos la función '*intersect*'. Estos vectores se usarán para calcular parámetros en los siguientes pasos.

Primero, se calculan los valores de calidad de la señal en el intervalo de tiempo mencionado anteriormente, en el caso de la calidad de la PPG, bastará con hacer una media de los valores de calidad que se encuentren dentro de dicho intervalo. Para la calidad de la señal ABP, hay que tener en cuenta que viene dada con valores entre 0 y 1, donde 0 representa la calidad máxima y 1 la calidad mínima. Por tanto, para hallar su calidad se usará la siguiente expresión:

$$Calidad_{Intervalo} = 1 - Calidad_{media}$$

Donde $Calidad_{media}$ es la media de todos los valores de calidad de la señal ABP que se hayan recogido dentro del intervalo de tiempo. Por tanto, la calidad de ambas señales son ahora un número del 0 al 1, de mínima a máxima calidad.

Seguidamente, se calculará la frecuencia cardiaca de varias formas. Las alarmas pueden ser causadas por aumento de la frecuencia cardiaca (taquicardias), disminución de frecuencia cardiaca (bradicardia) o simplemente, pérdida de frecuencia cardiaca (asistolia). Por lo tanto, será necesario hallar las frecuencias máximas y mínimas en distintas situaciones.

Por definición general, la frecuencia cardiaca puede ser calculada como:

$$FC = \frac{60 * F_s}{\text{Tiempo entre latidos}}$$

Primero, se hallará la frecuencia cardiaca máxima general, usando el tiempo mínimo entre latidos consecutivos. También se hallará el máximo tiempo entre latidos consecutivos.

Para la bradicardia, se hallará la mínima frecuencia cardiaca para 5 latidos consecutivos, usando un bucle en el que se halle la frecuencia usando 5 latidos consecutivos y se vayan rotando las posiciones y guardando finalmente la menor. Para la taquicardia, se hallará la mayor frecuencia cardiaca para 17 latidos consecutivos de forma similar, guardando la mayor.

Una vez se tiene la frecuencia cardiaca, se calcula la calidad de la señal como la media del conjunto de valores que cuantifican dicha calidad que pertenezcan al intervalo del tiempo mencionado anteriormente, entre el instante donde ocurre la alarma y 16 segundos antes de ella. Recordar que existe un valor de calidad para cada intervalo de tiempo entre dos pulsos consecutivos detectados (es decir, el tiempo que dura un latido cardiaco).

Como último paso, se definen los límites para la toma de decisiones. Para ello, acudimos a las definiciones de los 5 tipos de alarmas que se pueden encontrar en el desafío de *Physionet* y se plantean los límites a raíz de ellas:

- Asistolia: Sin actividad durante al menos 4 segundos. Por tanto, asignamos su límite a 4 segundos y lo comparamos con el tiempo máximo hallado entre latidos consecutivos.
- Bradicardia extrema: Frecuencia cardiaca menor a 40 lpm durante 5 latidos consecutivos. Asignamos el límite a 40 lpm y lo comparamos con la frecuencia mínima hallada para 5 latidos consecutivos.

- Taquicardia extrema: Frecuencia cardiaca mayor a 140 lpm durante 17 latidos consecutivos. Asignamos el límite a 140 lpm y lo comparamos con la frecuencia máxima hallada para 17 latidos consecutivos.
- Taquicardia ventricular: 5 o más latidos ventriculares con frecuencia cardiaca mayor a 100 lpm. Asignamos el límite a 100 lpm y lo comparamos con la frecuencia máxima cardiaca hallada entre dos latidos consecutivos.
- Fibrilación ventricular: Fibrilación o forma de onda oscilatoria durante al menos 4 segundos. Averiguar la presencia de una fibrilación ventricular no es tarea fácil, ya que es aquí cuando el corazón actúa de una forma completamente irregular. En este caso, decidimos que si la frecuencia máxima asciende a 250 lpm debido a dos latidos consecutivos extremadamente cercanos. Asignamos el límite a 250 lpm y lo comparamos con la frecuencia máxima hallada entre dos latidos consecutivos.

Adicionalmente a los límites temporales relacionados con la definición de la alarma, la señal también debe superar un umbral de calidad. Asignamos el umbral de calidad a 90% (0.9) y lo comparamos con la calidad de las señales, calculadas anteriormente.

También se define un parámetro de tolerancia para dar un pequeño margen a las alarmas que se comparan con frecuencias cardiacas (todas menos la asistolia). La tolerancia se asigna a 5 lpm.

Finalmente, se compara nuestra información con los límites. Si efectivamente se cumplen las condiciones de calidad y no se cumplen las de definición de tipo de alarma, la alarma será entonces falsa. En caso contrario, la alarma es verdadera. El resultado final se guarda en el fichero '*answer.txt*' y se muestra en pantalla.

6.3.3. DETALLES DE LA FUNCIÓN UTILIZADA PARA DETECTAR PULSOS EN LA SEÑAL PPG

La función '*ppgbeat*' que se ha utilizado en la implementación de este algoritmo realiza una detección de picos en la señal PPG. La señal de pulso es muy inestable y en muchas ocasiones se satura en sus máximos y mínimos, por lo que para hallar la secuencia de valores pico se ha procedido a trabajar con su derivada. Ésta presenta valores máximos donde la pendiente es

máxima, por lo que será una forma útil de no tener que trabajar con los picos propios de la señal de pulsos, ya que suelen saturarse, sino con sus pendientes [11]. Por lo tanto, el procedimiento seguido para la obtención de los picos es el siguiente:

- Importar la señal de pulso PPG
- Filtrar con un filtro paso alto para eliminar la componente de baja frecuencia con un filtro de Butterworth a la frecuencia de 5 Hz y orden 3.
- Derivar la señal y buscar valores máximos y mínimos. Estos valores representan en la señal original los puntos de mayor y menos pendiente.
- Obtención de los picos hallando el máximo entre valores de pendientes máximas y valores de pendientes mínimas consecutivas.

6.3.4. DETALLES DE LA FUNCIÓN UTILIZADA PARA HALLAR LA CALIDAD DE LA SEÑAL PPG

La función '*ppgSQI*' que se ha utilizado en la implementación de este algoritmo detecta la calidad de la señal para cada intervalo entre pulsos consecutivos. Para ello, se usa como plantilla el primer intervalo pulso a pulso de la señal, y éste será comparado con el resto de intervalos a través de la correlación cruzada. El procedimiento que sigue esta función es el siguiente:

- Creación de la plantilla. Para saber la longitud que debe tener la plantilla, se usa la autocorrelación de la señal. El primer pico destacable en ella coincidirá con el intervalo de mayor periodicidad de la señal, esto es, el periodo de la PPG. Para que la plantilla sea válida, la solución consiste en hacer la media de todos los intervalos entre pulsos consecutivos presentes en la señal (es decir, la media de cada valor dentro de esos intervalos).

$$Plantilla = \sum_1^n Señal\ en\ Intervalo\ Pulso\ a\ Pulso_n / n$$

- Comparación de cada intervalo entre pulsos consecutivos con la plantilla. Para ello, se obtendrá el coeficiente de correlación entre estos dos vectores. La calidad final será directamente el valor del coeficiente de correlación, ya que se puede definir como un índice que puede utilizarse para medir el grado de relación entre dos variables. Por tanto, para cada intervalo entre pulsos se generará un valor de calidad.

6.4.RESULTADOS

Para obtener los resultados del algoritmo una vez manipulado el archivo '*challenge.mat*', se siguen las instrucciones mencionadas anteriormente, esto es, se ejecuta el archivo '*generateValitationSet.m*' que ejecuta el algoritmo para todos los pacientes de la base de datos y además crea el archivo '*entry.zip*'. A este archivo se le debe insertar el resto de funciones que se utilizan en nuestro algoritmo, como '*ppg_beat*'.

Una vez esté el fichero de entrada listo, se procede a enviarlo al desafío '*PhysioNet/CinC Challenge 2015*' para puntuar. Para poder comparar estos resultados, se ha considerado enviar también el fichero de entrada original, sin modificar, de forma que se obtengan los resultados iniciales.

En la figura 6.3 se muestran los resultados de la entrada original, sin modificar:

	TPR	TNR	Score
Asystole	78%	45%	44.44
Bradycardia	90%	57%	60.18
Tachycardia	87%	60%	56.89
Ventricular_Flutter_Fib	89%	69%	67.74
Ventricular_Tachycardia	82%	24%	31.30
Real-time	86%	38%	45.07
Retrospective	84%	38%	44.37

Figura 6.4. Resultados de la entrada de ejemplo sin modificar del desafío 'Physionet/CinC Challenge 2015'

Los resultados obtenidos con nuestro algoritmo modificado se muestran en la figura 6.4.

	TPR	TNR	Score
Asystole	78%	30%	32.16
Bradycardia	95%	34%	54.29
Tachycardia	88%	20%	57.67
Ventricular_Flutter_Fib	100%	43%	51.72
Ventricular_Tachycardia	88%	15%	27.15
Real-time	89%	24%	38.91
Retrospective	88%	24%	38.97

Figura 6.5. Resultados de la entrada modificada del desafío 'Physionet/CinC Challenge 2015'

Los resultados se dividen en dos categorías, TPR (True Positive Rate) y TNR (True Negative Rate) que se refieren a la tasa de acierto cuando el algoritmo detecta como positiva una alarma realmente positiva y cuando el algoritmo detecta como falsa una alarma una alarma realmente falsa, respectivamente.

6.5.DISCUSIÓN

Como se puede ver, se ha conseguido aumentar la sensibilidad, haciendo que las alarmas detectadas como verdaderas o falsas acierten más en la toma de decisiones. Sin embargo, la especificidad ha disminuido respecto a los resultados de la entrada sin modificar.

Éste sistema ofrece buenas prestaciones respecto al actual sistema de detección de alarmas en la UCI. Ya que al analizar únicamente la señal ECG se da lugar a una gran tasa de falsas alarmas. Con éste algoritmo esta tasa se ve reducida, además, si una alarma es detectada, habrá más probabilidades de que sea verdadera.

El desafío 'Physionet/CinC Challenge 2015' aún no ha finalizado, por tanto, aún no se han publicado las implementaciones que han realizado otros equipos. De forma paralela, existen otros proyectos que buscan los mismos objetivos sin formar parte de este desafío. Por ejemplo, Qiao Li y Gari D. Clifford, en el proyecto *Signal quality and data fusion for false alarm reduction in the intensive care unit* se busca la reducción de falsas alarmas a través de tres métodos, usando una gran base de datos proveniente de Physionet, llamada MIMIC II:

- Basado en el PPG: desarrollando un sistema para detectar la calidad del PPG, clasificando los latidos en 4 categorías de calidad. Se define un umbral de calidad para cada tipo de alarma, si la calidad de la señal no es suficiente, se suprime la alarma.
- Aprendizaje automático: se usa un algoritmo de aprendizaje automático para aprender las relaciones de ruido y señal en condiciones de alarmas de taquicardias ventriculares verdaderas y falsas.
- Basado en tasa de latidos (HRs) y calidad (SQIs) derivadas del PPG, la señal ABP y el ECG: Este método es similar al usado en este trabajo, con el cual se han conseguido los porcentajes de supresión de FA de 72.7% en las asistolias, 95.52% para las bradicardias extremas, 46% para las taquicardias extremas y un 3.6% para las taquicardias ventriculares [28].

Por otro lado, en [21] se ha tratado de reducir la tasa de falsas alarmas del ECG usando la forma de onda del PPG. La arquitectura del algoritmo se muestra en la figura 6.6. Anagha también usa la base de datos MIMIC II, de Physionet.

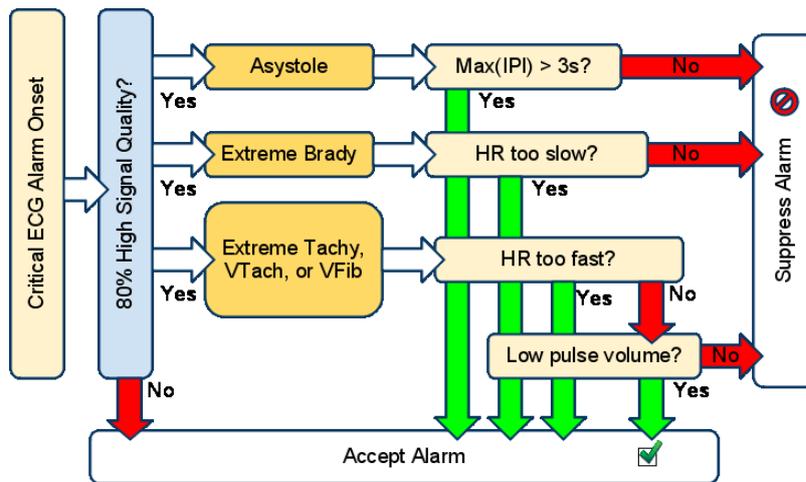


Figura 6.6. Supresión de alarmas falsas del ECG usando la forma de onda del PPG

Antes de proceder con este método, se usa un método similar aplicado sobre la señal ABP, que no forma parte de su trabajo. Si la calidad de la señal ABP no es suficiente, se realizará este método.

Para cada alarma, se analizará un fragmento de 17 segundos de la PPG, de los cuales 13 segundos pertenecen a los momentos anteriores a la alarma y 4 segundos después. Seguidamente, se comprueba la calidad del PPG a través de los parámetros Hjorth. Éstos

parámetros caracterizan una señal temporal en términos de su amplitud, escala de tiempo y complejidad, proporcionando información útil a la hora de medir su calidad. Los resultados obtenidos mediante este procedimiento se muestran en la figura 6.7.

Alarm Type	Data Set	TA Suppression	FA Suppression	FA Rate Before	FA Rate After
Asystole	Training	0%	68.3%	91.7%	29.0%
	Testing	9.5%	68.0%	92.8%	29.7%
	Combined	4.0%	68.2%	92.2%	29.3%
Ext. Brad.	Training	0%	14.9%	36.1%	30.7%
	Testing	0%	35.7%	18.0%	11.5%
	Combined	0%	20.6%	28.3%	22.4%
Ext. Tach.	Training	0%	14.3%	4.1%	3.5%
	Testing	2.3%	2.0%	15.7%	15.3%
	Combined	0.8%	5.7%	8.4%	8.0%
Vent. Tach.	Training	0.3%	1.4%	41.8%	41.2%
	Testing	0%	1.7%	55.2%	54.2%
	Combined	0.2%	1.6%	48.0%	47.2%
All	Training	0.2%	26.0%	40.3%	29.9%
	Testing	0.9%	22.1%	51.1%	39.8%
	Combined	0.5%	24.0%	45.1%	34.3%

Figura 6.7. Resultados de la actuación del algoritmo de supresión de falsas alarmas basadas en el PPG

Como líneas futuras, el algoritmo puede ser mejorado de varias maneras. En el algoritmo no se ha investigado si existe alguna correlación entre el ruido en los canales ECG y el ruido en la forma de onda del PPG y la señal ABP. Los artefactos en ambos canales pueden deberse a la misma fuente, como el movimiento de paciente. Además, los valores umbrales de decisión usados pueden no ser los óptimos, ya que dependen de la frecuencia cardiaca del paciente.

7. INTERFAZ GUI

En este capítulo se detallará el proceso de construcción de una interfaz gráfica creada en el entorno de MATLAB para la presentación de datos relativos a algoritmo de detección robusta de instantes R.

El objetivo de crear esta interfaz es el aprendizaje de la herramienta de creación de Interfaces Gráficas (GUI Guide) para MATLAB a través de una interfaz básica de presentación de datos en pantalla.

Para que esta interfaz sea de utilidad, debe contrastar los resultados obtenidos con el algoritmo implementado con las referencias que son correctas, la base de datos deberá ser completamente accesible y también se deberá mostrar información perteneciente al paciente seleccionado.

Se han consultado varias guías de '*MATLAB GUIDE*' para la realización de esta interfaz [31, 32, 33]

7.1. SECCIONES DE LA INTERFAZ GUI

En la figura 7.1 se muestra la presentación de la interfaz gráfica implementada, seguidamente se explicarán cada una de las secciones en ella, siguiendo el orden de visualización.

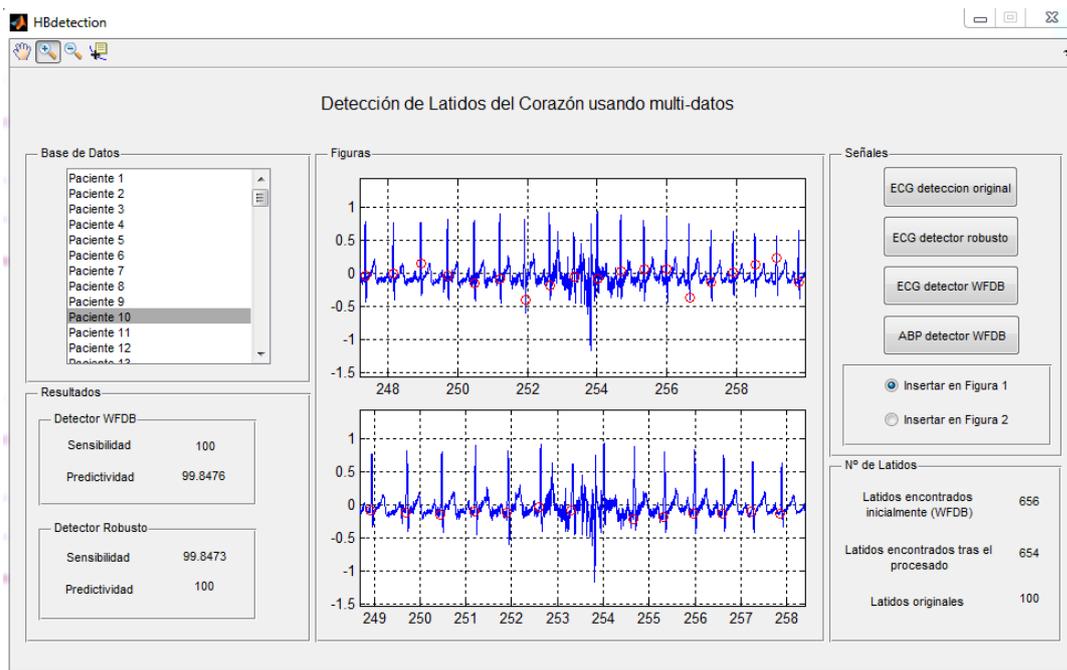


Figura 7.1. Vista principal de la interfaz gráfica.

7.1.1. BASE DE DATOS

Esta sección consta de una 'listbox' donde se encuentran disponibles todos los pacientes de la base de datos, accesibles a través de una barra de desplazamiento. Al clicar sobre uno de los pacientes, se mostrará la información pertinente al paciente seleccionado, esto es, se actualizarán los campos de la sección de resultados, nº de latidos y figuras.

7.1.2. RESULTADOS

En esta sección se mostrarán los resultados obtenidos para el paciente escogido, estos son, la sensibilidad y el valor predictivo positivo. Para comparar resultados, se mostrarán tanto los del algoritmo de detección robusta como los del detector WFDB.

7.1.3. FIGURAS

En ellas se mostrarán las señales elegidas incluyendo los instantes detectados. Del mismo modo, para poder comparar resultados, se mostrarán 2 figuras y se podrán elegir que referencias se quieren mostrar en cada una de ellas.

Al clicar en un paciente, las señales iniciales que aparecen en las figuras 1 y 2 son, respectivamente, la señal ECG con las etiquetas originales, detectadas a ojo por un grupo de expertos, y nuevamente la señal ECG pero con las etiquetas detectadas por el algoritmo de detección robusta de latidos del corazón.

Adicionalmente, la interfaz cuenta con herramientas para la inspección de las señales en las figuras. Éstas se encuentran en la parte superior de la interfaz y son, de izquierda a derecha, '*pan*', '*zoom in*', '*zoom out*' y '*data cursor*':

- **Pan:** Con esta herramienta puedes ajustar el punto de vista de la figura moviéndola dentro del plano de pantalla. Cuando '*Pan*' se está activada, el cursor se convierte en una mano. Conforme se arrastra el cursor, la imagen se mueve en la misma dirección en la que se arrastra.
- **Zoom in:** Esta herramienta sirve para aumentar el factor de zoom en la figura.
- **Zoom out:** Esta herramienta sirve para disminuir el factor de zoom en la figura. Ambas herramientas de zoom pueden utilizarse clicando en la figura, en la posición donde se quiere efectuar el zoom. También se puede utilizar manteniendo clic en la figura para crear un rectángulo, al soltar, se mostrará en la figura el área que delimitaba este rectángulo. Usar la rueda del ratón es otra forma adicional de utilizar esta herramienta.
- **Data cursor:** Esta herramienta te permite leer información directamente desde la gráfica mostrando los valores de los puntos que se seleccionen.

Nota: Hay que tener en cuenta la diferencia de rango vertical que alcanzan las señales ECG y ABP. Ya que el ECG varía de -2 a 3 y la ABP varía de 0 a 160. Al usar la herramienta Zoom y cambiar entre ECG y ABP los márgenes de las figuras no cambian. Dando la sensación de que la señal no ha sido encontrada. Bastará con disminuir o aumentar el factor de zoom para encontrar la señal.

7.1.4. SEÑALES

Esta sección consta de 4 botones estándar '*push buttons*' y 2 botones radiales '*radio buttons*'. Los botones estándar te permiten elegir la señal que se quiera representar en una de las dos figuras, estas señales son la ECG y la ABP. En el caso de la ECG, también se podrá elegir los instantes detectados en relación a los algoritmos utilizados, estos son, las referencias verdaderas localizadas a ojo por un grupo de expertos, el detector QRS perteneciente a la caja de herramientas WFDB y el código implementado en este trabajo.

Por otro lado, los botones radiales se usarán para elegir cuál de las dos figuras se actualizarán cuando se seleccione la señal deseada. Es decir, si el botón 1 (Insertar Figura 1) está activado, al clicar sobre uno de los botones superiores la primera figura se actualizará con esa señal. Si por el contrario está activado el botón 2, se actualizará la segunda figura.

7.1.5. N^o DE LATIDOS

En esta última sección se mostrarán los números de latidos detectados utilizando el algoritmo de detección robusta, el detector QRS de la caja de herramientas WFDB y el número de latidos verdaderos, seleccionados manualmente por expertos.

7.2. EJEMPLO DE USO DE LA INTERFAZ

A continuación se detallará paso por paso, una simulación de la interfaz gráfica. De esta forma, se darán a conocer las posibles utilidades que proporciona.

1. **Ejecutar la interfaz gráfica:** Lo primero que hay que hacer es ejecutar la interfaz gráfica. Para ello vamos al directorio donde se encuentre la interfaz gráfica y ejecutamos *HBdetection.m* a través de MATLAB. Esto nos llevará al algoritmo que genera la interfaz, además, el directorio de trabajo de MATLAB será en el que se encuentre nuestra base de datos, para su acceso en la interfaz (el directorio de trabajo se debe mantener aquí). Una vez en la pantalla del algoritmo de la interfaz, procedemos a ejecutarlo, pulsando el botón 'Run' (triángulo de reproducción verde) o pulsando F5 (figura 7.2).

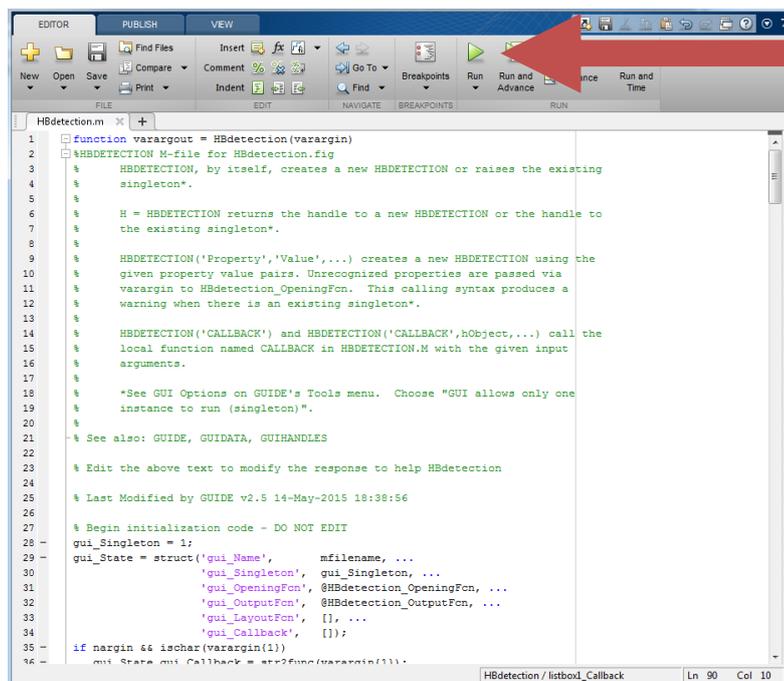


Figura 7.2. Ventana del algoritmo perteneciente a la interfaz gráfica con el botón 'Run' indicado.

2. **Seleccionar el paciente deseado:** Al clicar sobre el botón Run, aparece la interfaz en una ventana emergente. Ésta aparece con las figuras vacías y con los resultados a 0 por defecto (figura 7.3).

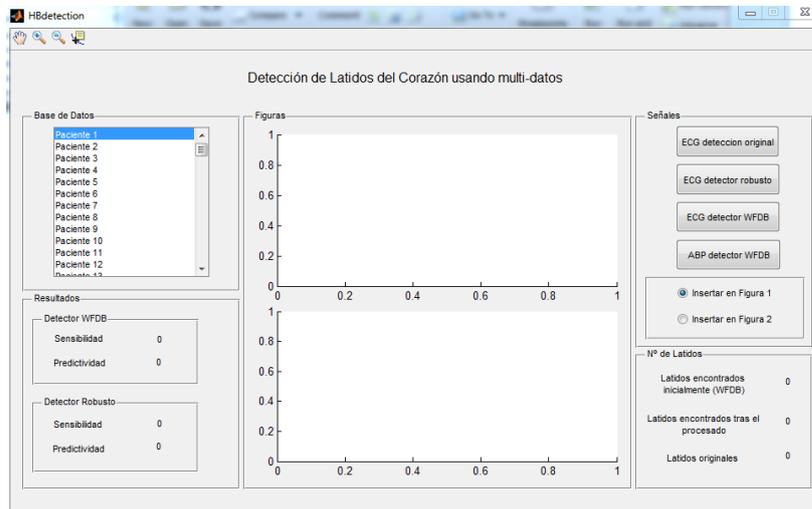


Figura 7.3. Interfaz gráfica con sus valores por defecto, tras ejecutarla.

Seguidamente se seleccionará el paciente deseado para su inspección. En este ejemplo, accederemos al paciente 13, que posee varias zonas inestables en su ECG. Para ello, utilizamos la barra de desplazamiento del cuadro de pacientes para dar con el paciente 13 y lo clicamos, el resultado se presenta en la figura 7.4.

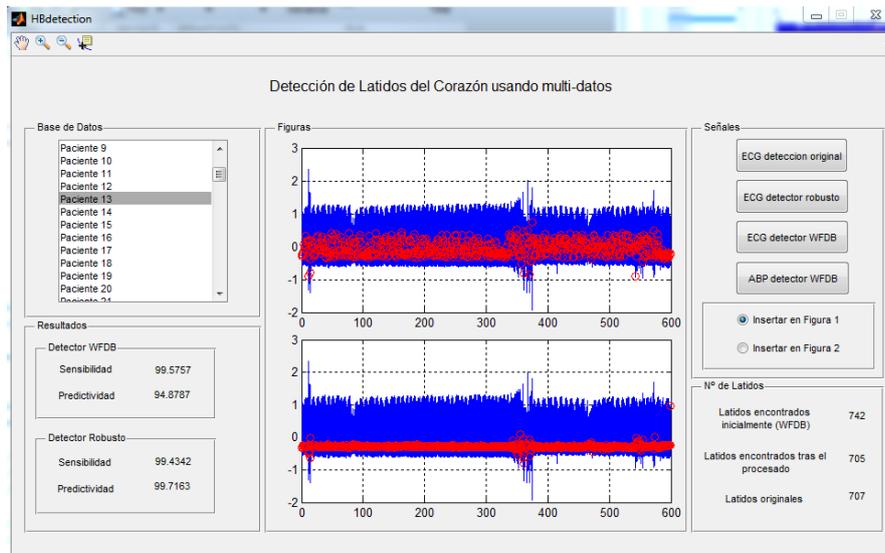


Figura 7.4. Aspecto de la interfaz gráfica después de seleccionar el 'Paciente 13'.

3. **Observar resultados:** Al clicar, han aparecido los resultados pertinentes del paciente. Se puede apreciar como el valor predictivo positivo de la detección robusta (99.71) está razonablemente incrementada respecto al detector del paquete WFDB (94.87). Además, también podemos encontrar que el número de latidos detectados por nuestro algoritmo se acercan mucho más el número de latidos verdaderos u originales.

Sin embargo, las figuras, que muestran el ECG con las etiquetas originales y con las etiquetas del detector robusto, respectivamente, no se ven con suficiente claridad, ya que el ECG es demasiado largo. No se pueden contrastar las etiquetas de las figuras.

4. **Inspección de etiquetas a través de las figuras:** Para poder comparar las etiquetas generadas por las distintas detecciones, se utilizarán las herramientas para la inspección de las señales en las figuras.

Por ejemplo, para el paciente 13, se desea contrastar las etiquetas detectadas en una zona irregular. Para ello, clicamos en la herramienta 'zoom in' y hacemos zoom en ambas señales para que muestren el mismo intervalo de tiempo para la misma zona irregular (figura 7.5).

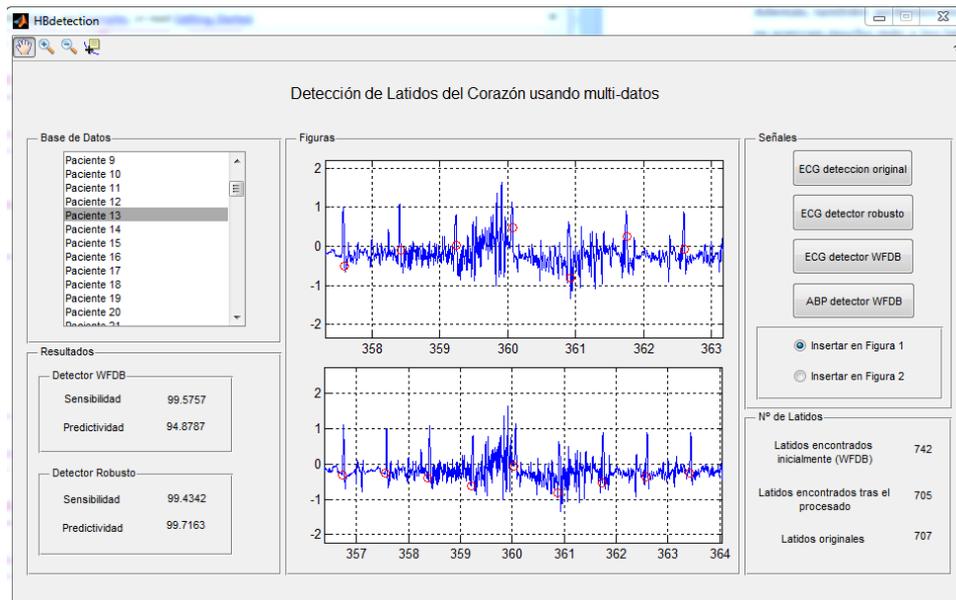


Figura 7.5. Interfaz Gráfica donde se comparan las etiquetas verdaderas y las etiquetas del detector robusto, para un intervalo irregular de la ECG.

Como se puede ver, las etiquetas detectadas por nuestro algoritmo se encuentran muy próximas a las originales.

A continuación, queremos comparar para este mismo intervalo irregular las etiquetas de nuestro detector con las etiquetas del detector WFDB. En este caso, como las etiquetas del detector robusto, ya se encuentran disponibles en la segunda figura. Podemos reemplazar la primera figura por la que tenga las etiquetas detectadas por WFDB. Para ello, bastará con clicar sobre el botón '*ECG detector WFDB*', ya que el botón radial ya se encuentra en la Figura 1. Al cambiar las figuras, los intervalos de tiempo quedan igual (figura 7.6).

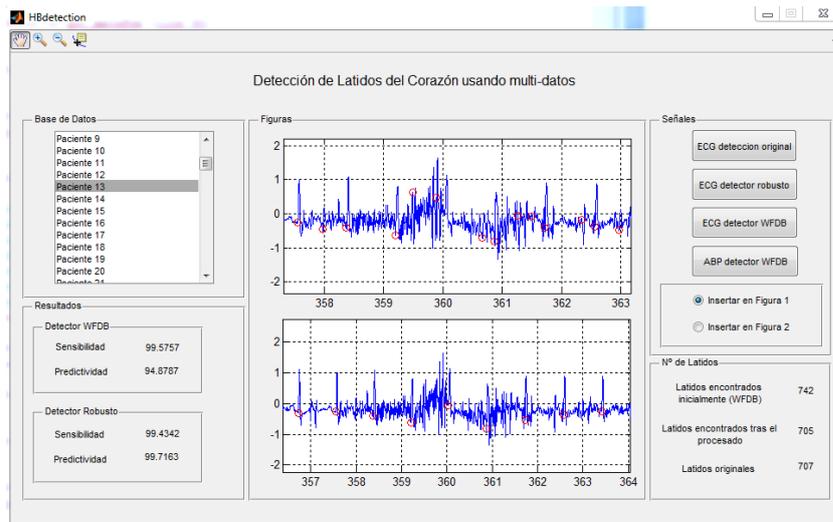


Figura 7.6. Interfaz Gráfica donde se comparan las etiquetas del detector WFDB y del detector robusto, para un intervalo irregular de la ECG.

En este caso, se puede ver como en la imagen superior el detector WFDB ha detectado instantes de más que son falsos.

Para hacer una última comparación, comprobamos cómo es la forma de onda de la señal ABP en este intervalo de tiempo. Ya que tratándose de una zona irregular, las etiquetas de nuestro detector proceden de la señal de presión sanguínea, teniendo en cuenta el desfase general entre los latidos en la señal ABP y la señal ECG. Para ello, se hará clic en el botón 'ABP detector WFDB'. Al clicar parecerá que la señal no ha sido encontrada o ha desaparecido, en realidad, la señal ABP tiene un rango de amplitud de 0 a 160, así que hay que ajustar el eje vertical con las herramientas de Zoom (figura 7.7).

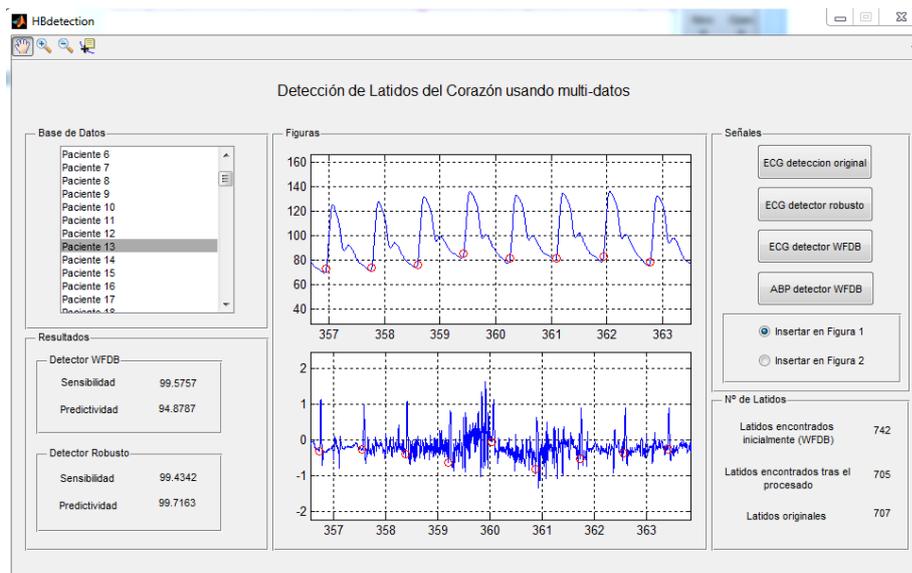


Figura 7.7. Interfaz Gráfica donde se comparan las señales ABP y sus pulsos detectados frente a la ECG y los latidos detectados con el detector robusto.

Como se puede apreciar, la señal ABP se mantiene estable en zonas inestables del ECG, aportando una información muy útil para la detección de latidos. Esta es la base que se por la que el algoritmo implementado se guía.

8. CONCLUSIONES

En este TFG se ha tratado de lidiar con el problema de las falsas alarmas en la UCI. Por un lado, se ha propuesto un algoritmo de detección robusta de latidos cardiacos que mejora ligeramente al detector QRS convencional sobre el ECG. La mejora en la detección de latidos da lugar a una mayor eficacia en la UCI, ya que implica a su vez un incremento de precisión en los parámetros que provienen de los latidos.

Por otro lado, también se propone un algoritmo que intenta reducir directamente la tasa de falsas alarmas. En él se consigue aumentar el valor predictivo positivo a costa de una pérdida de sensibilidad. Se puede afirmar que el algoritmo funciona mejor que un detector de alarmas a través de un simple detector de umbrales en parámetros provenientes de señales independientes (como por ejemplo, la frecuencia cardiaca obtenida del ECG).

La incursión de este tipo de algoritmos en los monitores de la UCI podría hacer mejorar la eficiencia de trabajo en él. Además disminuiría el estrés del personal y de los pacientes allí presentes, ya que el número de falsas alarmas disminuiría. Por tanto, si en el futuro se trabajaran y se mejoraran estos algoritmos, servirían como un gran aporte a la sociedad.

A lo largo de la realización de este TFG, se han aprendido numerosas competencias profesionales. Se ha descubierto como se puede aplicar el Tratamiento Digital de Señales en un ámbito práctico, el entorno clínico, y ha resultado ser apasionante.

9. BIBLIOGRAFÍA

- [1] National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering, National Institute of General Medical Sciences. Computer in cardiology 2014., «Robust Detection of Heart Beats in Multimodal Data: the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2014,» 2014. [En línea]. Available: <http://physionet.org/challenge/2014/>. [Último acceso: 25 4 2015].
- [2] J. V. Carmona Simarro y F. De la Concepción Bosca, «Alarmas de Monitorización en Críticos,» Enfervalencia, Primer trimestre 2002. [En línea]. Available: <http://www.enfervalencia.org/ei/anteriores/articulos/rev60/artic08.htm>. [Último acceso: 3 4 2015].
- [3] A. EW Johnson, J. Behar, F. Andreotti, G. D Clifford y J. Oster, «R-Peak Estimation using Multimodal Lead Switching,» 2014.
- [4] T. De Cooman, G. Goovaerts, C. Varon, D. Widjaja y S. Van Huffel, «Heart Beat Detection in Multimodal Data Using Signal Recognition and Beat Location Estimation,» 2014.
- [5] National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering, National Institute of General Medical Sciences. Computer in cardiology 2015., «Reducing False Arrhythmia Alarms in the ICU: the PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2015,» 2015. [En línea]. Available: <http://physionet.org/challenge/2015/>. [Último acceso: 13 6 2015].
- [6] J. Díaz Fernández, «Alarmas inteligentes en unidades de cuidados intensivos basadas en redes neuronales,» Madrid, 1999.
- [7] A. Aboukhalil, L. Nielsen, M. Saeed, R. G. Mark y D. Gari, «Reducing False Alarm Rates for Critical Arrhythmias Using the Arterial Blood Pressure Waveform,» 2008.
- [8] G. Clifford, A. Aboukhalil, J. Sun, W. Zong, B. Janz, G. Moody y R. Mark, «Using the Blood Pressure Waveform to Reduce Critical False ECG Alarms,» 2008.
- [9] B. Yang, S. Kng Teo, B. Hoeben, C. Monterola y Y. Su, «Robust Identification of Hearts with Blood Pressure Signals and Noise Detection,» 2014.
- [10] Wikipedia, «Electrocardiograma - Wikipedia,» Wikipedia, [En línea]. Available: <http://es.wikipedia.org/wiki/Electrocardiograma>. [Último acceso: 16 2 2015].

- [11] U. Casanova Blancas, «Sistema de diagnóstico aplicado a la detección de la apnea obstructiva del sueño mediante poligrafía,» Las Palmas de Gran Canaria, 2014.
- [12] Wikipedia, «Complejo QRS - Wikipedia,» [En línea]. Available: http://es.wikipedia.org/wiki/Complejo_QRS. [Último acceso: 18 2 2015].
- [13] Wikipedia, «QRS Complex - Wikipedia,» [En línea]. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/QRS_complex. [Último acceso: 19 2 2015].
- [14] M. Flores Rincon, «Presión Arterial - Slideshare,» Noviembre 2014. [En línea]. Available: <http://es.slideshare.net/miguelfloresrincon/presion-arterial-41628788>. [Último acceso: 14 2 2015].
- [15] Universidad de Cantabria - Aula Virtual, «Tema 6. Circulación arterial,» 2014. [En línea]. Available: <http://ocw.unican.es/ciencias-de-la-salud/fisiologia-humana-2011-g367/material-de-clase/bloque-tematico-1.-fisiologia-del-aparato/tema-6.-circulacion-arterial.-presion-arterial/tema-6.-circulacion-arterial.-presion-arterial>. [Último acceso: 11 3 2015].
- [16] Sociedad Argentina de Pediatría, «Archivos argentinos de pediatría: Consenso sobre la monitorización del recién nacido internado. Parte 2: Monitorización según los niveles de complejidad,» Octubre 2013. [En línea]. Available: http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0325-00752013000500019. [Último acceso: 12 3 2015].
- [17] S. M. L. Silva, J. P. Silveira, L. Herrera, M. L. Dotor y R. Giannetti, «Utilidad de la fotopletismografía por transmisión con diodos láser infrarrojos en el estudio de la perfusión visceral: estudio preliminar,» 2005. [En línea]. Available: <http://digital.csic.es/bitstream/10261/4201/1/172.pdf>. [Último acceso: 5 4 2015].
- [18] A. García Lorenzo y M. Casajus Tormo, «Exploración arterial y venosa,» [En línea]. Available: <http://www.aeev.net/pdf/EXPLORACIONES%20ARTERIALES%20Y%20VENOSAS.pdf>. [Último acceso: 26 3 2015].
- [19] C. M. Marínez Ochoa, «Monitorización de la presión arterial,» [En línea]. Available: <https://es.scribd.com/doc/4817473/2/Fotopletismografia>. [Último acceso: 24 3 2015].
- [20] S. M. L. Silva, R. Giannetti, M. L. Dotor, D. Golmayo, P. Martín, F. MiguelTobal, A. Bilbao y J. P. Silveira, «Fotopletismografía por transmisión con múltiples diodos láser en el infrarrojo cercano durante el ejercicio físico,» 2005. [En línea]. Available: <http://digital.csic.es/bitstream/10261/4204/1/173.pdf>. [Último acceso: 3 4 2015].

- [21] A. Vishwas Deshmane, «False Arrhythmia Alarm Suppression Using ECG, ABP, and Photoplethysmogram,» 2009.
- [22] M. A. Bernal Ávila, «Ciclo cardiaco - Slideshare,» Febrero 2009. [En línea]. Available: <http://es.slideshare.net/CardioCastillo2009A/ciclo-cardiaco-1070701>.
- [23] PhysioBank, «PhysioBank ATM,» 2015. [En línea]. Available: <http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>. [Último acceso: 27 1 2015].
- [24] J. M. Gallego López, J. Soliveres Ripoll, J. A. Carrera Hueso y C. Solaz Roldán, «Monitorización clínica - Biblioteca Digital Cecova,» [En línea]. Available: http://www.bibliotecadigitalcecova.com/contenido/revistas/cat6/pdf/libro_61.pdf. [Último acceso: 9 4 2015].
- [25] D. V. M. Balaguer, «Arritmias - Fundación Española del Corazón,» Febrero 2015. [En línea]. Available: <http://www.fundaciondelcorazon.com/informacion-para-pacientes/enfermedades-cardiovasculares/arritmias.html>.
- [26] Texas Heart Institute, «Arritmia - Instituto del Corazón de Texas (Texas Heart Institute),» Diciembre 2014. [En línea]. Available: http://www.texasheart.org/HIC/Topics_Esp/Cond/arrhy_sp.cfm. [Último acceso: 16 3 2015].
- [27] Cardiopatía, «Cardiopatía,» [En línea]. Available: <http://www.cardiopatia.com/>. [Último acceso: 22 4 2015].
- [28] Q. Li y G. D. Clifford, «Signal quality and data fusion for false alarm reduction in the intensive care unit,» 2012.
- [29] J. F. Guerrero Martínez, «Series Temporales,» 2011.
- [30] Physionet, «A Brief Tour of Physionet,» [En línea]. Available: <http://physionet.org/tour/page04.shtml>. [Último acceso: 27 1 2015].
- [31] «Tutorial de MatLab - Capítulo 3: Usando GUIDE».
- [32] G. Fernández de Córdoba Martos, «Creación de Interfaces Gráficas de Usuario (GUI) con MatLab,» Salamanca, 2007.
- [33] D. O. Barragán Guerreo, «Manual de Interfaz Gráfica de Usuario en MatLab. Parte I,» 2008.

APÉNDICE A

CONTENIDO DEL FORMATO DIGITAL

En este anexo se presenta el contenido del CD-ROM que se adjunta con la memoria del trabajo. La información disponible en este CD-ROM está clasificada en varias carpetas. A continuación se numeran las diferentes carpetas, junto con el contenido de cada una de ellas:

- **Memoria:** donde se encuentra la versión digital del presente documento.
- **Detección robusta de latidos cardiacos:** en este archivo se encuentra el algoritmo implementado para la detección robusta de los latidos cardiacos, así como la base de datos utilizada y un archivo de texto con las instrucciones de uso.
- **Reducción de falsas alarmas:** en este archivo se encuentra el algoritmo implementado para la reducción de falsas alarmas, así como la base de datos utilizada y un archivo de texto con las instrucciones de uso.
- **Interfaz Gráfica:** en esta carpeta se encuentra el diseño de la interfaz y las funciones necesarias para su correcta utilización, además cuenta con una base de datos adaptada.
- **Bibliografía:** donde se recopila toda la bibliografía consultada.

PARTE II

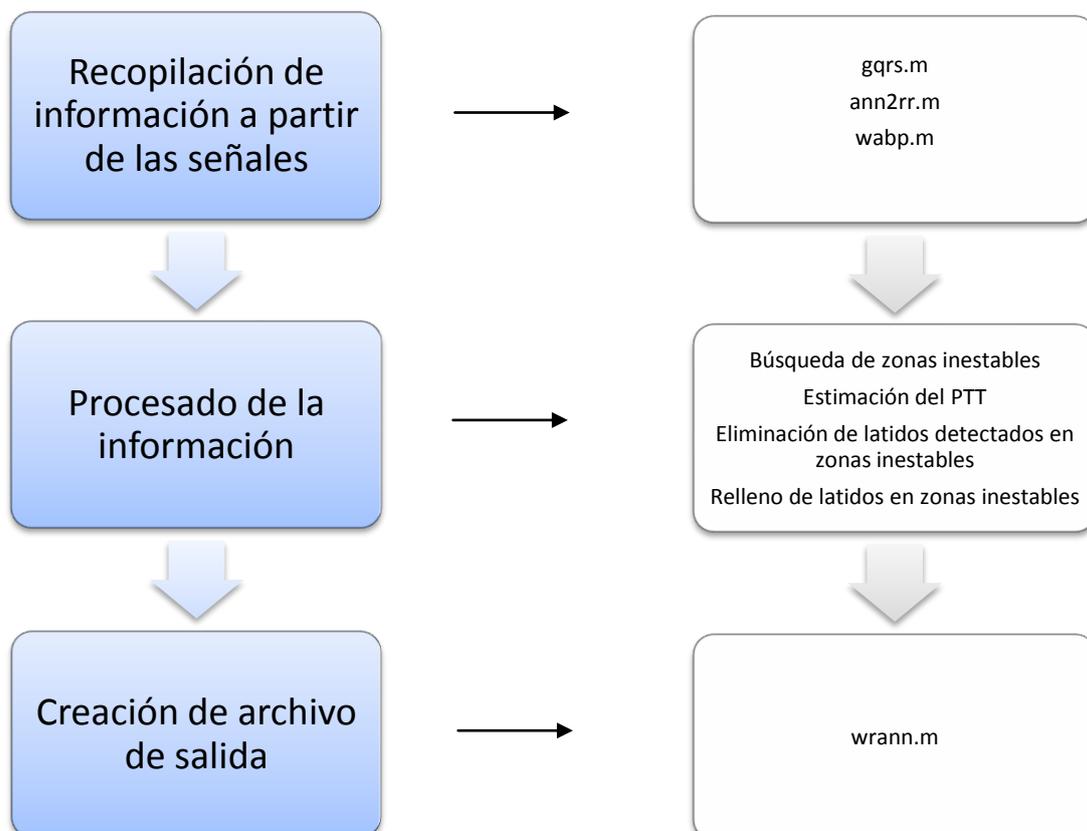
PLANOS Y PROGRAMAS

En este apartado se detallan las funciones utilizadas y se realiza un esquema de las dependencias entre funciones. También se especificarán los parámetros de entrada y de salida de cada función.

DIAGRAMA DE FUNCIONES Y JERARQUÍA

DIAGRAMA DE FUNCIONES DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN ROBUSTA DE LATIDOS CARDIACOS

En la siguiente figura se muestran las principales etapas del algoritmo de detección de latidos cardiacos: recopilación de información a partir de las señales, procesado de la información y creación de archivo de salida. Seguidamente, se detallarán las funciones utilizadas en cada una de las etapas.



Recopilación de información a partir de las señales

En esta etapa, se utilizan detectores de señales independientes a través de funciones del *'WFDB Toolbox'*. De forma que se obtengan los latidos o pulsos detectados del ECG y de la ABP, de forma separada. Recordar que, de forma general, el objetivo del algoritmo es relacionar las detecciones de latidos en distintas señales cardiacas, para obtener un vector de latidos más preciso.

function qgrs (recordName,N,N0,signal,threshold,outputName,highResolution)

Esta función genera un archivo de anotaciones con los latidos detectados por un detector de QRS. El archivo tiene un formato propio de Physionet (.qrs), accesible mediante las herramientas WFDB. Esta función pertenece a su vez al *'WFDB Toolbox'*.

Parámetros de entrada:

recordName: indica el nombre de la ubicación de la grabación a la que se quiere acceder, que debe tener formato de Physionet.

N(opcional): Número que especifica el número de muestra en la que se quiere parar de leer. Por defecto, se lee el archivo completo.

N0(opcional): Número que especifica el número de muestra en la que se quiere empezar a leer. Por defecto, se lee desde el principio de la grabación.

signal(opcional): Número que especifica el índice para elegir la señal que se quiere leer (ya que las señales de cada paciente o fichero vienen dadas en una matriz). Por defecto es 1.

threshold(opcional): Número que especifica el umbral de detección. Por defecto es 1.

outputName(opcional): indica el nombre de la extensión del fichero de salida. Por defecto *.qrs.

highResolution(opcional): Booleano. Si es falso (0) no leerá señales multifrecuenciales en alta resolución.

function [RR,tms]=ann2rr(recordName,annotator,N,N0,consecutiveOnly)

Esta función lee una grabación de formato WFDB a partir de un archivo de anotaciones para retornar:

Parámetros de salida:

RR: Vector de números representando la duración de los intervalos RR, en muestras.

tms: Vector de números representando el inicio de los intervalos RR, en muestras. Es decir, la localización de los latidos detectados.

Parámetros de entrada:

recordName: indica el nombre de la ubicación de la grabación a la que se quiere acceder, que debe tener formato de Physionet.

annotator: indica el nombre de la extensión del archivo al que se quiere acceder. Por ejemplo *.qrs.

N (opcional): Número que especifica el número de la muestra en la que se quiere parar de leer. Por defecto, se lee el archivo completo.

N0 (opcional): Número que especifica el número de muestra en la que se quiere empezar a leer. Por defecto, se lee desde el principio de la grabación.

consecutiveOnly (opcional): Booleano. Si es verdadero (1), selecciona solo los intervalos entre las anotaciones validas consecutivas. Por defecto, es verdadero.

function wabp(recName,beginTime,stopTime,resample,signal)

Esta función intenta localizar los pulsos en la señal de presión de sangre arterial (ABP) de la grabación WFDB especificada. El algoritmo de detección está basado en el análisis de la primera derivada de la señal ABP. La salida de la función es un fichero de anotaciones (con la extensión wabp) en la que se encontrarán los latidos detectados.

Parámetros de entrada:

recName: indica el nombre de la ubicación de la grabación a la que se quiere acceder, que debe tener formato de Physionet.

beginTime (opcional): Número que especifica el tiempo de inicio de análisis de la señal. En muestras. Por defecto, desde el principio de la señal.

stopTime (opcional): Número que especifica el tiempo en el que se para la lectura, en muestras. Por defecto, hasta el final de la señal.

resample (opcional): Booleano. Si es verdadero se remuestrea la señal a 125 Hz. Por defecto es 0.

signal (opcional): Número que especifica el índice para elegir la señal que se quiere leer (ya que las señales de cada paciente o fichero vienen dadas en una matriz). Por defecto es 1.

Procesado de la información

En esta etapa no se han utilizado funciones específicas, aparte de funciones matemáticas generales de MATLAB. Esta etapa consta de un conjunto de instrucciones de procesado, los pasos quedan expuestos en el diagrama de funciones anterior.

El algoritmo está explicado paso por paso en el capítulo correspondiente de la memoria del trabajo.

Creación de archivo de salida

Esta etapa consta de una única función, que generará el archivo de salida con el vector de latidos final detectado de forma robusta.

function wrann(recordName,annotator,ann,annType,subType,chan,num,comments)

Esta función escribe información en un nuevo un archivo de anotaciones WFDB. El archivo se creará en la dirección deseada. El fichero tendrá el mismo nombre que en recordName pero con una extensión de 'anotaciones'.

Parámetros de entrada:

recordName: indica el nombre de la grabación en la ubicación donde se quiera escribir el fichero.

annotator: indica el nombre de la extensión de salida. Por ejemplo 'qrs'.

ann: vector de números indicando el tiempo de las anotaciones, en muestras, respecto a las señales en recordName. Estos valores son índices respecto al inicio de la señal.

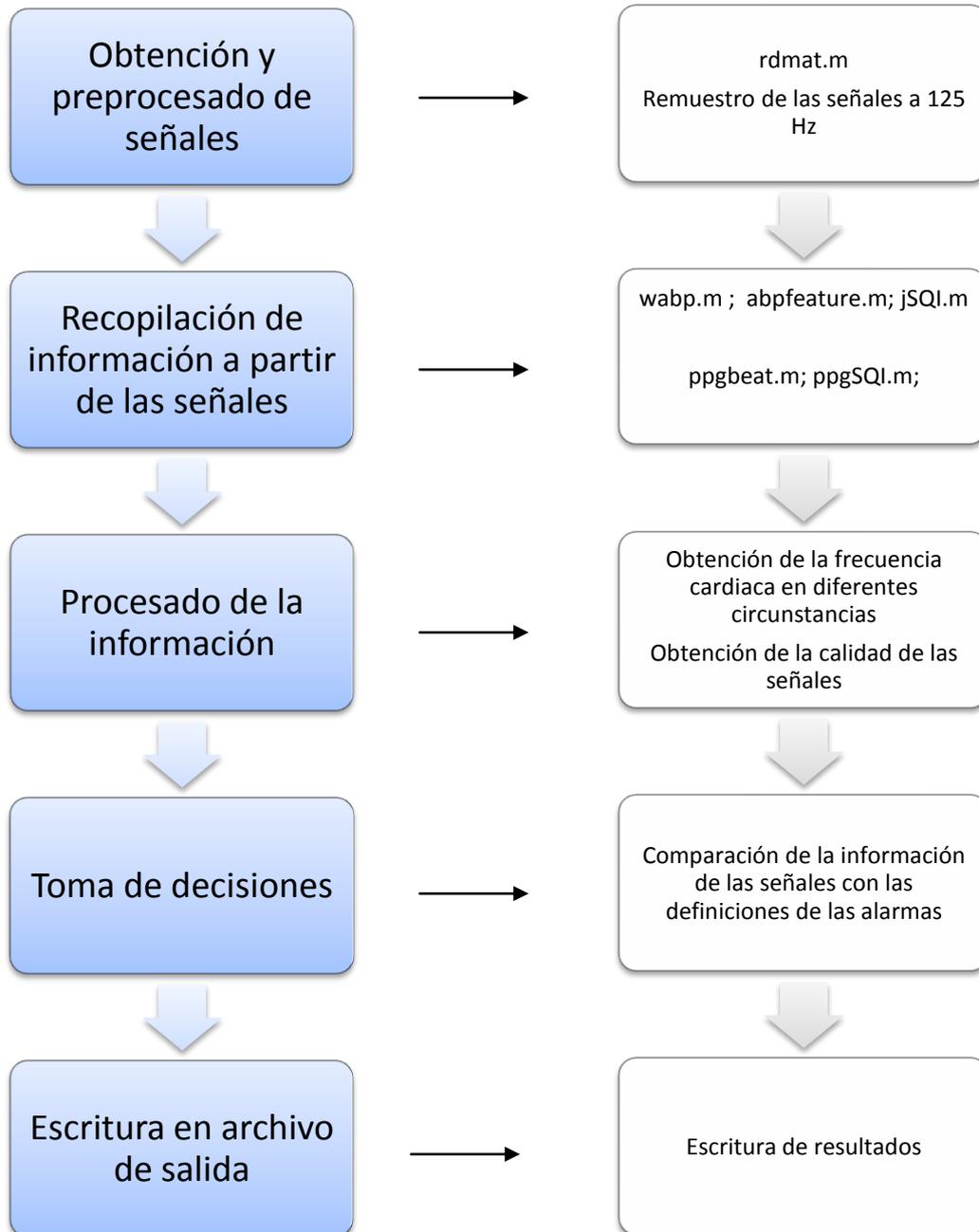
annType (opcional) : vector de caracteres o escalares describiendo el tipo de anotaciones. Por defecto es 'N' (normal). Para una lista de códigos de anotaciones estándar usada por PhysioNet, considera ver: '<http://www.physionet.org/physiobank/annotations.shtml>'

subType (opcional): vector de caracteres o escalares describiendo el subtipo de las anotaciones. Por defecto es '0'.

Los parámetros chan, num y comments no se han tenido en cuenta en este trabajo. Y sus valores se han mantenido por defecto.

DIAGRAMA DE FUNCIONES DEL ALGORITMO DE REDUCCIÓN DE FALSAS ALARMAS

En la siguiente figura se muestran las principales etapas del algoritmo de reducción de falsas alarmas: recopilación de información a partir de las señales, procesado de la información y creación de archivo de salida. Seguidamente, se detallarán las funciones utilizadas en cada una de las etapas.



Obtención y preprocesado de las señales

En esta etapa se obtienen las señales pertenecientes al paciente junto a un fichero de descripción. Además, se remuestran las señales a 125 Hz para futuros cálculos donde se utiliza frecuencia de muestreo, la función para remuestrear se encuentra actualmente en MATLAB, por lo que no será necesaria detallarla.

function [tm,signal,Fs,siginfo]= rdmat(recordName)

Esta función importa una señal en unidades físicas desde un archivo *.mat generado con WFDB2MAT. En nuestro caso, la propia base de datos facilitaba los datos de esta forma.

Parámetros de salida:

tm: Un vector de números especificando el tiempo en segundos.

signal: una matriz de números que contiene las señales en unidades físicas.

Fs: un número que especifica la frecuencia de muestreo en Hz para toda la grabación

siginfo: una vector de celdas especificando la información de las señales. Actualmente la estructura contiene los siguientes campos:

- siginfo.Units
- siginfo.Baseline
- siginfo.Gain
- siginfo.Description

Parámetros de entrada:

recordName: indica el nombre del archivo *.mat

Recopilación de información a partir de las señales

En esta etapa se obtienen los datos de los detectores de señales independientes, que se usarán en la siguiente etapa. Además, se hallan las calidades generales de las señales utilizando estos pulsos o latidos detectados. La función '*wabp*' ya se ha detallado en el diagrama de funciones del algoritmo anterior. Tener en cuenta que las funciones *abpfeature.m* y *jSQL.m* utilizadas con la señal ABP no han sido estudiadas en profundidad y se han dejado intactas en nuestro algoritmo, ya que nos hemos enfocado en el estudio de la PPG.

function [features] = abpfeature (abp, onsett看imes)

Esta función extrae características desde la señal ABP como presión sistólica, presión media, etc.

Parámetros de entrada:

abp: vector de números que corresponda con la señal ABP muestreada a 125 Hz

onsett看imes: vector de números que corresponda con las muestras de los pulsos detectados.

En nuestro caso, detectados con la función *wabp*.

Parámetros de salida:

Como salida un vector de números con las características pulso-a-pulso de la señal ABP. Por ejemplo, las primeras columnas del vector (de 12 columnas en total) son:

- 1) Tiempo de sístole [en muestras]
- 2) Presión de sangre sistólica [en mmHG]
- 3) Tiempo de diástole[en muestras]
- 4) Presión de sangre diastólica [en mmHg]
- 5) Presión de pulso [en mmHg]
- 6) Presión media [en mmHg]
- 7) Periodo de latido [en muestras]

function [beatq, r] = jSQI(features, onset, abp)

Esta función devuelve una evaluación de calidad binaria de la señal ABP para cada latido. Este algoritmo se basa en la detección de anomalías en los valores numéricos en las características y las muestras de sus latidos correspondientes (*on set times*)

Parámetros de entrada:

features: un vector numérico con las características extraídas del ABP usando *abpfeature.m*

onset: el vector numérico de pulsos de la ABP usando *wabp.m*

abp: el vector numérico que contiene la señal de presión de sangre arterial (abp) muestreada a 125 Hz.

Parámetros de salida:

beatq: una matriz numérica donde cada fila representa la calidad en relación con diversos aspectos. Donde 0 es buena calidad y 1 es mala calidad. Algunos de los aspectos a los que se les da una calidad son:

- Latido ruidoso
- Periodo anormal
- Presión de sangre sistólica o diastólica anormal
- Tiempo de latido anormal

function [hr, rpoint, pointer] = ppgbeat (ppg, fsin, rrflag, lpflag, hpflag)

Esta función detecta picos para cualquier señal clínica, pero ha sido modificada para adaptarla a la señal PPG.

Parámetros de entrada:

ppg: un vector numérico que contenga una señal PPG.

fsin: número que represente la frecuencia de muestreo de la señal PPG.

rrflag (opcional): Si es 0, el parámetro de salida hr devolvera la frecuencia cardiaca. Si es 1, retornara el vector RRI. Por defecto 0.

lpflag (opcional): Si es 1, se usará un filtro de 35 Hz durante el proceso de detección. (por defecto es 1). En nuestro algoritmo no se ha usado.

hpflah (opcional): Si es 1, se usará un filtro paso alto al comienzo de la detección. Por defecto es 0). Este filtro sí se ha usado en nuestro algoritmo.

Parámetros de salida:

hr: un número indicando la frecuencia cardiaca

rpoint: un vector numérico indicando los instantes detectados, en segundos

pointer: un vector numérico indicando los instantes detectados, en muestras

function [psqi]= ppgSQI (ppg, ann_ppg)

Esta función devuelve el índice de calidad de la señal PPG (PPG SQI) basado en la correlación de una plantilla de latido.

Parámetros de entrada:

ppg: un vector numérico que contenga una señal PPG.

annppg: un vector numérico que contenga la ubicación de los pulsos detectados, en muestras.

En nuestro caso usando la función *ppgbeat.m*.

Parámetros de salida:

psqi: un vector numérico que contiene la calidad de la señal para cada intervalo entre latidos consecutivos. Cada número se encuentra entre 0 como peor calidad y 1 como mejor calidad.

Procesado de la información

En esta etapa se utiliza la información conseguida anteriormente para obtener las variables relevantes. Las funciones utilizadas en este apartado se encuentran en el entorno de MATLAB, y no se considera necesario detallarlas.

Toma de decisiones

En esta etapa, se comparan las características de las señales halladas en el procesado de la información con sus respectivos límites. Estos límites provienen directamente de la definición de las alarmas pertenecientes al desafío (*Reducción de las Falsas Alarmas de Arritmia en la UCI, de Physionet*), de forma que a raíz de estas comparaciones se decidirá si finalmente la alarma estudiada es verdadera o no.

En este apartado, solo se utilizarán comparadores sencillos 'if con las reglas 'or' (||) y 'and' (&&) . Realizando varias comparaciones en una sola instrucción.

Escritura en archivo de salida

Finalmente, en la última etapa se escribirá el resultado en el fichero `answer.txt` que se encuentra en el mismo directorio que el algoritmo usando `'fopen'`, `'fprintf'` y `'fclose'`.

PARTE III

PLIEGO DE CONDICIONES

El presente Trabajo Fin de Grado comprende toda una serie de métodos y aplicaciones de procesado de señal encaminados a estudiar señales fisiológicas cardiacas y determina el desarrollo de un algoritmo para la detección robusta de instantes R y otro algoritmo para la reducción de falsas alarmas cardiacas. También se indican tanto las herramientas software como hardware necesarias para la elaboración del presente trabajo.

CONDICIONES LEGALES Y ADMINISTRATIVAS

A continuación se exponen los aspectos de tipo legal y administrativo que habrán de ser tenidos en cuenta para los futuros usuarios. Estas condiciones establecen las obligaciones, derechos y deberes que los autores adquieren con los usuarios del sistema implementado en este proyecto, y a su vez de los usuarios con los autores.

DERECHOS DE EXPLOTACIÓN Y RESTRICCIONES DE USO

La Universidad de Las Palmas de Gran Canaria es quien ostenta los derechos de explotación y cualquier usuario debe de estar de acuerdo en obligarse por los términos y condiciones establecidas en este Pliego de Condiciones, aceptando todos sus términos y estipulaciones. El uso de programas y base de datos o de una copia en ordenador personal de los mismos, será bajo la autorización expresa del autor, el director del proyecto y la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria.

El usuario no podrá realizar ingeniería inversa, decompilación o desamblado de los programas. El usuario podrá transferir los programas y bases de datos a un tercero, siempre que no tenga copias de los mismos, incluyendo posibles actualizaciones o retener material escrito adicional que acompañe a los programas y la base de datos.

GARANTÍAS Y CONSIDERACIONES ADICIONALES

El autor y el director del proyecto garantizan que los programas y la base de datos funcionarán correctamente en el momento de la correcta instalación. También se garantiza que el soporte en el cual está grabado el programa no contendrá defectos en el momento de la adquisición del mismo.

Con la única excepción de lo expresamente expuesto en el párrafo anterior, los programas y bases de datos han sido creados sin garantías de ningún tipo. No se asegura, garantiza, o realiza ninguna declaración respecto al uso o los resultados derivados de la utilización de los programas o la base de datos. Tampoco se garantiza que la operación de los programas sea ininterrumpida o sin errores.

La confiabilidad de operación del programa puede ser afectada por factores adversos a los que se denominan "fallas del sistema". En estos se incluyen fluctuaciones en el sistema de alimentación eléctrico, errores en el funcionamiento del hardware del ordenador personal, sistema operativo o entorno del ordenador personal o entorno de desarrollo y ejecución usado para realizar la aplicación, errores de instalación, problemas de compatibilidad de software y hardware, fallas o funcionamientos incorrectos de equipos de control, fallas por uso, o errores por parte del usuario o autor de la aplicación.

Cualquier aplicación donde una "falla de sistema" pueda crear un riesgo de daño a la propiedad o personas, no puede ser imputada al programa. Para evitar daños, el usuario deberá tomar razonablemente, todas las precauciones necesarias.

Las garantías y consideraciones aquí expresadas se regirán por las leyes del estado español. El usuario acepta la jurisdicción exclusiva de los tribunales de este país con relación a cualquier disputa que pudiera derivarse de los derechos y garantías estipuladas en este documento.

En ningún caso serán el autor, ni los tutores del proyecto, ni la Escuela de Telecomunicación y Electrónica de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria responsables de los perjuicios directos, indirectos, incidentales, probatorios o de los consiguientes, gastos, lucro cesante, pérdida de ahorros, interrupción de negocios, pérdida de información comercial o de negocio, o cualquier otra pérdida que resulte del uso o de la incapacidad de usar los programas o la base de datos. El usuario conoce y acepta esta asignación de riesgo así como el resto de garantías, derechos, deberes y restricciones. Se rechaza cualquier otra garantía, derecho, deber o restricción que no haya sido citada directamente en el Pliego de Condiciones.

HERRAMIENTAS UTILIZADAS

Los componentes hardware utilizados para el desarrollo del trabajo fueron los siguientes:

- Ordenador de sobremesa con microprocesador Intel® Core (TM) i5-2500k CPU @ 3.30GHz 3.30 GHz con 16.0 GB de memoria RAM instalada, un disco duro SSD de 120GB para el sistema operativo y un disco duro de 1TB para datos. El ordenador se utilizó tanto para la implementación de los algoritmos, obtención de resultados y diseño de la interfaz, así como la elaboración de la memoria del trabajo.

Los recursos software son los siguientes:

- MatLab® versión 2014a para el desarrollo de los algoritmos implementados en este trabajo, incluyendo la interfaz gráfica. Además del paquete básico, se utilizó la librería "WFDB ToolBox" para la gestión y análisis de señales clínica, donde se incluyen las funciones para el acceso a cada una de las señales de nuestras bases de datos y el detector QRS para el ECG.
- Microsoft® Office Word 2007 como editor de textos para la elaboración de la memoria del trabajo.
- Windows® 7 como sistema operativo del ordenador.

Para terminar, se incluyen las bases de datos. Las dos utilizadas provienen de PhysioNet y son de orden público.

PARTE IV

PRESUPUESTO

Presupuesto

Don Raúl Campos Guinda, autor del presente Trabajo Fin de Grado, declara que:

El Trabajo Fin de Grado con título "ANÁLISIS DE PATRONES CARDIACOS EN ENTORNOS ADVERSOS", desarrollado en la Escuela de Ingeniería de Telecomunicación y Electrónica, de la Universidad de Las Palmas de Gran Canaria, en el período de 4 meses, tiene un coste de desarrollo total de 17.325,52 €, correspondiente a la suma de las cantidades consignadas a los apartados considerados a continuación.

El autor del trabajo

Raúl Campos Guinda

Las Palmas de Gran Canaria a 08 de Junio de 2015.

PRESUPUESTO PREVIO

Para realizar el cálculo del presupuesto, acudimos a la última versión de honorarios profesionales que publica el Colegio Oficial de Ingenieros Técnicos de Telecomunicación (COITT). En los honorarios se explica que, hoy en día, éstos responden al libre acuerdo entre el profesional y su cliente. El Ministerio de Economía y Hacienda ha remitido una nota a los colegios profesionales recordando que los baremos orientativos de honorarios que se utilizaban debían ser eliminados.

Según los Honorarios Profesionales del COITT, en el cálculo del presupuesto se deben tener en cuenta los siguientes conceptos generales:

- Costes directos del ingeniero y de sus colaboradores.
- Viajes, dietas, hoteles, delineación, mecanografía, reproducción, encuadernación, etc. Imputables al trabajo encomendado
- Porcentaje del total año de gastos generales que se repercuten a cada trabajo concreto como los derivados de impuestos del trabajo personal, alquiler de local, amortización de equipos, seguridad social, intereses de préstamos, etc.
- Derechos de visado y tasas administrativas si procede.

Para proporcionar un presupuesto orientativo del TFG, usaremos el documento "*Baremos de Honorarios Orientativos para Trabajos Profesionales*", publicado por el Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT).

Siguiendo las recomendaciones del COIT, los conceptos que han de tenerse en cuenta a la hora de elaborar el presupuesto son los siguientes:

- Trabajo tarifado por tiempo empleado.

- Amortización del inmovilizado material.
- Redacción del proyecto.
- Derechos de visado del COIT.
- Gastos de tramitación y envío.

TRABAJO TARIFADO POR TIEMPO EMPLEADO

El importe de las horas de trabajo empleadas para la realización del proyecto se calcula siguiendo las recomendaciones del COIT:

$$H = C * 74,88 * H_n + C * 96,72 * H_e$$

Donde:

H son los honorarios totales por el tiempo dedicado.

H_n son las horas normales trabajadas (dentro de la jornada laboral).

H_e son las horas especiales.

C es un factor de corrección en función del número de horas trabajadas.

Teniendo en cuenta que el tiempo destinado para la formación y documentación no se incluye en el cálculo debido a que estas tareas son necesarias y benefician sólo al alumno, para la realización de este proyecto han sido necesarias 320 horas, realizadas en jornadas de una media de 4 horas al día, 5 días a la semana y 4 semanas al mes durante 4 meses.

No se aplica la existencia de horas especiales en la realización del trabajo. Según el COIT, el coeficiente tiene un valor variable en función del número de horas empleadas de acuerdo con la siguiente tabla:

Horas empleadas	Factor de corrección C
Hasta 36 horas	1,00
De 36 a 72 horas	0,90
De 72 a 108 horas	0,80
De 108 a 144 horas	0,70
De 144 a 180 horas	0,65
De 180 a 360 horas	0,60
De 360 a 540 horas	0,55
De 540 a 720 horas	0,50
De 720 a 1080 horas	0,45
Más de 1080 horas	0,40

Como se puede observar, el número de horas es 320 y según la tabla anterior, $C = 0,60$. Por lo que según la ecuación del importe de horas de trabajo:

$$H = C * 74,88 * H_n + C * 96,72 * 0 = 14.376,96€$$

Los honorarios totales por tiempo dedicado libres de impuestos ascienden a *catorce mil trescientos setenta y seis euros y noventa y seis céntimos (14.376,96 €)*

AMORTIZACIÓN DEL INMOVILIZADO MATERIAL

Entre los recursos materiales utilizados para la realización de este proyecto se incluyen las herramientas software de desarrollo de los algoritmos del sistema, los paquetes software usados para la redacción de la memoria, y el sistema operativo bajo el que se ejecutó el trabajo. Asimismo, se incluyen los equipos hardware usados para dar soporte a estas herramientas.

Se estipula el coste de amortización para un período de 3 años. Para ello, se utilizará un sistema de amortización lineal o constante, en el que se supone que el inmovilizado material se deprecia de forma constante a lo largo de su vida útil. La cuota de amortización anual se calcula usando la siguiente fórmula:

$$Cuota\ anual = \frac{Valor\ adquisición - Valor\ residual}{Número\ de\ años\ de\ vida\ útil}$$

El "valor residual" es el valor teórico que se supone que tendrá el elemento después de su vida útil.

AMORTIZACIÓN DEL HARDWARE

Teniendo en cuenta que la duración del trabajo ha sido inferior a medio año y el cálculo del coste de amortización se establece en un período de 3 años, los costes de amortización se calcularán para los 4 primeros meses. En la siguiente, se presentan los costes de amortización del material hardware empleado en el proyecto:

Concepto	Coste total	Valor residual (3 años)	Amortización (4 meses)
PC Intel Core i5 3,3GHz, 16GB de RAM, 120GB Disco duro SSD, 1 TB Disco duro	1.200 €	400 €	83,33 €

Por lo tanto, el coste total del material hardware asciende a *ochenta y tres euros y treinta y tres céntimos (83.33 €)*.

AMORTIZACIÓN DEL SOFTWARE

Para el cálculo del coste de amortización del software se manejan las mismas premisas que en el caso anterior. En la tabla se presentan los costes de amortización del material software:

Concepto	Coste total	Valor residual (3 años)	Amortización (4 meses)
Microsoft Windows® 7	100 €	0 €	11,11 €
Matlab® R2014a	2.000 €	0 €	222,22 €
Microsoft® Office Word 2007	80 €	0 €	8,89 €
Total Software	2.180 €	0 €	242,22 €

La librería de funciones "*WFDB ToolBox*" es un software libre y gratuito, por lo que no se recoge ningún gasto respecto a este concepto.

El coste total del material software empleado en el desarrollo del proyecto asciende a *doscientos cuarenta y dos euros y veintidós céntimos (242,22 €)*

REDACCIÓN DEL TRABAJO

El importe de la redacción del proyecto se calcula haciendo uso de la siguiente fórmula:

$$R = 0,07 * P * C_h$$

donde:

P es el presupuesto del proyecto

Ch es el coeficiente de ponderación en función del presupuesto.

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a 14.702,51 €. Como el coeficiente de ponderación para presupuestos menores de 30.050 € viene definido por el COIT con un valor de 1 , el coste derivado de la redacción del proyecto es de:

$$R = 0,07 * 14.702,51 * 1.00 = 1.029,17 €$$

Por tanto, el coste libre de impuestos derivado de la redacción del trabajo es de *mil veintinueve euros y diecisiete céntimos (1.029,17 €)*

DERECHOS DE VISADO DEL COIT

Los gastos de visado del COIT se tarifican mediante la siguiente expresión:

$$V = 0,0006 * P * C_v$$

Donde:

P es el presupuesto del trabajo.

Cv es el coeficiente reductor en función dl presupuesto del proyecto.

El presupuesto calculado hasta el momento asciende a la suma de los costes de ejecución material y de redacción:

$$P = 14.702,51 + 1029,17 = 15.731,68 \text{ €}$$

Como el coeficiente para presupuestos de menos de 30.050 € viene definido por el COIT con un valor de 1.00, el coste de los derechos de visado del proyecto asciende a la cantidad de:

$$V = 0,006 * 15.731,68 * 1 = 94,39 \text{ €}$$

Por tanto, el coste de los derechos de visado del trabajo asciende a *noventa y cuatro euros y treinta y nueve céntimos (94. 39 €)*

GASTOS DE TRAMITACIÓN Y ENVÍO

Los gastos de tramitación y envío son fijos y se estipulan en *seis euros y un céntimo (6,01 €)*

APLICACIÓN DE IMPUESTOS

El coste total del trabajo, antes de aplicarle los correspondientes impuestos, asciende a X, a lo que hay que sumarle el 7% de IGIC, con lo que el coste definitivo del trabajo es:

Trabajo tiempo empleado	14.376,96 €
Coste del hardware	83,33 €
Coste del software	242,22 €
Coste redacción del trabajo	1.029,17 €
Derechos de visado del COIT	94,39 €
Gastos de tramitación y envío	6,01 €
Total antes de impuestos	16.192,08 €
IGIC(7%)	1.133,44 €
Total	17.325,52 €

ULPGC

ESCUELA DE INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN Y ELECTRÓNICA

El presupuesto total, con los impuestos incluidos asciende a la cantidad de *diecisiete mil trescientos veinticinco euros con cincuenta y dos céntimos* (17.325,52 €).

El autor del trabajo

Raúl Campos Guinda

Las Palmas de Gran Canaria a 08 de Junio de 2015.

