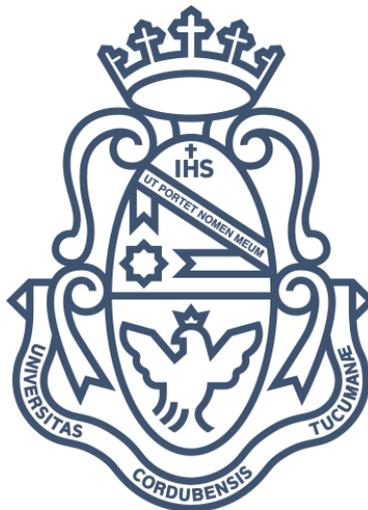


Universidad Nacional de Córdoba – Facultad de Ciencias Exactas Físicas y
Naturales
Ingeniería Biomédica

Proyecto Integrador

“Caracterización de Electrocardiogramas Mediante Redes Neuronales y Transformada Ondita”



Alumno:
Fischer, Jeremy Alexander
Matrícula:
35.279.906

Director:
Vera de Payer, Elizabeth
Co-Director:
Risk, Marcelo



Córdoba Junio de 2014

Agradecimientos

A Dios, a quien debo todo.

A mi familia, por el constante apoyo durante este período de estudio

A mis directores de tesis, por su buena disposición e invaluable ayuda durante el desarrollo de este trabajo.

A mis compañeros, por su amistad.

Resumen

En el presente informe de proyecto integrador, se presenta el desarrollo de un sistema de caracterización de electrocardiogramas, que realiza la clasificación de seis tipos de latidos cardíacos distintos. El algoritmo resultante, realiza el filtrado y la segmentación de la señal basado en transformaciones sencillas y la detección de picos. Luego, los intervalos RR son descompuestos mediante transformada ondita, a cinco niveles, y un conjunto de 46 características estadísticas son extraídas de los mismos. Finalmente, los latidos son clasificados mediante un perceptrón multicapa.

El algoritmo propuesto fue implementado en Matlab® y probado con 216 segmentos de señal extraída de la base de datos de arritmias del MIT – BIH (para un total de aproximadamente 50000 latidos), obteniendo una precisión del 97,5 %, con tasas de clasificación no menor al 90 % para cada una de las arritmias analizadas.

Finalmente, una serie de pruebas fueron ejecutadas sobre el sistema, a los fines de evaluar la influencia del ruido sobre éste. Se caracterizó entonces el sistema, demostrándose una fuerte incidencia del ruido sobre la segmentación y la sensibilidad a los distintos tipos de latidos analizados. Se probó además que una mala segmentación de la señal puede causar distintos errores en la clasificación. En consecuencia, una buena etapa de pre – procesado de la señal es necesaria en la implementación del sistema en la vida real.

Contenido

Agradecimientos	- 1 -
Resumen	- 2 -
Contenido	1
Índice de Ilustraciones	3
Índice de Tablas.....	4
Introducción	5
Objetivos.....	6
Objetivos Generales	6
Objetivos Específicos	6
Capítulo 1: Marco Teórico	7
El Corazón: Aspectos Anatómico – Fisiológicos del Latido Cardíaco.....	7
Actividad eléctrica del corazón: El origen del latido cardíaco	11
El electrocardiograma.....	14
Principales arritmias cardíacas.....	21
Procesamiento de Señales: La Transformada Ondita.....	27
La transformada de Fourier	28
La transformada wavelet	31
Redes Neuronales: Principios y Definiciones.....	35
Las neuronas como unidad de procesamiento	36
Arquitectura de las redes neuronales	37
Entrenamiento de redes neuronales	39
Capítulo 2: Experimentación	44
Base de Datos	45
Etapa de pre-procesado de la señal	46
Filtrado de la señal	46
Segmentación	49
Extracción de características	52
Selección de la ondita madre.....	55
Búsqueda secuencial de características.....	57
Clasificación mediante redes neuronales.....	58
Resultados del entrenamiento de la red neuronal.....	61

Capítulo 3: Resultados	63
Evaluación de performance – Caracterización del sistema	64
Influencia del ruido en la segmentación	66
Influencia de la segmentación en la clasificación.....	67
Influencia del ruido en la clasificación.....	69
Capítulo 4: Conclusiones	71
Mejoras Propuestas – Futuros Desarrollos	72
Bibliografía y Referencias	74
Anexos.....	77
Anexo N° 1: Implementación en MATLAB® del algoritmo propuesto	78
Anexo N° 2: Información complementaria sobre la base de datos de arritmias del MIT – BIH.	90
Anexo N° 3: Matrices de confusión de las pruebas de validación y caracterización del sistema.....	92

Índice de Ilustraciones

Ilustración 1: Principales estructuras anatómicas del corazón.....	9
Ilustración 2: Sistema de Conducción del Corazón	10
Ilustración 3: Derivaciones estándar de extremidades	15
Ilustración 4: Derivaciones aumentadas de las extremidades	16
Ilustración 5: Derivaciones precordiales	17
Ilustración 6: Ondas, segmentos e intervalos característicos de un ECG.....	18
Ilustración 7: Ritmo sinusal normal.....	21
Ilustración 8: Contracción auricular prematura	24
Ilustración 9: Contracción ventricular prematura	25
Ilustración 10: Bloqueo de rama izquierda	25
Ilustración 11: Bloqueo de rama derecha	26
Ilustración 12: Latido iniciado por marcapasos externo implantable	26
Ilustración 13: Resolución tiempo - frecuencia en la STFT.....	30
Ilustración 14: Análisis multiresolución	33
Ilustración 15: Codificado sub – banda DWT	34
Ilustración 16: Modelo de una neurona	36
Ilustración 17: Arquitectura del perceptrón multicapa	39
Ilustración 18: Etapas esenciales del algoritmo de clasificación	44
Ilustración 19: Remoción del corrimiento de línea de base.....	48
Ilustración 20: Señal sin ruido de línea.....	48
Ilustración 21: Periodogramas de la señal en las distintas etapas de filtrado ..	49
Ilustración 22: Señales auxiliares para la segmentación	51
Ilustración 23: Señal electrocardiográfica pre – procesada	52
Ilustración 24: Valor medio de F Vs. Número de características utilizadas.....	56
Ilustración 25: Porcentaje de aciertos Vs. N° de neuronas ocultas.....	59
Ilustración 26: Porcentaje de aciertos Vs. Tasa de regularización de la función de performance.....	60
Ilustración 27: Performance de la red 4 durante el entrenamiento	62

Índice de Tablas

Tabla 1: Velocidad de conducción del tejido cardíaco	13
Tabla 2: Principales eventos del ECG y su significado	20
Tabla 3: Tipo y cantidad de latidos	46
Tabla 4: Error porcentual de detecciones Vs. Porcentaje Umbral	50
Tabla 5: Porcentaje de datos de entrenamiento para cada tipo de latidos.....	53
Tabla 6: Estadístico F para las cinco mejores onditas madre	56
Tabla 7: Elementos del vector características	58
Tabla 8: Porcentaje de error Vs. N° de neuronas ocultas	59
Tabla 9: Error porcentual Vs. Tasa de cálculo de la función de performance ..	60
Tabla 10: Performance de las distintas redes entrenadas	61
Tabla 11: Matriz de confusiones de entrenamiento de la red 4	62
Tabla 12: Performance de las distintas redes para el conjunto de datos de validación	64
Tabla 13: Tasas de falso positivo de las distintas redes neuronales	65
Tabla 14: Seguridad en las clasificaciones	66
Tabla 15: Influencia del ruido en la segmentación	66
Tabla 16: Performance de la clasificación para distintos tipos de segmentación	68
Tabla 17: Falsos positivos de clasificación para distintos tipos de segmentaciones	68
Tabla 18: Seguridad en clasificaciones correctas e incorrectas para distintos tipos de segmentaciones	69
Tabla 19: Performance de la clasificación para distintos niveles de ruido	70
Tabla 20: Tasas de falso positivo para distintos niveles de ruido	70
Tabla 21: Seguridad de las clasificaciones para una relación señal ruido de 10	70

Introducción

El corazón es uno de los órganos más importantes del cuerpo humano. Su función es la de bombear la sangre hacia las distintas regiones del organismo, aportando de este modo los nutrientes necesarios para la función celular y conduciendo los desechos metabólicos hacia los órganos en los cuales se produce su eliminación. Esto es logrado mediante una secuencia ordenada de contracciones musculares que generan un gradiente de presiones en el circuito cerrado que constituye el sistema circulatorio.

La actividad central del corazón en la circulación sanguínea, hace que cualquier afección en el funcionamiento del mismo repercuta sobre los demás órganos del cuerpo. Es, por lo tanto, de gran importancia médica la detección y diagnóstico de las distintas enfermedades que aquejan al corazón, así como las acciones destinadas a mitigarlas, ya sean intervenciones quirúrgicas, administración de fármacos, etcétera.

El electrocardiograma es una de las fuentes de información diagnóstica de mayor valor en el estudio del funcionamiento del corazón. Su no invasividad, facilidad de obtención y escaso costo, junto con la gran variedad de patologías cardíacas que es posible detectar mediante su análisis, lo han convertido en un estudio de rutina en la consulta cardiológica. A través del estudio minucioso de los distintos componentes que constituyen una señal electrocardiográfica es posible revelar información acerca de la fisiología de las distintas estructuras anatómicas que forman el corazón, pudiendo descubrir afecciones que van desde las elevaciones en los niveles iónicos hasta la necrosis de determinadas zonas de este órgano.

Muchas de las patologías cardíacas pueden ser detectadas mediante un electrocardiograma de corta duración, que no supera los dos o tres minutos, tales como los realizados en el consultorio médico. Existen, no obstante, una gran variedad de enfermedades de aparición esporádica (o causada por un evento no reproducible en el momento del estudio) que requieren la realización de monitoreo móvil, de los que se obtienen registros electrocardiográficos de varias horas de duración. El diagnóstico de estos estudios presenta un gran desafío para el médico ya que en mucho de los casos los eventos patológicos duran unos pocos segundos, y en otros, la diferencia entre un segmento patológico y un segmento sano es tan pequeña, que no se los distingue fácilmente.

Numerosas técnicas y sistemas de diagnóstico asistido han sido desarrolladas intentando dar solución al problema de analizar estudios de larga duración. Mediante ellos se busca orientar a quien analiza el estudio, enfocando su atención en determinados segmentos que son diagnosticados como patológicos. De este modo, el sistema de diagnóstico asistido otorga una “segunda opinión”, correspondiendo al médico el diagnóstico definitivo del estudio.

Objetivos

Objetivos Generales

El objetivo principal del presente proyecto integrador es desarrollar un algoritmo de clasificación capaz de reconocer y diferenciar los principales tipos de intervalos RR existentes en estudios electrocardiográficos de larga duración; esto es: latidos normales, contracciones prematuras auriculares y ventriculares, bloqueos de rama izquierda y derecha, y latidos inducidos por marcapasos externos implantables. Por otra parte, se procura la implementación de dicho algoritmo en un lenguaje de programación adecuado al caso, a fin de obtener como resultado final una función o conjunto de funciones utilizables a través de un programa de computadora.

Objetivos Específicos

Son objetivos específicos del presente proyecto integrador, los siguientes:

- Elaborar un sistema de segmentación de estudios electrocardiográficos en intervalos RR.
- Realizar la caracterización, mediante transformada ondita, de los intervalos RR mencionados en el apartado anterior.
- Determinar la ondita madre óptima para la caracterización de los principales tipos de latidos cardíacos.
- Elegir una red neuronal adecuada para la clasificación de los patrones electrocardiográficos antes mencionados.
- Entrenar una red neuronal para realizar la clasificación de los distintos tipos de latidos, analizando la influencia de distintos parámetros de entrenamiento.
- Ensamblar los distintos subsistemas antes mencionados (segmentación, caracterización y clasificación) en una función de clasificación.
- Caracterizar el algoritmo de clasificación, teniendo en cuenta, la influencia de distintos parámetros propios del sistema y externos al mismo.

Capítulo 1: Marco Teórico

En el presente capítulo se busca introducir al lector en los fundamentos teóricos necesarios para la comprensión del desarrollo del presente informe. Considerando que la temática central de este proyecto integrador es el reconocimiento de patrones en el ámbito de las señales electrocardiográficas, podemos agrupar los temas a tratar en dos grandes grupos:

- Principios anatómico – fisiológicos relacionados al funcionamiento del corazón, que permitirán entender los temas relacionados al origen de la señal a trabajar, las características básicas de la misma y los distintos patrones normales y patológicos a tratar.
- Principios matemáticos asociados al procesamiento de la señal electrocardiográfica y su posterior análisis y clasificación; haciendo particular énfasis en las nociones básicas de las principales herramientas utilizadas: la transformada ondita (o transformada wavelet) y las redes neuronales.

El Corazón: Aspectos Anatómico – Fisiológicos del Latido Cardíaco

El corazón es el órgano principal del sistema circulatorio. Como tal su función es la de propulsar la sangre a través de los vasos hacia las distintas regiones del organismo, permitiendo de este modo la llegada de nutrientes y oxígeno a cada una de las células del mismo y la eliminación de los desechos resultantes de la actividad metabólica.

En un individuo sano, el corazón pesa entre 200 y 250 gramos y su volumen es apenas mayor que el puño de la persona. La forma de este órgano, recuerda al de un cono o una pirámide, en el que se reconocen una base, dirigida hacia atrás, arriba y algo a la derecha, y un vértice (*ápex*) situado hacia adelante y a la izquierda; de modo tal que el eje geométrico general del corazón se acerca más a la horizontal que a la vertical. De esta manera, el corazón se ubica en la porción inferior del *mediastino*¹ medio (entre el segundo y el quinto espacio intercostal izquierdo), desarrollándose en su mayor parte hacia la izquierda de la línea media torácica; y es fijado y mantenido en su lugar por los grandes vasos que llegan y salen de él (venas *Cava Inferior y Superior*, y *Pulmonares Derecha e Izquierda*, y arterias *Aorta y Pulmonar*).

¹ Mediastino: Compartimento anatómico que se encuentra situado en la región central del tórax, entre las pleuras pulmonares izquierda y derecha. Está limitado por delante por el esternón y las articulaciones costo-condrales, por detrás, por la columna vertebral (desde T1 hasta L1), por encima, por el orificio torácico superior y por debajo, por el diafragma.

Externamente, el corazón está tapizado por el *epicardio* y se encuentra rodeado por un saco fibroso a través del cual se encuentra unido a las diferentes estructuras de la pared torácica y del mediastino: el *pericardio*. Este último, está formado por dos capas: una capa visceral (más interna) y una capa parietal (más externa), entre las cuales se forma una cavidad virtual hacia la que es secretado un líquido lubricante que evita la fricción mecánica debida a los movimientos del corazón.

Desde el punto de vista de la anatomía interna del corazón, el mismo es un órgano muscular hueco dividido en dos mitades (izquierda y derecha) por un tabique muscular – membranoso (*tabique del corazón*). Cada una de estas mitades constituye a su vez dos cavidades: una superior, la *aurícula o atrio*, y una inferior, el *ventrículo*. Cada aurícula comunica con el ventrículo correspondiente mediante un orificio (*orificio aurículo – ventricular*) provisto de una válvula membranosa (*válvulas aurículo – ventriculares*) denominadas *válvula mitral o bicúspide*, para el corazón izquierdo, y *válvula tricúspide* para el derecho. Por otra parte los ventrículos poseen un segundo sistema de válvulas (*válvulas semilunares*) en el origen de las arterias que de ellos salen (*válvula pulmonar y aórtica respectivamente*), que fuerzan a la sangre a circular en un único sentido. Todas las cavidades antes mencionadas, se encuentran tapizadas interiormente por el endocardio, superficie endotelial que se une sin solución de continuidad con la *íntima* de los grandes vasos. En la Ilustración N° 1 se esquematizan las principales estructuras anatómicas del corazón.

Histológicamente, el miocardio está compuesto por un tipo muscular especializado: *el músculo cardíaco*. El mismo presenta estriaciones formadas por el ordenamiento de miofibrillas de actina y miosina, al igual que el músculo esquelético, pero a diferencia de éste las células miocárdicas poseen sólo uno o dos núcleos y se comunican entre sí mediante un tipo de unión característica: los *discos intercalares*. Este tipo de unión brinda cohesión entre las células, a la vez que representa un sitio de baja resistencia para la difusión de iones y por lo tanto del impulso excitatorio, permitiendo que el músculo cardíaco se comporte como un sincitio² sin que verdaderamente lo sea. Esta última característica permite la contracción simultánea de un gran conjunto de células musculares, favoreciendo la producción del latido cardíaco.

Las propiedades características del músculo cardíaco son las siguientes:

- **Función Cronotrópica o Automatismo:** capacidad del miocardio de generar su propio impulso excitatorio. El corazón continúa latiendo aún después de la escisión de toda conexión nerviosa; es más: si el corazón es cortado en trozos, los mismos continúan latiendo hasta que la falta de nutrientes causen la muerte celular.

²Sincitio o Sincicio: Célula multinucleada.

- Función Dromotrópica o Conductibilidad: capacidad de conducción de un estímulo eléctrico, permitiendo que el mismo se difunda rápidamente al resto del corazón.
- Función Batmotrópica o Excitabilidad: capacidad de responder a un estímulo generando un potencial de acción.
- Función Inotrópica o Contractilidad: capacidad del músculo cardíaco de desarrollar fuerza y acortarse.

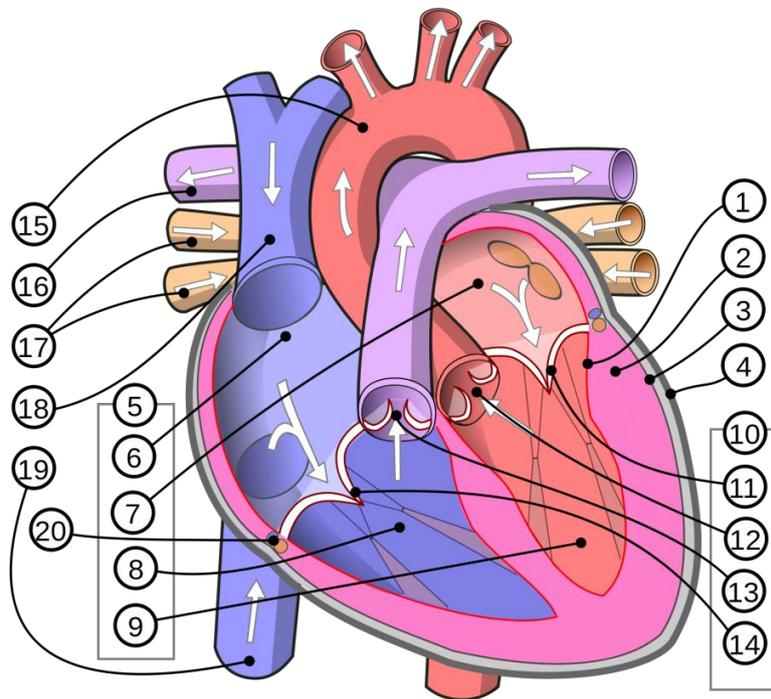


Ilustración 1: Principales estructuras anatómicas del corazón.³

Las fibras musculares que constituyen el corazón pueden ser clasificadas en dos grupos: fibras musculares de *contracción* y fibras musculares *especializadas de excitación y conducción*. Dentro del primer grupo se encuentra el *músculo cardíaco auricular* y el *músculo cardíaco ventricular*, siendo el último más voluminoso, sobretodo alrededor del ventrículo izquierdo. Cada uno de estos grupos de músculos contráctiles funcionan como un sincitio independiente (ya que se encuentran separados por tejido fibroso que rodea la apertura de las válvulas aurículo – ventriculares) y poseen una gran capacidad de contracción.

A diferencia de las anteriores, las fibras musculares especializadas de excitación y conducción se contraen débilmente, pero presentan la singularidad

³ Referencias: 1 – Endocardio. 2 – Miocardio. 3 – Epicardio. 4 – Pericardio. 5 – Cámaras del corazón. 6 – Atrio derecho. 7 – Atrio izquierdo. 8 – Ventrículo derecho. 9 – Ventrículo izquierdo. 10 – Válvulas cardíacas. 11 – Válvula Aórtica. 12 – Válvula Pulmonar. 13 – Válvula Tricúspide. 14 – Válvula Mitral. 15 – Arteria Aorta. 16 – Arteria Pulmonar. 17 – Venas Pulmonares. 18 – Vena Cava Superior. 19 – Vena Cava Inferior. 20 – Vasos Coronarios.

Imagen obtenida de <http://es.wikipedia.org/wiki/Miocardio>. Última visita al sitio: 04/04/2014.

de generar descargas eléctricas rítmicas automáticas en forma de potenciales de acción, así como de conducir dichos impulsos a través del corazón. Estas fibras musculares se ubican subendocárdicamente y constituyen lo que se conoce como el *sistema cardionector* o *sistema de conducción del corazón*. Este sistema está constituido por el *nodo sino – auricular, sinusal o de Keith y Flack* (ubicado en la aurícula derecha, en las proximidades del orificio de la vena cava superior) y el *conjunto aurículo – ventricular*, formado por:

- *Nodo aurículo – ventricular o de Aschoff – Tawara* ubicado en la pared del ventrículo derecho, en el tabique aurículo – ventricular.
- *Haz de His o fascículo aurículo – ventricular* que parte del nodo anterior y se divide en una rama derecha y una izquierda (que a su vez se ramifica en un fascículo anterior y uno posterior).
- *Fibras de Purkinje* que parten de los fascículos antes mencionados y se dispersan por todo el miocardio ventricular.

En la Ilustración N° 2 puede observarse un esquema del sistema cardionector.

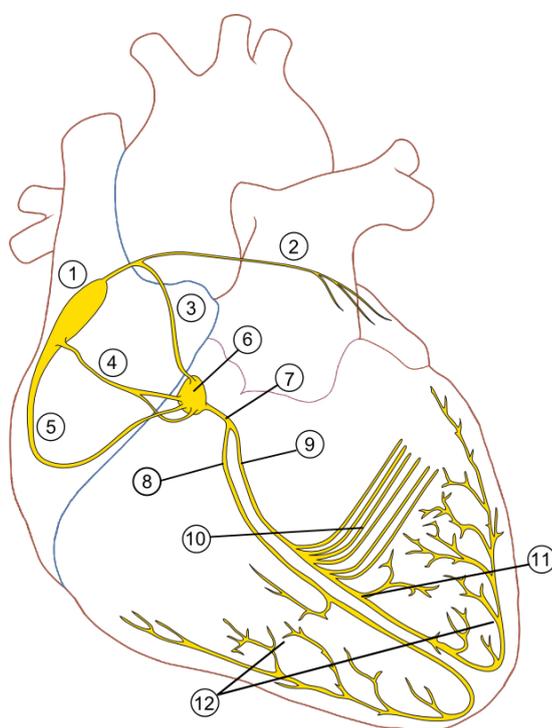


Ilustración 2: Sistema de Conducción del Corazón⁴

Es importante destacar que si bien se han descrito vías de conducción internodales e interauriculares (que comunican el nodo sinusal y el aurículo –

⁴Referencias: 1 – Nodo sinusal. 2 – 3 – 4 – 5 – Vías internodales e interauriculares. 6 – Nodo aurículo – ventricular. 7 - Haz de His. 8 –Rama derecha. 9 – Rama izquierda. 10 – Fascículo anterior izquierdo. 11 – Fascículo posterior izquierdo. 12 – Fibras de Purkinje.

Imagen obtenida de: https://es.wikipedia.org/wiki/Nodo_sinoatrial. Última visita al sitio: 05/04/2014

ventricular y las aurículas entre sí respectivamente), en la actualidad se considera que las mismas no están formadas por músculo cardíaco especializado sino que es el mismo músculo contráctil el que transmite el potencial de acción en estas zonas.

Actividad eléctrica del corazón: El origen del latido cardíaco

Desde el punto de vista físico, el corazón constituye un sistema de dos bombas conectadas en serie: el corazón derecho se encarga de bombear la sangre con bajo contenido de oxígeno, proveniente de la circulación mayor o sistémica, y enviarla hacia los pulmones; mientras que, el corazón izquierdo, toma la sangre oxigenada proveniente de la circulación menor (es decir, de los pulmones) y la retorna nuevamente a la circulación sistémica.

El bombeo de la sangre por parte del corazón es producido gracias a una secuencia ordenada de fenómenos mecánicos y eléctricos que suceden desde el comienzo de un latido hasta el comienzo del siguiente, y son conocidos como *ciclo cardíaco*. El mismo está compuesto por un período de contracción o *sístole*, seguido de un período de relajación o *diástole*. Dado que estos períodos de contracción y relajación no se producen en simultáneo en todo el corazón, se pueden distinguir tres tiempos distintos durante el ciclo cardíaco: la *sístole auricular*, la *sístole ventricular*, y la *diástole*:

- Durante el período de diástole, las cuatro cámaras del corazón se relajan, y se produce el llenado de manera pasiva de un 80 % del volumen de los ventrículos (esto se debe a que normalmente la sangre fluye de manera constante desde las venas hacia el corazón).
- Durante la sístole auricular, las aurículas se contraen produciendo el llenado de un 20 % adicional del volumen ventricular, por lo que se dice que “...Las aurículas actúan simplemente como bombas de cebado que aumentan la eficacia del bombeo ventricular hasta un 20%”⁵.
- Durante la sístole ventricular ocurre el vaciado de los ventrículos. En este, se distinguen dos etapas: en primer lugar se produce una contracción ventricular isovolumétrica que eleva con rapidez la presión intraventricular, hasta superar la presión existente en las arterias (80 mmHg), momento en el cual se abren las válvulas semilunares y comienza la fase de expulsión ventricular.

El ciclo cardíaco se repite unas 50 a 100 veces por minuto en un individuo sano (frecuencia cardíaca normal), lo cual establece una duración de entre 0,6 y 1,2 segundos por latido.

⁵ Guyton, A. C. Hall, J. E. “*Tratado de fisiología médica*”. 11ª Edición. Madrid: Elsevier; 2006. p. 108.

Si bien todo el músculo cardíaco tiene la capacidad de automatismo, y por lo tanto cada fibra muscular del corazón puede contraerse de manera independiente, la coordinación de la contracción miocárdica es fundamental para una función cardíaca normal. Dado que, como se mencionó anteriormente, el corazón aislado de todo estímulo nervioso externo continúa latiendo de manera organizada, es evidente que esta coordinación es una capacidad intrínseca del corazón: la automatización y organización del ciclo cardíaco se debe a las células especializadas del sistema cardionector. Estas células (también conocidas como *células marcapasos*) tienen la capacidad de generar *potenciales marcapasos*, es decir potenciales de acción rítmicos espontáneos, que son las responsables de la despolarización del músculo cardíaco, y por consiguiente de la contracción del mismo. Los fenómenos eléctricos que determinan el ciclo cardíaco pueden describirse de la siguiente manera:

1. Las células marcapaso del nodo sinusal, generan un potencial de acción marcapasos, que inicia la despolarización del miocardio auricular.
2. La despolarización originada en el nodo sino – auricular se propaga radialmente por las aurículas, para converger en el nodo aurículo ventricular. Dicho nodo constituye la única vía de transmisión del potencial de acción entre el sincitio auricular y el sincitio ventricular (la existencia de dos sincitios independientes y la presencia del nodo aurículo – ventricular es el motivo por el cual no se produce la contracción completa del corazón al realizarse la descarga del nodo sinusal).
3. La conducción del potencial marcapasos por parte del nodo aurículo – ventricular es lenta debido a la mayor resistencia al paso de los iones que originan la despolarización entre una fibra y otra (véase Tabla N° 1: Velocidad de conducción del tejido cardíaco). Esto causa un retraso de aproximadamente 0,1 segundo, denominado *retraso nodal aurículo – ventricular*, lo que permite que las aurículas se contraigan por completo, vertiendo la sangre en los ventrículos, antes de que se inicie la contracción ventricular.
4. Una vez pasado el nódulo aurículo – ventricular, el impulso excitatorio es conducido rápidamente por el sistema de His – Purkinje. Una característica particular de este sistema de conducción es la imposibilidad de conducir estímulos de manera retrógrada (los potenciales de acción viajan a través de él en único sentido), de modo tal que en condiciones fisiológicas normales, es imposible que se produzca la reentrada del potencial marcapasos a las aurículas.
5. Cuando el impulso llega a los extremos de las fibras de Purkinje se propaga a través de las propias fibras musculares miocárdicas. Nuevamente la reentrada de este impulso a las aurículas se en-

cuentra impedida por la aislación que constituye el tejido fibroso que rodea las válvulas cardíacas.

De esta manera, la despolarización de los ventrículos se produce en una secuencia que recuerda el recorrido del sistema cardiorregulador dentro de los mismos, propagándose desde la porción superior izquierda del tabique interventricular, hacia la derecha y abajo hasta llegar al ápex, regresando a través de las paredes ventriculares hasta el surco aurículo ventricular, desde adentro hacia afuera (endocardio a epicardio).

Tejido	Velocidad de conducción (en m/s)
Nodo sinusal	0,05
Músculo auricular	0,3 a 0,5
Vías internodales	1,0
Nodo aurículo – ventricular	0,05
Sistema de His – Purkinje	1,5 a 4,0
Músculo ventricular	0,3 a 0,5

Tabla 1: Velocidad de conducción del tejido cardíaco⁶

Tal como se describió en los puntos anteriores las células marcapaso del nodo sinusal son las que, en condiciones normales, inician el ciclo cardíaco y determinan la frecuencia del mismo (motivo por el cual se conoce al nodo sinusal como *marcapasos fisiológico del corazón*). No obstante en un corazón sano se puede establecer una jerarquía de marcapasos, que está determinada por la frecuencia de descarga propia del conjunto de fibras del que se trate, a saber:

- Nodo sinusal: 60 – 100 veces por minuto.
- Nodo aurículo – ventricular: 50 – 60 veces por minuto.
- Sistema de His – Purkinje: 30 – 40 veces por minuto.

Por lo tanto, si el nodo de mayor jerarquía funciona correctamente los demás no generan potenciales de acción, sino que se limitan a la conducción de los mismos; mientras que, si se produce un fallo en el funcionamiento de uno de los nodos, el siguiente puede tomar el mando, generando potenciales marcapaso a una frecuencia propia.

Llegado este punto, es importante mencionar que si bien el corazón es un órgano autónomo, existe un control nervioso y endócrino sobre el ritmo cardíaco que actúa sobre la frecuencia de disparo espontánea de los distintos nodos marcapaso.

⁶ Datos obtenidos de: Guyton, A. C. Hall, J. E. *Op. Cit.*

El electrocardiograma

Dado que el cuerpo humano es un conductor de volumen (debido a la buena conducción eléctrica por parte de los líquidos corporales), las fluctuaciones de potencial que se generan por la despolarización del miocardio se propagan también a los tejidos adyacentes y en menor proporción, a la superficie corporal. Por lo tanto, si sobre la piel se colocan electrodos en posiciones adecuadas, es posible registrar dichas fluctuaciones. Al registro gráfico de las variaciones de potencial causadas por las despolarizaciones y repolarizaciones del miocardio en su totalidad se lo conoce como electrocardiograma. Se verá más adelante que tanto la forma de las deflexiones del trazo electrocardiográfico, como su duración, aportan información de interés acerca del funcionamiento del corazón; pero en primer lugar es necesario definir las posiciones correctas de los electrodos.

Como se sabe, solo es posible registrar una diferencia de potencial entre dos puntos distintos. En la electrocardiografía esto puede lograrse ya sea empleando dos electrodos activos (registrando la diferencia de potencial entre ellos, en una técnica que se conoce como *registro bipolar*), o mediante un electrodo activo y un electrodo indiferente que se conecta a potencial cero (técnica conocida como *registro unipolar*). La disposición de las conexiones de cada par de electrodos se conoce como *derivación*. En un estudio electrocardiográfico normal, es posible distinguir doce derivaciones, que pueden ser clasificadas en tres grupos: *derivaciones estándar de las extremidades*, *derivaciones aumentadas de las extremidades* y *derivaciones precordiales*.

En las derivaciones estándar de las extremidades, también conocidas como derivaciones de Einthoven (por su precursor Willem Einthoven), se registran las diferencias de potenciales entre dos extremidades. Los electrodos son conectados en el brazo izquierdo, el brazo derecho y la pierna izquierda (*triángulo de Einthoven*) y se obtienen tres derivaciones distintas:

- DI: diferencia de potencial entre el brazo izquierdo y el brazo derecho, considerando al primero como electrodo positivo (electrodo activo).
- D II: diferencia de potencial entre el brazo derecho y la pierna izquierda, siendo este último el electrodo positivo.
- D III: diferencia de potencial entre el brazo izquierdo y la pierna izquierda. En este caso también se considera como positivo al electrodo ubicado en la pierna.

En la Ilustración N° 3 puede observarse un esquema de las derivaciones de Einthoven.

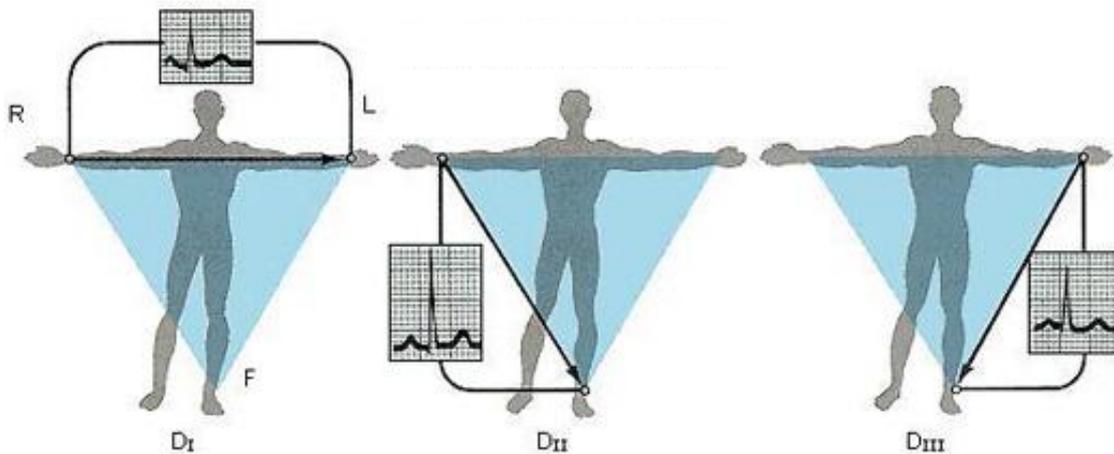


Ilustración 3: Derivaciones estándar de extremidades⁷

Un hecho importante para destacar es que, dado que la corriente solo es conducida por los líquidos corporales, es casi indistinta la posición en la que se coloquen los electrodos en las extremidades, logrando los mismos resultados que si éstos estuvieran colocados en los hombros y cadera respectivamente. No obstante, dado que en muchos casos existe una fuerte interferencia causada por la actividad muscular, la respiración y otros artefactos, es común la colocación de los electrodos en dichos puntos (ya que se reduce considerablemente la distorsión de la señal). Dicha colocación es conocida como *modificación de Mason – Likar* (por el apellido de quienes la propusieron), y es muy utilizada en estudios ambulatorios o de larga duración.

Según lo establecido anteriormente, las derivaciones estándar de las extremidades constituyen registros bipolares. Dado que “*En un conductor de volumen la suma de los potenciales en los puntos de un triángulo equilátero con una fuente de corriente central es siempre de cero*”⁸, es posible obtener un registro unipolar si en lugar de tomar la diferencia de potencial entre dos extremidades, se la considera entre una de ellas y un electrodo virtual cuyo potencial instantáneo es el promedio de los tres electrodos utilizados en las derivaciones de Einthoven (denominado *electrodo central de Wilson* en honor a Frank N. Wilson que propuso su utilización). En 1942, E. Goldberger demostró⁹ que era posible amplificar pasivamente un 50% las señales obtenidas utilizando el terminal central de Wilson, si para su cálculo se excluía la información provista por el electrodo activo. Las derivaciones obtenidas de esta manera se llaman derivaciones amplificadas de las extremidades y son las siguientes:

⁷Imagen obtenida de <http://www.electrocardiografia.es/derivaciones.html>. Última visita al sitio: 07/04/2014.

⁸Ganong W.F. “*Fisiología médica*”. 20ª Edición en español traducida de la 22ª edición en inglés. México: El Manual Moderno; 2006. p. 515.

⁹Esta demostración es trivial y escapa a los fines introductorios del presente marco teórico, por lo que no se desarrolla en el mismo.

- aVI (augmented VI): derivación unipolar aumentada del brazo izquierdo.
- aVr (augmented Vr): derivación unipolar aumentada del brazo derecho.
- aVf (augmented Vf): derivación unipolar aumentada de la pierna izquierda.

Es importante recalcar que tanto la información otorgada por las derivaciones unipolares de las extremidades (utilizando el terminal central de Wilson) y las derivaciones aumentadas de las extremidades, es bastante redundante respecto de la provista por las derivaciones de Einthoven. En la Ilustración N° 4 puede observarse un esquema de las derivaciones aumentadas de las extremidades.

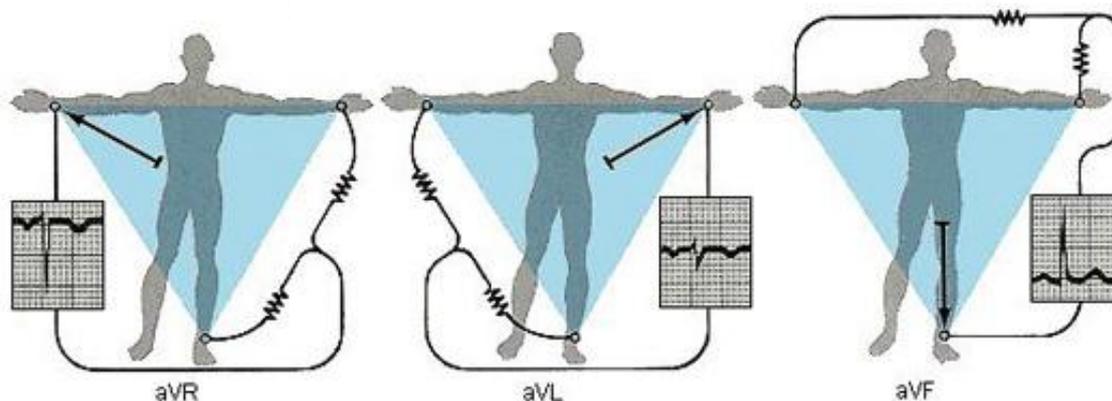


Ilustración 4: Derivaciones aumentadas de las extremidades¹⁰

Finalmente existen un conjunto de derivaciones unipolares, llamadas V1 a V6, que miden la diferencia de potencial entre el electrodo central de Wilson y distintos puntos del tórax. La ubicación del electrodo activo en cada una de estas derivaciones son las siguientes:

- V1 - Cuarto espacio intercostal, dos centímetros a la derecha de la línea medio – esternal.
- V2 - Cuarto espacio intercostal, dos centímetros a la izquierda de la línea medio – esternal.
- V3 - Punto medio entre V2 y V4.
- V4 - Quinto espacio intercostal izquierdo, en la línea media clavicular.
- V5 - Quinto espacio intercostal izquierdo, en la línea axilar anterior.
- V6 - Quinto espacio intercostal izquierdo, en la línea axilar media.

Estas derivaciones precordiales, permiten registrar la actividad eléctrica del corazón en el plano horizontal, a diferencia de todas las antes mencionadas

¹⁰Imagen obtenida de <http://www.electrocardiografia.es/derivaciones.html>. Última visita al sitio: 07/04/2014.

que lo hacen en un plano coronal. En la Ilustración N° 5, se observa un esquema de estas derivaciones.

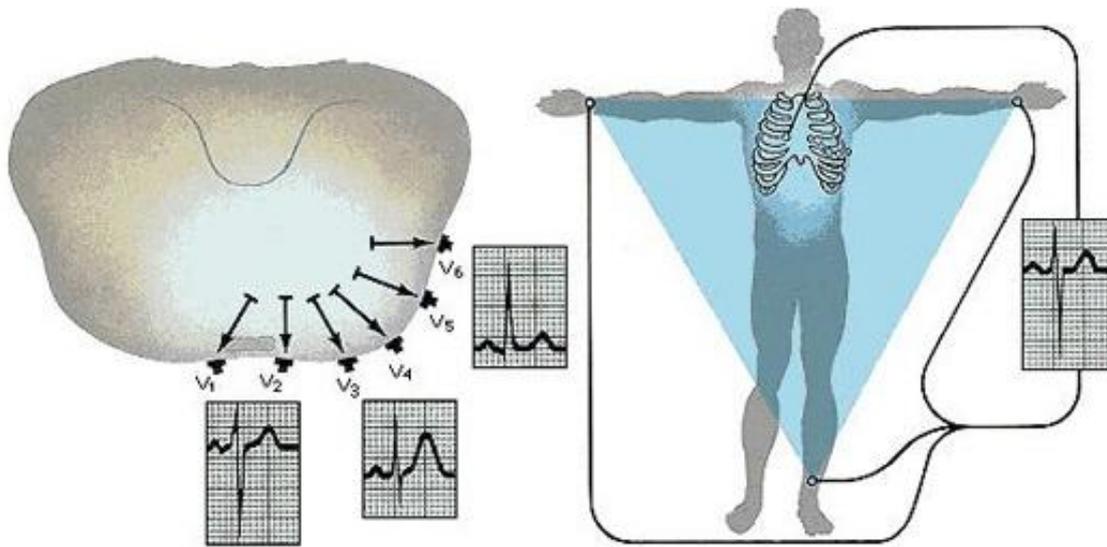


Ilustración 5: Derivaciones precordiales¹¹

Independientemente de la derivación que se esté analizando, cuando una onda de despolarización o repolarización se dirige físicamente hacia el electrodo activo, el mismo se tornará positivo respecto del electrodo pasivo. Por convención en dicho caso se registra una deflexión positiva (hacia arriba) del trazo electrocardiográfico; el caso contrario ocurre cuando es el electrodo pasivo quien se torna positivo respecto del activo. Otra forma de interpretar este proceso es el siguiente: la actividad eléctrica del corazón constituye un vector que varía de magnitud y se desplaza físicamente a lo largo del tiempo; mientras que las distintas derivaciones forman sistemas de coordenadas que describen el plano sobre el cual se proyecta dicho vector¹².

De este modo el registro electrocardiográfico se compone de un grupo de ondas (deflexiones positivas o negativas) que representan los fenómenos de despolarización y repolarización de las distintas estructuras del corazón a lo largo de un ciclo cardíaco. En aquellos momentos en los que no existen variaciones del potencial eléctrico (*fases isoeléctricas*) el trazo obtenido en un ECG constituye la *línea de base* o *línea isoeléctrica*. La fase isoeléctrica comprendida entre el final de una onda y el principio de la siguiente se denomina *segmento*, mientras que un conjunto de ondas sin la existencia de fase isoeléctrica entre ellas se denomina *complejo*. Por el contrario, un *intervalo* es un conjunto de ondas y segmentos.

¹¹ Imagen obtenida de <http://www.electrocardiografia.es/derivaciones.html>. Última visita al sitio: 07/04/2014.

¹² El registro gráfico de los desplazamientos del vector eléctrico a lo largo del ciclo cardíaco se conoce como Vectocardiografía.

En un electrocardiograma normal los fenómenos eléctricos que causan la sístole y diástole auricular y ventricular, se manifiestan como una secuencia ordenada de ondas de características bien definidas, que por convención se designan como ondas “P”, “Q”, “R”, “S” y “T”. En la Ilustración N° 6 pueden observarse los nombres de las principales ondas, segmentos e intervalos del ECG normal.

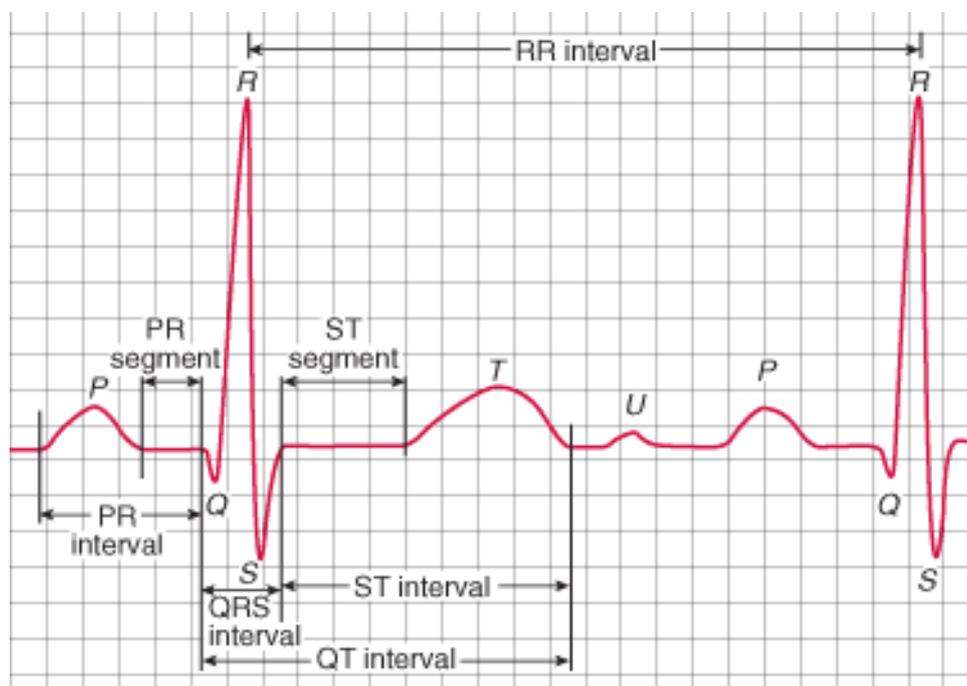


Ilustración 6: Ondas, segmentos e intervalos característicos de un ECG¹³

A continuación se describen los aspectos característicos más importantes de las ondas normales de un ECG.

Onda P.

La onda P se produce por la despolarización de las aurículas. Como la misma ocurre de derecha a izquierda (dada la posición del nodo sinusal), el primer tercio de la onda P representa la despolarización de la aurícula derecha, el tercio final la despolarización de la aurícula izquierda, y el tercio medio una combinación de ambas.

Esta onda se presenta como una deflexión positiva en la mayoría de las derivaciones, salvo en aVI (en la que siempre es negativa). Su duración no supera los 120 mSeg, y su amplitud es menor a 0,25 mV en las derivaciones de los brazos, y menor a 0,15 mV en las precordiales.

La repolarización de las aurículas comienza de 150 a 200 mSeg después de la finalización de la onda P. Dado que este fenómeno se superpone

¹³Imagen obtenida de <http://www.merckmanuals.com>. Última visita al sitio: 07/04/2014.

con el complejo QRS, la onda correspondiente (onda T auricular) se halla oculta por el mismo.

Intervalo PQ o PR.

El intervalo PQ está constituido por la onda P y el segmento PR o PQ, y representa la despolarización auricular y la conducción a través del nodo aurículo ventricular. Su duración es de entre 120 y 200 mSeg.

Complejo QRS

El complejo QRS es originado por la rápida despolarización de los ventrículos (lo cual implica la conducción del impulso eléctrico por el sistema de His – Purkinje).

Independientemente de la derivación que se considere se trata del conjunto de ondas de mayor amplitud del ECG, alcanzando hasta 1,5 mV en las derivaciones de las extremidades. Respecto de su duración, la misma no supera los 100 mSeg ni es menor a 80 mSeg.

Onda T

La onda T representa la repolarización ventricular. Se trata de una onda positiva en la mayoría de las derivaciones del ECG, salvo en aVr (en la que siempre es negativa) y V1. Su duración es de aproximadamente 150 mSeg y su amplitud no supera los 0,5 mV.

Como puede observarse, pese a que representan la despolarización y repolarización de la misma estructura cardíaca, la onda T posee menor amplitud que el complejo QRS. Esta diferencia se debe a que la despolarización es un fenómeno abrupto y de corta duración que ocurre casi simultáneamente en todas las fibras del miocardio ventricular, mientras que la repolarización es un proceso lento, que comienza entre 200 y 350 milisegundos después del inicio del complejo QRS.

Intervalo QT

El intervalo QT representa los fenómenos eléctricos ocurridos durante toda la sístole ventricular. Su duración está fuertemente influenciada por la frecuencia cardíaca: a mayor frecuencia cardíaca menor duración del intervalo y viceversa; siendo su duración promedio de 400 mSeg.

Onda U

La aparición de la onda U es un fenómeno poco común en individuos sanos, aun así es posible encontrarla sin que la misma represente una afección cardíaca. Aunque su origen fisiológico es incierto, se supone que se debe a

fenómenos de repolarización lenta o potenciales resultantes de fuerzas mecánicas en la pared ventricular.

Intervalo RR

El intervalo RR representa el conjunto de fenómenos eléctricos que transcurren durante un ciclo cardíaco y se define como todas las ondas y segmentos comprendidos entre el transcurso de una onda R y la siguiente. Los motivos por los cuales se prefiere tomar al complejo QRS como marca de referencia para la determinación de la duración del ciclo cardíaco son:

- **Facilidad de identificación:** el complejo QRS constituye el conjunto de ondas de mayor facilidad para su identificación ya sea visualmente o mediante distintos métodos matemáticos.
- **Imposibilidad de no existencia:** dado que la mayor parte de la función cardíaca es llevado a cabo por los ventrículos, la ausencia de contracción ventricular es incompatible con la vida, de modo tal que el complejo QRS siempre está presente en un ECG. No ocurre lo mismo con las demás ondas, que pueden no existir o hallarse ocultas por otros fenómenos eléctricos.

Un intervalo RR en el que se pueden identificar todas las ondas y segmentos y los mismos poseen las características antes mencionadas, es decir un intervalo RR que transcurre durante un ciclo cardíaco normal, es denominado *intervalo NN* (por normal - normal).

En la Tabla N° 2 se presenta un resumen de los principales eventos del ECG.

Evento del ECG	Duración	Fenómenos Cardíacos
Onda P	0,12 Seg.	Despolarización auricular
Intervalo PQ	0,12 – 0,2 Seg.	Despolarización auricular y conducción por el nodo aurículo – ventricular.
Complejo QRS	0,08 – 0,1Seg.	Despolarización ventricular. Oculta la repolarización ventricular.
Intervalo QT	0,4 Seg. ¹⁴	Sístole ventricular completa
Onda T	0,15 Seg.	Repolarización ventricular
Intervalo RR	0,6 – 1Seg ¹⁵	Ciclo cardíaco completo.

Tabla 2: Principales eventos del ECG y su significado

¹⁴Depende del ritmo cardíaco.

¹⁵Depende del ritmo cardíaco.

Principales arritmias cardíacas

De acuerdo a lo visto anteriormente un corazón sano late entre 60 y 100 veces por minuto. Cada uno de estos latidos constituye un proceso ordenado de contracciones y relajaciones auriculares y ventriculares. Dichas contracciones son el resultado de un potencial marcapaso que se origina en el nodo sinusal y es conducido por el resto del sistema cardionector y el músculo cardíaco de manera organizada. Bajo estas condiciones se dice que el ritmo cardíaco es *sinusal normal* y todos los eventos registrados en el electrocardiograma poseen las características mencionadas en el apartado anterior. En la Ilustración N° 7 puede observarse un segmento de ECG con ritmo sinusal normal.

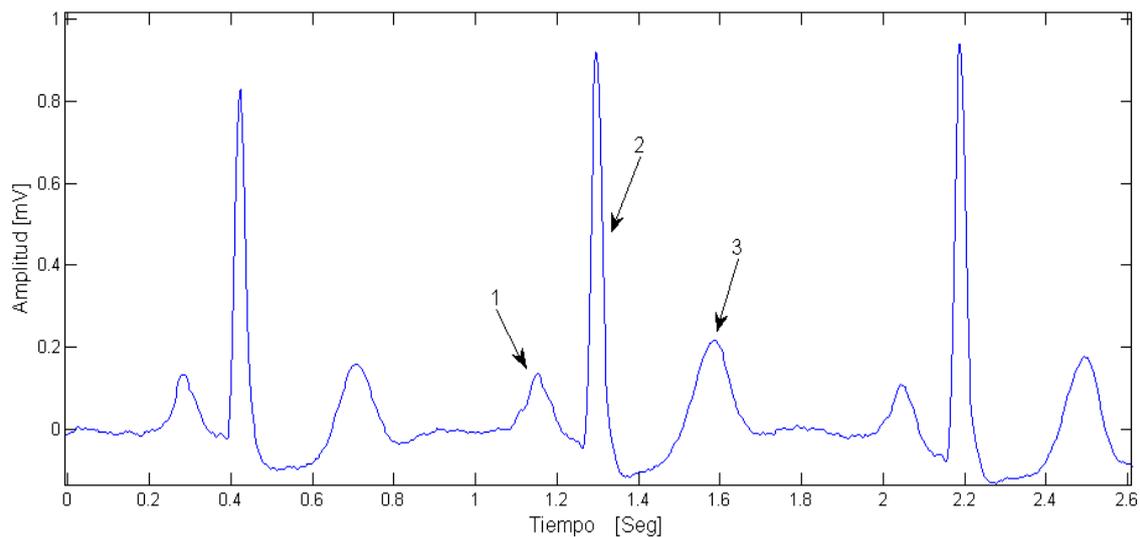


Ilustración 7: Ritmo sinusal normal¹⁶

Se denomina arritmia a cualquier alteración en la sucesión de los eventos que definen el latido cardíaco. Estas alteraciones pueden ser tanto en la frecuencia, como en la regularidad de los eventos. En el primero de los casos no se observa ninguna alteración morfológica en el ECG, salvo por una mayor o menor duración de los intervalos RR según se trate de *bradicardia* (disminución de la frecuencia cardíaca por debajo de 60 latidos por minuto) o *taquicardia* (aumento de la frecuencia cardíaca en reposo por encima de los 100 latidos por minuto). Por otra parte, en las arritmias irregulares, las ondas o los segmentos del ECG presentan patrones distintos a los normales. Según su punto de origen, las arritmias pueden ser clasificadas en *auriculares* o *atriales*, *ventriculares* y *nodales* (cuando se inician en el nodo aurículo ventricular).

Las causas de las arritmias cardíacas más comunes pueden ser una o la combinación de alguna de las siguientes:

¹⁶Referencias: 1 – Onda P. 2 – Complejo QRS. 3 – Onda T.

Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 101 – Muestras 200 a 1200 – Canal 1 (derivación ML II).

- *Marcapasos ectópicos.* En condiciones normales, las células miocárdicas no producen potenciales marcapaso y es el nodo sinusal quien lleva el ritmo del corazón. Sin embargo es posible que, bajo ciertas circunstancias (patológicas o no), se produzcan focos de excitación externos al nodo sinusal. Estos focos ectópicos pueden encontrarse dentro o fuera del sistema cardionector, ya sea en las aurículas o los ventrículos.

Dependiendo de la periodicidad de descarga, la generación de potenciales marcapaso ectópicos puede ocasionar *extrasístoles* o *contracciones prematuras* (si se trata de una descarga aislada) o a *taquicardias paroxísticas* (si la frecuencia de descarga es mayor a la del nodo sinusal).

- *Bloqueos.* Se habla de bloqueo cuando la conducción del potencial de acción a través del sistema cardionector, se halla impedida. De esta manera, el potencial de acción puede extinguirse en el punto bloqueado, ser conducido por el sistema cardionector a una velocidad menor de la normal, o ser conducido por el miocardio circundante. Los bloqueos más comunes son los de nodo aurículo – ventricular y de las ramas del haz de His.

Un bloqueo puede ser causado debido a daños en el tejido (por ejemplo infarto miocárdico) o a que las fibras en cuestión se encuentran en período refractario absoluto y no pueden ser excitadas en ese momento (fenómeno que suele ocurrir durante la conducción de potenciales marcapasos ectópicos).

Un caso particular de bloqueo, es el *bloqueo cardíaco completo* o *bloqueo de tercer grado*, en el que no existe conducción alguna por parte del nodo aurículo – ventricular. Como consecuencia de esto, y debido a la jerarquía de marcapasos del sistema cardionector, las aurículas y los ventrículos laten a frecuencias independientes.

- *Mecanismos de reentrada.* Un mecanismo de reentrada es “*un trastorno en la conducción, que permite que una onda de excitación se propague en forma continua dentro de un circuito cerrado*”¹⁷. En condiciones normales, una vez producida la despolarización del miocardio, el potencial de acción se extingue ya que todas las fibras se encuentran en período refractario y no pueden volver a ser excitadas. Sin embargo en ciertas patologías es posible que este proceso se vea alterado y el impulso excitatorio continúe circulando por tiempo indefinido.

Los mecanismos de reentrada pueden producirse tanto en las aurículas como en los ventrículos o en el nodo aurículo – ventricular.

¹⁷Ganong W.F. *Op. Cit.*

- *Fibrilación*. Durante la fibrilación, cada fibra muscular se contrae de manera independiente y completamente desorganizada. El fenómeno de fibrilación está fuertemente asociado al de los mecanismos de reentrada, y puede producirse en las aurículas y los ventrículos de manera independiente. La fibrilación ventricular sostenida por más de tres minutos es mortal ya que al no producirse contracción muscular coordinada, se deja de bombear sangre al resto del cuerpo.

De la combinación de las causas antes mencionadas, pueden producirse numerosas arritmias distintas, con patrones más o menos complejos, cuyo estudio escapa al presente proyecto integrador. A continuación se presentan las características más importantes de las arritmias sobre las cuales se desarrolla el resto del presente proyecto integrador:

Contracciones Prematuras

Una *contracción prematura, latido prematuro o extrasístole* es la contracción del músculo cardíaco antes del momento en que se debería haber producido una contracción normal. Tal como se dijo anteriormente, la causa más frecuente de este tipo de arritmia es la existencia de marcapasos ectópicos, aunque también puede presentarse en individuos sanos.

Las contracciones prematuras pueden ocurrir en las aurículas, en los ventrículos y con menor frecuencia en el nodo aurículo – ventricular.

En una *contracción auricular prematura* la despolarización de las aurículas ocurre demasiado temprano en el ciclo cardíaco, por lo que la onda P del ECG suele encontrarse superpuesta sobre la onda T del latido anterior. Dicha despolarización puede haber sido iniciada por el nodo sino – auricular o en un foco ectópico en las aurículas, en cuyo caso el intervalo PQ poseerá una duración menor dependiendo de la distancia entre el mismo y el nodo aurículo – ventricular. Por otro lado, el potencial de acción generado por el marcapaso anormal puede despolarizar el nodo sinusal, ocasionando un retardo del latido siguiente (fenómeno que se conoce como *pausa compensadora*).

Dependiendo de qué tan prematuramente se produzca el latido, la despolarización auricular puede seguir tres caminos distintos:

- Ser bloqueado por el nodo aurículo – ventricular que se encuentra en período refractario, lo que resulta en una onda P aislada.
- Ser conducido por el nodo AV pero encontrar parte del sistema de His – Purkinje en período refractario (*conducción aberrante*). En este caso se produce un complejo QRS de duración mayor a la normal.
- Ser conducido normalmente.

En la Ilustración N° 8 se muestra un segmento electrocardiográfico que contiene una extrasístole auricular conducida con normalidad.

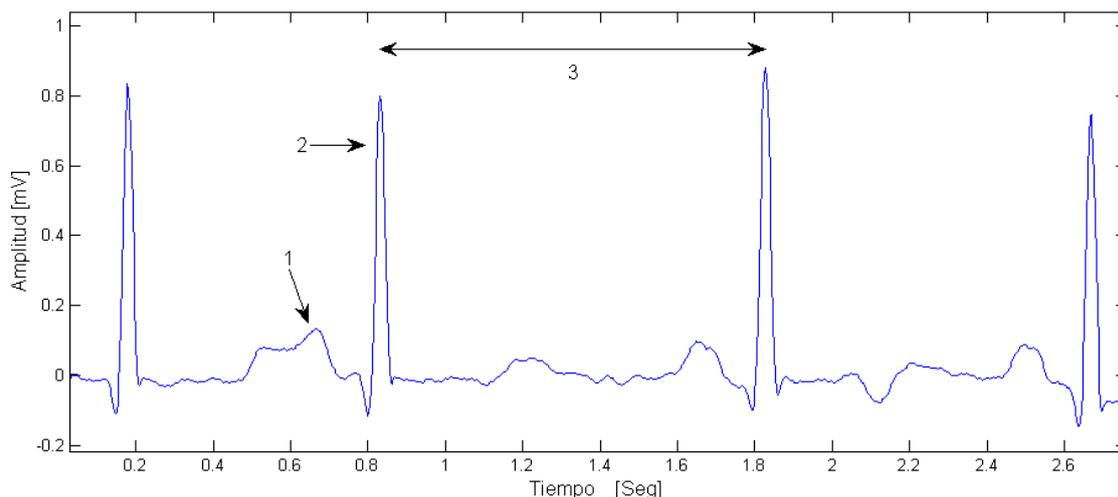


Ilustración 8: Contracción auricular prematura¹⁸

En una *contracción ventricular prematura* el foco ectópico se encuentra en los ventrículos. De este modo la despolarización viaja principalmente por las fibras musculares de conducción lenta y no por el sistema de His – Purkinje, lo cual se manifiesta de tres maneras distintas en el ECG:

- Complejo QRS de duración mayor a la normal, debido a la baja velocidad de conducción del músculo miocárdico.
- Mayor amplitud del complejo QRS, provocado por la no simultaneidad de la contracción ventricular izquierda y derecha.
- Ondas T de polaridad opuesta al complejo QRS, dado que las fibras que primero se despolarizaron se repolarizan antes (por la baja velocidad de conducción ventricular).

En este tipo de contracción prematura también existe una pausa compensadora, aunque la misma es de mayor duración y se debe a que la despolarización auricular se produce simultáneamente con la ventricular (por lo tanto la onda T queda tapada por el complejo QRS) y en consecuencia no se produce propagación del mismo a los ventrículos.

En la Ilustración N° 9 puede observarse un segmento de ECG que contiene una extrasístole ventricular.

¹⁸Referencias: 1 – Onda P anormal. 2 – Complejo QRS normal. 3 – Pausa compensadora.

Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 100 – Muestras 1500 a 2500 – Canal 1 (derivación ML II).

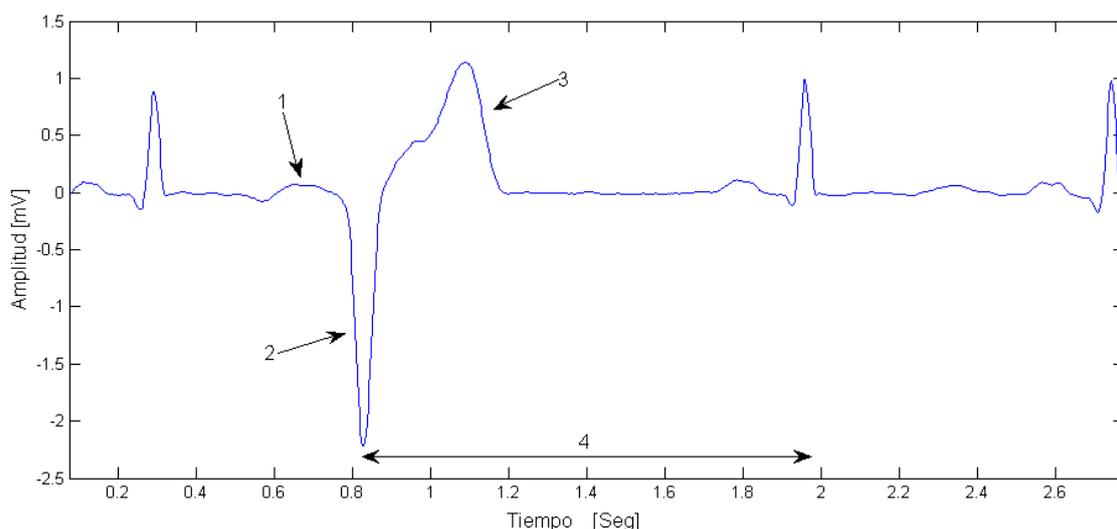


Ilustración 9: Contracción ventricular prematura¹⁹

Bloqueo de Rama

Tal como su nombre lo indica, este tipo de arritmias, consisten en bloqueos de las ramas del haz de His, ya sea izquierda o derecha (Ilustraciones N° 10 y 11 respectivamente). En estos casos, el potencial de acción es conducido normalmente por la rama intacta, regresando a través del músculo cardíaco para producir la despolarización de la zona afectada. De este modo, la duración del intervalo RR es normal, pero el complejo QRS es más prolongado. Las características morfológicas típicas del complejo QRS se deben a la no simultaneidad en la contracción de los ventrículos.

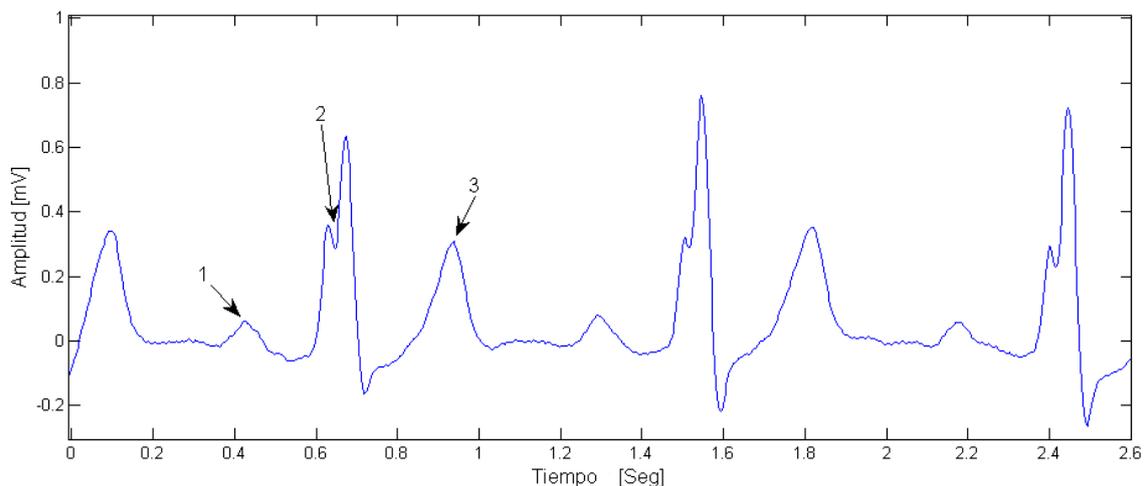


Ilustración 10: Bloqueo de rama izquierda²⁰

¹⁹Referencias: 1 – Ausencia de onda P. 2 – Complejo QRS prolongado y de mayor amplitud. 3 – Onda de polaridad opuesta al complejo QRS. 4 – Pausa compensadora.

Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 100 – Muestras 546500 a 567500 – Canal 1 (derivación ML II).

²⁰Referencias: 1 – 3 – Onda P y T normal. 2 – Complejo QRS prolongado y dentado. Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 111 – Muestras 200 a 1200 – Canal 1 (derivación ML II).

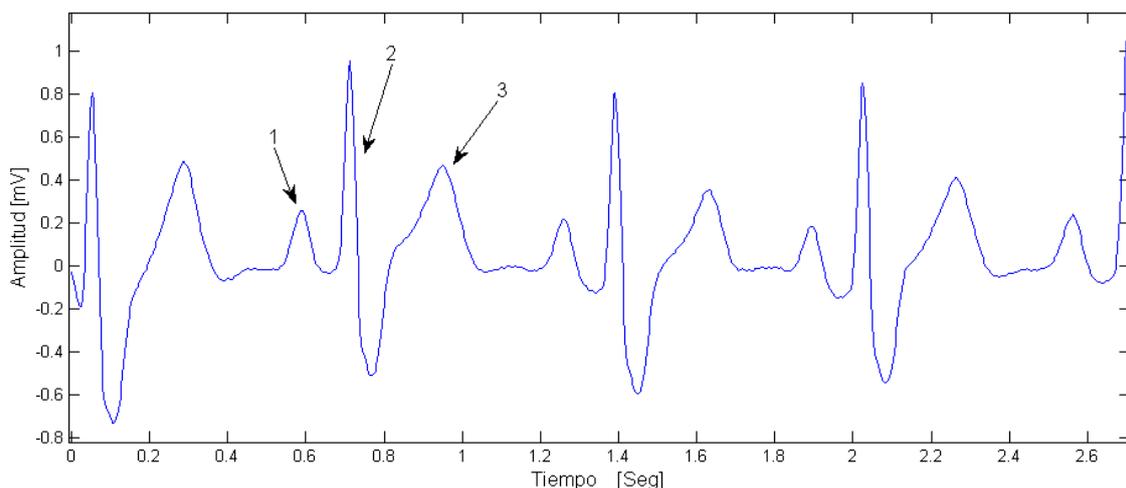


Ilustración 11: Bloqueo de rama derecha²¹

Latidos originados por marcapasos externos implantables

En determinados casos, debido a diversas patologías del automatismo cardíaco, es necesario implantar un dispositivo que genere la despolarización del miocardio a través de impulsos eléctricos. En esta situación, el latido se origina en aquellos lugares en los que se encuentren implantados los electrodos del marcapasos, y la morfología de las ondas del ECG dependerá en gran manera de las características del mismo. En la Ilustración N° 12 se puede observar un latido generado por un marcapasos externo implantable extraído de la base de datos de arritmias del MIT – BIH.

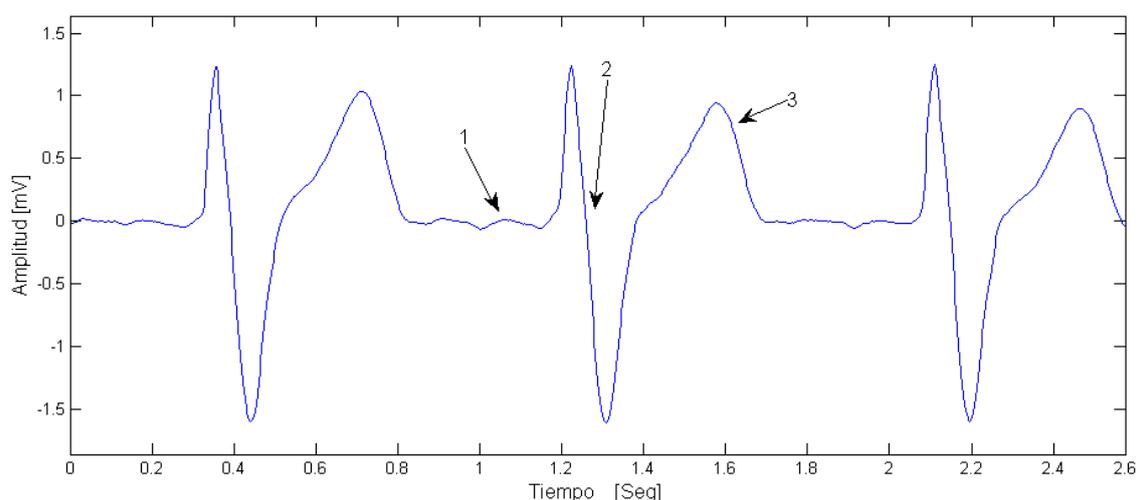


Ilustración 12: Latido iniciado por marcapasos externo implantable²²

²¹Referencias: 1 – 3 – Onda P y T normal. 2 – Complejo QRS prolongado y bifásico. Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 212 – Muestras 200 a 1200 – Canal 1 (derivación ML II).

²²Referencias: 1 – Ausencia de onda P. 2 – Complejo QRS prolongado y bifásico. 3 – Onda T normal.

Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 217 – Muestras 300 a 1300 – Canal 1 (derivación ML II).

Procesamiento de Señales: La Transformada Ondita

El procesamiento de señales es una rama de la ingeniería que se concentra en la transformación, análisis e interpretación de las señales. Desde el punto de vista de la ingeniería una señal es una *función matemática* que contiene información acerca del comportamiento de un determinado sistema. De este modo, una señal que se desarrolla en el tiempo, puede ser comprendida en términos matemáticos como:

$$A = f t$$

Donde A es la amplitud de la señal, y t el tiempo. Esta definición matemática de las señales permite su clasificación en dos grupos: *señales determinísticas* y *señales estocásticas*. Una señal es *determinística* cuando es posible modelarla mediante expresiones matemáticas explícitas, es decir, puede ser descrita mediante una regla bien definida que relaciona las variables dependientes e independientes de modo tal que es posible predecir con precisión los valores pasados, presentes y futuros de las mismas. Por el contrario, una señal cuyos valores son impredecibles con exactitud, es llamada *estocástica* o *aleatoria*. El modelo matemático de estas señales se realiza, en base a sus valores probabilísticos.

Tanto el *dominio* como los valores de la función que describe una señal, pueden variar de manera *continua* o *discreta*. En el primer caso se dice que es una *señal tiempo continuo*. En el segundo caso, se trata de una *señal tiempo discreto*. Esto lleva a clasificar a las señales como *analógicas* o *digitales*. Las señales analógicas son aquellas que vienen representadas como una función de los reales en los reales, mientras que en una señal digital son discretos tanto el dominio como los valores de la función que representan la señal. En el campo del procesamiento de señales es común que, a los fines de permitir el análisis de las señales analógicas mediante sistemas digitales, las mismas sean transformadas mediante un proceso conocido como *conversión analógico – digital* o *digitalización*, con aplicación del Teorema del Muestreo y cuantificado.

Independientemente del tipo de señal del que se trate, la misma contiene información de interés acerca del sistema que la origina. Es posible sin embargo, que dicha información no se manifieste en el *dominio temporal* (esto es representando a la señal como una función del tiempo). En estos casos es deseable realizar una transformación de la señal a fines de expresarla como una función dependiente de otras variables, realizando de este modo un cambio de dominio a otro en el que los aspectos más relevantes sean perceptibles con mayor claridad.

Uno de los cambios de dominios más frecuentes en el procesamiento de señales, es el paso del dominio temporal al *dominio de la frecuencia*. La herramienta utilizada para realizar esta tarea, es la *transformada de Fourier*.

La transformada de Fourier

Sea la señal continua $x(t)$, se define su transformada de Fourier, $X(\omega)$, como:

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-i\omega t} dt$$

Mientras que, la *transformada inversa* o *anti - transformada de Fourier*, responde a la fórmula:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) e^{i\omega t} d\omega$$

Para las funciones discretas, el par de ecuaciones de Fourier se define como:

$$X(\Omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) e^{-i\Omega n}$$

$$x(n) = \sum_{\Omega=-\infty}^{\infty} X(\Omega) e^{i\Omega n}$$

Uno de las principales limitaciones que presenta la transformada de Fourier es la pérdida de información temporal una vez que se ha pasado al dominio de la frecuencia, lo cual implica la imposibilidad de analizar los cambios en el tiempo de los contenidos en frecuencia. Esto constituye un gran problema al momento de analizar señales *no estacionarias*²³. Una forma de solucionarlo es introducir dependencia del tiempo en el dominio de las frecuencias, lo cual es posible mediante la transformada de Fourier a tiempo corto.

La transformada de Fourier a tiempo corto

Esta técnica consiste en segmentar una señal $x(t)$ en intervalos de longitud determinada durante los cuales la señal puede ser considerada estacionaria. Esto se logra mediante una ventana deslizante, de duración finita y centrada en tiempo t_n , que suprime la información de la señal fuera de una vecindad del punto de análisis. De esta manera, para cada instante de tiempo es

²³Una señal determinística es estacionaria si sus características espectrales son constantes en el tiempo, mientras que un señal estocástica es estacionaria si sus características estadísticas son independientes del tiempo.

posible obtener un espectro local de la señal, y como resultado de los corrimientos sucesivos de la ventana se puede evaluar cómo evolucionan en el tiempo los contenidos en frecuencia de la señal.

Existen numerosas ventanas o *funciones ventana* utilizadas en la transformada de Fourier a tiempo corto (STFT), y básicamente cualquier filtro limitado en el tiempo puede ser utilizado para tal fin. Algunas de las funciones más comúnmente utilizadas son:

- Ventana Rectangular:

$$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{para todo } t \in [0, T] \\ 0 & \text{para el resto} \end{cases}$$

- Ventana Bartlett:

$$h(t) = \begin{cases} \frac{2t}{T} & \text{para todo } t \in [0, \frac{T}{2}) \\ 2 - \frac{2t}{T} & \text{para todo } t \in [\frac{T}{2}, T) \\ 0 & \text{para el resto} \end{cases}$$

- Ventana Hanning:

$$h(t) = \begin{cases} \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \cos \frac{2\pi t}{T} & \text{para todo } t \in [0, T] \\ 0 & \text{para el resto} \end{cases}$$

- Ventana Gaussiana:

$$h(t) = e^{-\frac{1}{2} \frac{t-(T-1)/2}{\sigma(T-1)/2}^2}$$

con $\sigma \leq 0,5$

Para señales continuas en el tiempo, la formulación matemática de la transformada de Fourier a tiempo corto es la siguiente:

$$X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) h(t-\tau) e^{-i\omega t} dt$$

$$x(t) = \frac{1}{E_h} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} X(\tau, \omega) h(t-\tau) e^{i\omega t} d\tau d\omega$$

con $E_h = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)^2 dt$

Siendo $h(t)$ la *función ventana*. De la misma manera, para señales tiempo discreto, se define la STFT como:

$$X(m, \omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n) h(n-m) e^{-i\omega n}$$

$$x(n) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} X(m, k) h(t-nt) e^{i\omega_0 kt}$$

Es posible interpretar a la STFT como el producto interno entre $x(t)$ y $h_{t,\omega}(t) = h(t) e^{i\omega t}$. De esta manera, la transformada de Fourier a tiempo corto realiza la descomposición de la señal original sobre una base de ondas elementales $h_{t,\omega}(t)$ derivadas de la función ventana utilizada. Desde este punto de vista, definida una ventana cuya duración en el tiempo es Δt y su ancho de banda $\Delta\omega$, la transformada permite analizar la señal en un intervalo tiempo – frecuencia igual a $t - \Delta t/2, t + \Delta t/2$ x $\omega - \Delta\omega/2, \omega + \Delta\omega/2$. Lógicamente, mientras más pequeños sean los intervalos Δt y $\Delta\omega$, mejor será la localización de las componentes de la señal original en el tiempo y la frecuencia, y por lo tanto, mejor será la resolución de la STFT. Sin embargo, ellos no son independientes: dado que ambos parámetros están vinculados por el principio de incerteza que establece que $\Delta t \Delta\omega \leq 1/2$, luego no pueden ser elegidos arbitrariamente pequeños. Se presenta entonces una situación de compromiso, dado que mientras mayor sea la resolución temporal, menor será la del dominio de la frecuencia y viceversa. Esto significa que una vez establecida las características de la ventana, la capacidad de resolución queda fijada para todo el espacio tiempo – frecuencia, lo que equivale a segmentar dicho plano en celdas de igual tamaño y forma. Una representación de esto puede observarse en la Ilustración N° 13.

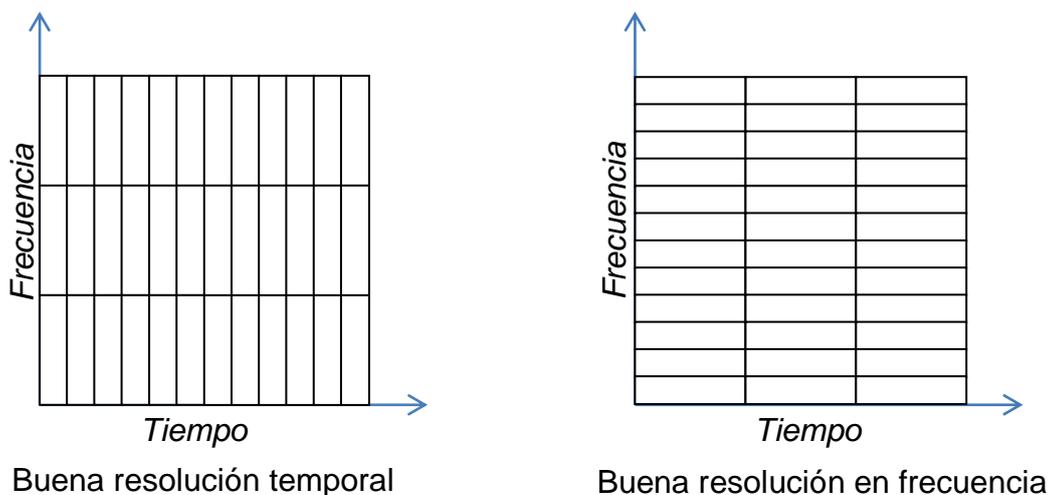


Ilustración 13: Resolución tiempo - frecuencia en la STFT

La transformada wavelet

La transformada ondita, o transformada wavelet, presenta otra manera de realizar un análisis tiempo frecuencia, introduciendo la capacidad de realizar un *análisis multiresolución* (es decir mejorar la resolución temporal para determinadas bandas de frecuencia y mejorar la resolución en frecuencia para otras).

La idea central de la transformada ondita consiste en proyectar, a través del producto interno entre funciones, la señal en el dominio del tiempo sobre una base de funciones obtenidas mediante traslaciones y dilataciones de una función elemental $\psi(t)$, conocida como *ondita madre*. La formulación matemática de esta proyección es:

$$C_{a,b} x, \Psi = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \Psi_{a,b}(t) dt$$

$$\text{con } \Psi_{a,b}(t) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

Donde se puede observar que los valores de la transformada dependen tanto de la señal en el dominio temporal, como de la ondita, y los parámetros “a”, “b”, empleados. Es evidente además que el parámetro “b” realiza traslaciones en el tiempo, mientras que “a” realiza dilataciones (si $a > 1$) y compresiones (si $a < 1$) de la ondita madre original. De este modo, la transformada ondita realiza una representación tiempo – escala de la función $x(t)$, más que tiempo – frecuencia. No obstante, para onditas bien localizadas en un entorno de la frecuencia f_0 no nula a factor de escala $a = 1$, es posible una interpretación tiempo - frecuencia de la descomposición, a partir de la ecuación: $f = f_0/a$.

Dada una señal en el dominio de la transformada, $C(x, a, b, \Psi)$, es posible reconstruir la señal en el dominio temporal mediante la ecuación:

$$x(t) = C_{\Psi}^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} C(x, a, b, \Psi) \Psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2}$$

$$\text{con } C_{\Psi} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega$$

siendo $\Psi(\omega)$ la transformada de Fourier de la función ondita

Bajo la condición que $C_{\Psi} < \infty$, conocida como *condición de admisibilidad*.

Dados los parámetros de traslación y dilatación “a” y “b” que definen la familia de funciones ondita $\Psi_{a,b}(t)$, es posible discretizar los mismos bajo las siguientes condiciones:

$$a \in a_0^m ; \text{ para } a_0 > 1 \text{ y } m \in \mathbb{Z}$$

$$b \in na_0^m b_0 ; \text{ para } b_0 \neq 0 \text{ y } m, n \in \mathbb{Z}$$

Quedando entonces la transformada:

$$C_{m,n} x, \Psi = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \Psi_{m,n}(t) dt$$

$$\text{con } \Psi_{m,n}(t) = a_0^{-m} \Psi\left(\frac{t}{a_0^m} - nb_0\right)$$

Descomponiendo la función original sobre una sucesión de funciones ondita derivadas de la ondita madre $\psi(t)$, se obtiene la *serie ondita*. Los valores $C_{m,n} x, \Psi$ representan entonces los coeficientes de dicha serie y pueden ser comprendidos como el resultado del muestreo de los coeficientes de la transformada ondita continua presentada anteriormente. Se ha demostrado que si se elige $a_0 = 2$, y $b_0 = 1$, y bajo determinadas condiciones que debe cumplir $\psi(t)$, el conjunto $\psi_{m,n}(t)$ constituye una *base ortonormal del espacio vectorial* analizado.

Otra consideración importante respecto de la discretización de “a” y “b”, es que bajo las condiciones establecidas el parámetro de traslación depende del de escalamiento. En consecuencia para escalas pequeñas (m de gran valor absoluto y negativo) la traslación en el tiempo se realiza por pasos pequeños, mientras que para escalas grandes (m grande y positivo), la traslación se realiza por pasos de mayor tamaño. Esto se traduce en una mayor resolución temporal en la descomposición de las componentes de alta frecuencia, y una mejor resolución en frecuencia de las componentes de baja frecuencia, lo cual permite una mejor localización en el tiempo de aquellos fenómenos transitorios de corta duración. Otra forma de entender esto es que la subdivisión del plano tiempo frecuencia, se realiza mediante ventanas de distinto tamaño dependiendo de la frecuencia analizada, tal como se muestra en la Ilustración N° 14.

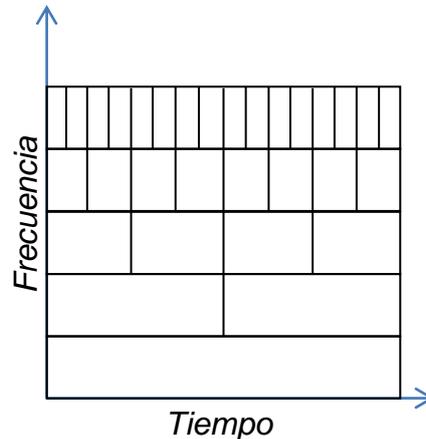


Ilustración 14: Análisis multiresolución

La transformada ondita discreta

Hasta ahora, se ha visto los conceptos fundamentales del análisis multiresolución mediante transformada ondita continua y de la serie ondita. A partir de los mismos, mediante procesos matemáticos que exceden los fines del presente marco teórico, es posible obtener una versión discreta de la transformada ondita. En esta, se realiza la representación tiempo – escala de la señal discreta x_n , mediante el uso de filtros digitales de distinta frecuencia (lo cual permite el análisis a distintas escalas).

En la transformada ondita discreta, la señal x_n pasa primero por un par de filtros pasa bajo y pasa alto de media banda, de respuesta al impulso h_n y g_n respectivamente. Dado que una vez filtrada, cada una de las señales resultantes posee la mitad del contenido en frecuencia original, por el teorema de Nyquist – Shannon, la mitad de las muestras pueden ser eliminadas sin perder información. De esta manera, la señal es sub muestreada, cambiando la escala de los coeficientes obtenidos. Esto puede expresarse en términos matemáticos como:

$$y_h[n] = \sum_k x[k] g[2n - k]$$

$$y_l[n] = \sum_k x[k] h[2n - k]$$

Siendo $y_h[n]$ e $y_l[n]$ las salidas de los filtros pasa alto y pasa bajo luego del sub muestreo por 2, respectivamente, y representan los coeficientes ondita de *detalles* y *aproximaciones*. Este procedimiento es llamado *codificado sub banda* y puede concatenarse para obtener diversos niveles de aproximación y detalles (en este caso, los coeficientes de detalle del nivel anterior son procesados de la misma manera que la señal original, obteniendo los detalles y apro-

ximaciones de nivel n). Un diagrama en bloques del codificado sub banda puede observarse en la Ilustración N° 15.

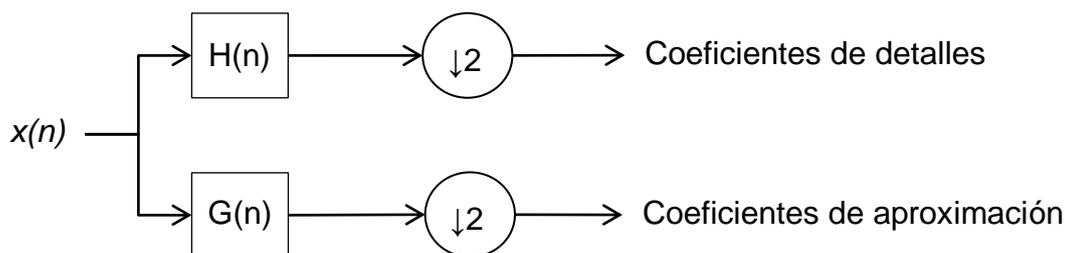


Ilustración 15: Codificado sub – banda DWT

Respecto de los filtros, es importante destacar que los mismos son *filtros espejo en cuadratura*, esto es, sus respuestas al impulso están vinculadas por la relación:

$$g_{L-1-n} = (-1)^n h_n$$

siendo L la longitud en muestras del filtro

Este par de filtros, son obtenidos a partir de la ondita madre utilizada para realizar la descomposición.

Funciones Ondita

Existen diversos tipos de onditas madre con características diferentes, que permiten obtener distintos resultados en la transformada. La ondita madre más simple es *Haar*, que es una ventana rectangular bifásica cuya definición matemática es la siguiente:

$$\Psi_t = \begin{cases} 1 & \text{para } t \in [0, \frac{1}{2}) \\ -1 & \text{para } t \in [\frac{1}{2}, 1) \\ 0 & \text{para el resto} \end{cases}$$

Por otra parte es posible encontrar familias de onditas madre que se derivan de una formulación general mediante la selección de distintos parámetros específicos. Algunos de las familias más comúnmente utilizadas son *Daubechies*, *Symlets*, *Coiflets*, etc.

Independientemente de la ondita madre escogida, tal como se dijo anteriormente, para que la transformada ondita sea reversible (esto es, se pueda reconstruir la señal original a partir de sus coeficientes ondita), se debe cumplir la condición de admisibilidad:

$$C_{\Psi} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty$$

siendo $\Psi(\omega)$ la transformada de Fourier de la función ondita

Si $\Psi(t)$ es continua, el cumplimiento de esta condición, implica que $\Psi(0) = 0$, por lo tanto, la ondita madre es pasa banda. Además dado que $\Psi(\omega)$ es la transformada de Fourier de la función ondita, $\Psi(0) = \int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = 0$ lo que significa que $\Psi(t)$ debe ser oscilante. De este hecho deriva el nombre de “ondita”, ya que se trata de funciones oscilantes de longitud finita.

En conclusión: la transformada ondita es un proceso matemático que permite analizar el contenido de frecuencias y su variación en el tiempo de una determinada señal, a través de la aplicación del análisis multiresolución. Esto se logra mediante la proyección de la señal en el dominio del tiempo sobre una base vectorial formada por funciones oscilantes de longitud finita, derivadas de una función madre u ondita madre, a través de dilataciones y traslaciones. En un sistema digital es posible realizar la transformada ondita mediante la aplicación sucesiva de un par de filtros en espejo cuadratura y sub muestreo de la señal filtrada.

Redes Neuronales: Principios y Definiciones

Otra de las herramientas utilizadas en el desarrollo del presente proyecto integrador, son las redes neuronales. Una red neuronal es un modelo matemático que intenta reproducir el comportamiento del cerebro. Como tal, realiza una simplificación de los elementos más relevantes del sistema, pretendiendo mimetizar el comportamiento del mismo.

Formalmente “una red neuronal es un procesador masivo de distribución paralela, constituido por unidades de procesamiento simples, que tiene una propensión natural para almacenar conocimiento experimental y hacerlo disponible para su uso. Se asemeja al cerebro en dos aspectos:

1. El conocimiento es adquirido por la red, de su entorno, mediante un proceso de aprendizaje.
2. Las fuerzas de conexión interneuronales, conocidos como pesos sinápticos, son utilizados para adquirir y almacenar conocimientos.²⁴

²⁴Haykin, S. “Neural Networks. A comprehensive foundation”. 2ª Edición. EE.UU.: Prentice Hall.; 1999. p. 2.

Las características de las redes neuronales las hacen adecuadas para diversas tareas en el campo de la ingeniería, en particular para aquellos casos en los que no se dispone de un modelo matemático identificable del sistema pero sí de un conjunto de ejemplos del comportamiento del mismo.

Las neuronas como unidad de procesamiento

Cada una de las unidades de procesamiento que compone una red neuronal es llamada *neurona*, *unidad*, *célula* o *nodo*. En una neurona típica (Ilustración N° 16) se pueden identificar los siguientes elementos:

- Un conjunto de *enlaces de conexión* o *sinapsis*, caracterizado cada uno de ellos por un *peso*, w (positivo o negativo), de modo tal que la conexión entre la neurona j y la k esta multiplicado por el peso w_{kj} (cuyo valor es inicialmente aleatorio).
- Un *sumador* que realiza la suma de las señales de entrada x_n .
- Una *tendencia* o *bias* (b) que define un *estado basal* de activación de la neurona.
- Una *función de activación* φ que, dada la suma pesada de las entradas, define una *salida* o *nivel de actividad* (y) para la neurona.

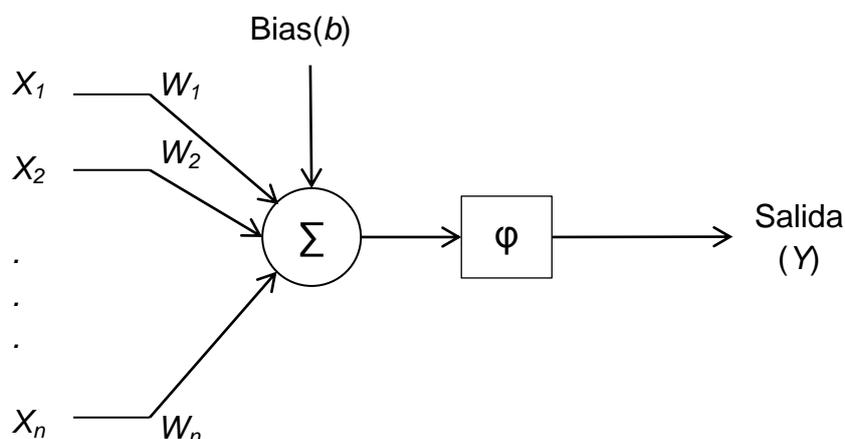


Ilustración 16: Modelo de una neurona

De este modo, es posible definir a una neurona en términos matemáticos, mediante las siguientes ecuaciones:

$$y_k = \varphi(u_k + b_k)$$

$$u_k = \sum_{j=0}^n x_j w_{kj}$$

En consecuencia con lo establecido en el párrafo anterior, la actividad de una neurona artificial puede ser resumida como: realizar la suma pesada de un conjunto de parámetros de entrada (que como se verá más adelante pueden provenir del entorno o de otras neuronas), y obtener una salida o estado de activación en función de ella. La función φ utilizada para tal fin, también es conocida como *función de aplastamiento*, ya que limita o aplasta el rango de activación de la neurona en cuestión a un intervalo cerrado (generalmente $[0, 1]$ o $[-1, 1]$). Existen diversos tipos de funciones de activación, pudiendo ser agrupadas de la siguiente manera:

- *Función escalón o función de Heaviside*. Consiste en una activación a todo o nada definida de la siguiente manera:

$$\varphi u = \begin{cases} 0 & \text{para } u < 0 \\ 1 & \text{para } u \geq 0 \end{cases}$$

- *Funciones lineales por tramos*, tales como:

$$\varphi u = \begin{cases} 0 & \text{para } u \leq -\frac{1}{2} \\ u & \text{para } u \in \left(-\frac{1}{2}; \frac{1}{2}\right) \\ 1 & \text{para } u \geq \frac{1}{2} \end{cases}$$

- *Funciones sigmoideas*. Las más comunes son, la *función logística*:

$$\varphi u = \frac{1}{1 + e^{-au}}$$

Siendo a un parámetro que define la pendiente de la curva; y la función *tangente hiperbólico*:

$$\varphi u = \tanh u = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}}$$

Arquitectura de las redes neuronales

Como se dijo anteriormente, una red neuronal está constituida por una o más neuronas o unidades de procesamiento, relacionadas mediante conexiones o sinapsis. La forma en que estas unidades se disponen y conectan entre si es la *arquitectura de la red*.

Al definir la arquitectura de una red neuronal es común agrupar conjuntos de neuronas en *capas* de modo tal que todas las células de la misma capa se comportan de manera similar, esto es poseen las mismas funciones de activación y patrones de conexión (por lo general, las neuronas están completamente interconectadas o no conectadas en absoluto). De este modo es posible encontrar tres tipos de capas:

1. *Capas de entrada o capa sensorial*: son aquellas cuyas neuronas reciben estímulos externos, es decir constituyen las vías de entrada de la información a la red. La capa de entrada no realiza transformación alguna de la información, solo la transmite al resto de la red.
2. *Capas de salida o capas efectoras*: que presentan la respuesta del sistema a los estímulos de entrada.
3. *Capas de procesamiento*: cuya función es procesar la información provista por la capa de entrada. Es posible que la capa de procesamiento y la capa de salida estén constituidas por el mismo conjunto de neuronas, lo que significa que la capa de salida efectúa también el procesamiento de la información.

De acuerdo al número de capas de neuronas, las distintas arquitecturas de redes neuronales pueden clasificarse en:

- *Redes neuronales de una sola capa*: en las que un conjunto de neuronas de entrada se encuentran conectadas a un grupo de neuronas de salida que realizan el procesamiento de la información y presentan los resultados.
El nombre de este grupo deriva de que dado que las neuronas de entrada no realizan cálculo alguno, dicha capa no es contada como tal.
- *Redes neuronales multicapa*: Se caracterizan por la presencia de una o más *capas ocultas*, esto es conjuntos de neuronas de procesamiento que reciben información de otra capa y cuyos estados de activación constituyen la entrada de otras neuronas.

Otra forma de clasificar las redes neuronales está dada por la forma de conexión de las neuronas entre sí:

- *Redes con conexiones hacia adelante o Feedforward*: donde la información es procesada en un único sentido desde la capa de entrada hacia la capa de salida. Esto se traduce en que la salida de una capa de neuronas no puede ser conectada como entrada de ella misma o de una capa anterior.
- *Redes recurrentes*: en las que existe al menos un bucle de realimentación. En estas arquitecturas es común encontrar ramas

compuestas por unidades de retraso que regulan el comportamiento dinámico de la red.

Existen diversas configuraciones de redes neuronales, cada una con sus virtudes y defectos que las hacen más o menos apropiadas para determinadas tareas. En el caso de la clasificación de patrones, una de las arquitecturas más utilizadas es el *perceptrón multicapa* (Ilustración N° 17). Este tipo de red neuronal posee tres características distintivas:

1. Se trata de una arquitectura multicapa, de una o más capas ocultas, con conexiones hacia adelante.
2. La red posee un alto grado de conectividad. Esto significa que las salidas de las neuronas de la capa i constituyen las entradas de cada una de las neuronas de la capa $i + 1$.
3. Las funciones de activación de las neuronas son no lineales y derivables en todos sus puntos (esto es funciones sigmoideas).

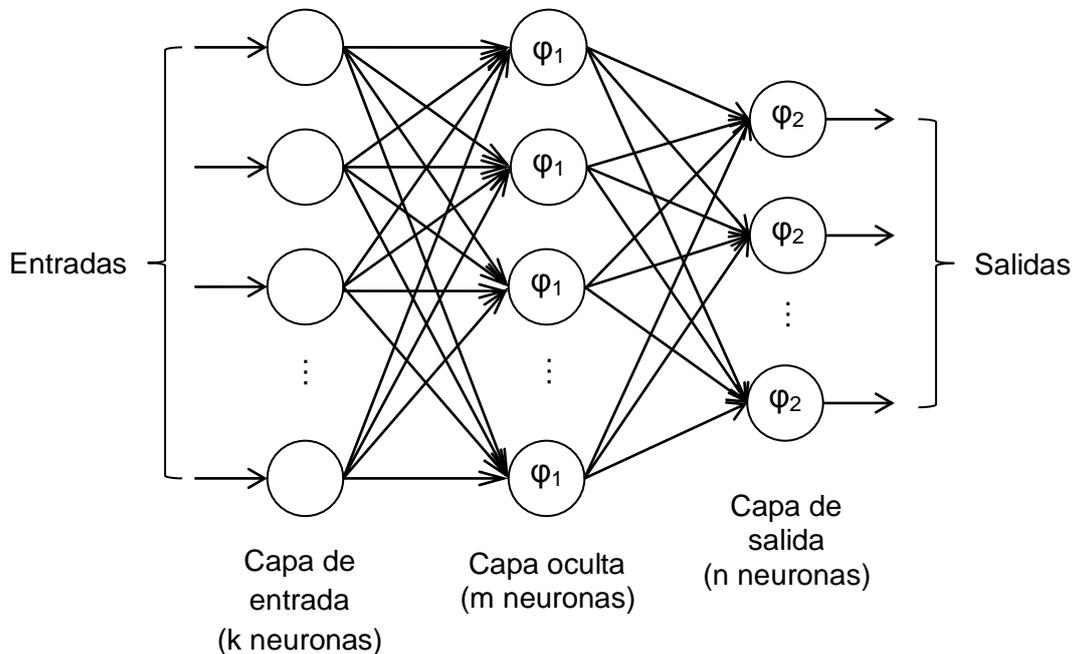


Ilustración 17: Arquitectura del perceptrón multicapa

Entrenamiento de redes neuronales

Como se dijo anteriormente, las redes neuronales tienen una capacidad natural para almacenar conocimientos experimentales y hacerlo disponible para su uso. Una red neuronal es capaz de acumular conocimientos en los pesos de las conexiones entre las neuronas que la constituyen a través de un mecanismo de *aprendizaje* o *entrenamiento*. En otras palabras, “el aprendizaje es un procedimiento por el cual los parámetros libres de una red neuronal son adap-

*tados mediante un proceso de estimulación por parte del ambiente en el que la red se encuentra embebida*²⁵.

Se conoce como *algoritmo de entrenamiento* a un conjunto bien definido de reglas de aprendizaje. Existen diversos algoritmos de entrenamiento, diferenciándose entre ellos por la forma en que los pesos sinápticos son adaptados. Dependiendo de cómo sea presentada la información a la red neuronal, es posible definir dos grupos o paradigmas de entrenamiento:

- *Aprendizaje supervisado*: en el cual el conocimiento es transmitido a la red mediante un conjunto de ejemplos de entrada – salida, limitando el aprendizaje de la red a lo deseado.
- *Aprendizaje no supervisado*: en el cual no se conocen, o no se transmiten a la red las salidas deseadas para el conjunto de datos de entrenamiento, dejando librada a esta la forma en que dicho conocimiento es representado por la red.

En cualquier algoritmo de entrenamiento, es posible identificar los siguientes elementos: un conjunto de ejemplos de entrenamiento y una forma de presentarlos a la red, un mecanismo de adaptación de los pesos sinápticos, y un criterio de detención del proceso de entrenamiento.

Al igual que la arquitectura de la red, los algoritmos de entrenamiento definen en gran manera la capacidad del sistema para lograr determinadas tareas. En general, dada una cierta arquitectura, el sistema de aprendizaje queda definido por la misma. Para el caso del perceptrón multicapa, el entrenamiento se realiza generalmente mediante el algoritmo *Back – Propagation* (que forma parte del paradigma de aprendizaje supervisado).

Algoritmo Back – Propagation

En este método de entrenamiento, la adaptación de los pesos sinápticos entre neuronas, se realiza en función del valor de una *función costo* (que representa el error cometido por la red), un *factor de sensibilidad* (dependiente de la conexión sináptica de la que se trate), y un *parámetro de velocidad de aprendizaje* definido por quien diseña la red.

Dado un conjunto de ejemplos de entrenamiento constituido por los N pares entrada – salida x, d , se define el *error* en la neurona j , perteneciente a la capa de salida de la red, durante la iteración de entrenamiento n (es decir, para el ejemplo de entrenamiento n – esimo) como:

$$e_j^n = d_j^n - y_j^n$$

²⁵Haykin, S. *Op. Cit.*

Donde $y_j n$ es la salida de la neurona j en la iteración n ; y $d_j n$, la salida deseada para dicha neurona en tal iteración. Por otra parte, la *energía de error* de la neurona j en la iteración n es:

$$\xi_j n = \frac{1}{2} e_j^2 n$$

Por consiguiente la *energía de error total*, para la capa de salida de la red C , se obtiene realizando la suma de las energías de los errores para cada una de las neuronas pertenecientes a la capa:

$$\xi n = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2 n$$

Luego, la *energía de error promedio cuadrada*, para los N ejemplos de entrenamiento es igual a:

$$\xi_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \xi n$$

Siendo el *error medio cuadrático* ξ_{av} , una función de los parámetros libres de la red²⁶ que representa el error global cometido para el par de entrenamiento n , el objetivo del algoritmo de aprendizaje es la minimización de dicho valor. Esto se logra mediante la adaptación individual de cada uno de los pesos sinápticos en la red, lo que se consigue mediante la propagación hacia atrás, desde la capa de salida hacia la capa de entrada, de los errores cometidos por cada una de las neuronas en la red (de donde deriva el nombre del algoritmo). El ajuste realizado al peso w_{kj} se expresa en términos matemáticos de la siguiente manera:

$$w_{kj} n + 1 = w_{kj} n + \Delta w_{kj} n$$

Siendo $w_{kj} n + 1$ y $w_{kj} n$, los valores actual y anterior (respectivamente) del peso sináptico en cuestión. Para el algoritmo Back – Propagation la corrección $\Delta w_{kj} n$ aplicada se define como²⁷:

$$\Delta w_{kj} n = \eta \delta_k y_k$$

Con η la tasa de velocidad de aprendizaje (definida por el entrenador), y_k la señal entrada a la neurona k , y δ_k un *gradiente local*. El cálculo de δ_k depende de si la neurona k pertenece a una capa oculta o a una capa de salida:

²⁶ Esto se debe a que el error cometido por las neuronas de salida depende intrínsecamente de los errores cometidos por cada una de las neuronas, y por lo tanto de cada uno de los pesos sinápticos de la red.

²⁷ Esta definición es la conclusión de una serie de pasos matemáticos bien definidos, cuya presentación y justificación supera los objetivos de este marco teórico.

- Si la neurona k pertenece a la capa de salida, δ_k es el producto de la derivada de la función de activación de la neurona k valuada en u_k (suma pesada de las entradas a la neurona), por la señal de error en dicho nodo:

$$\delta_k = \varphi_k' u_k n e_k n$$

- Si la neurona k pertenece a una capa oculta, δ_k es el producto de la derivada de la función de activación de la neurona k valuada en u_k , y la suma pesada de los deltas calculados para las neuronas de la capa siguiente:

$$\delta_k = \varphi_k' u_k n \sum_j \delta_j n w_{jk} n$$

Respecto de η , este parámetro define la tasa de variación de los pesos sinápticos, de modo tal que mientras más pequeño sea, menor será la variación de los pesos entre dos iteraciones sucesivas y mayor será el tiempo de entrenamiento. Por el contrario, a mayor valor de la tasa de velocidad de aprendizaje, menor será el tiempo de entrenamiento, pero se corre el riesgo de que la red se vuelva inestable (esto es que oscile entre distintos valores de error sin lograr minimizar el mismo).

La aplicación de las correcciones de los pesos sinápticos puede realizarse de dos modos distintos, según se trate de *entrenamiento secuencial* o *entrenamiento por lotes*:

- En el entrenamiento secuencial, los cálculos y modificaciones de los pesos sinápticos se realizan luego de presentar a la red neuronal cada uno de los ejemplos de entrenamiento, de este modo se realizan N modificaciones para un conjunto de N ejemplos.
- En el entrenamiento por lotes, los cálculos y modificaciones se realizan luego de presentados a la red todos los ejemplos, de modo tal que se realiza una modificación por cada *época de entrenamiento* (es decir la presentación completa de todo el conjunto de ejemplos).

Respecto de los criterios de finalización del algoritmo, existen varias posibilidades. Los criterios más comúnmente usados son:

- *Número máximo de épocas de entrenamiento*: superado un número determinado de épocas se detiene el entrenamiento (esto se hace para limitar el proceso si ninguno de los otros criterios se cumple en un tiempo razonable).

- *Máximo error medio cuadrático permitido para la red:* si el error medio cuadrático es menor a dicho valor se detiene el entrenamiento.
- *Mínima tasa de cambio en el error medio cuadrático:* si tras dos iteraciones o épocas de entrenamiento la variación en el error medio cuadrático (esto es su derivada) es menor a un determinado valor, se detiene el entrenamiento.
- *Parámetros relacionados con la capacidad de generalización de la red.*

En este último caso se emplea la técnica de *validación cruzada* para demostrar la capacidad de generalización de la red neuronal (esto es, la capacidad de generar las salidas adecuadas frente a entradas nunca antes presentadas a la red). Para ello el conjunto de ejemplos de entrenamiento es dividido en dos: un *subconjunto de entrenamiento* y un *subconjunto de validación*; luego en cada época de entrenamiento se calcula el error medio cuadrático para ambos subconjuntos. Típicamente el error para el subconjunto de validación disminuye hasta un mínimo, pasado el cual comienza a incrementarse. Esto se debe a que la red comienza a sobre ajustarse al subconjunto de entrenamiento. Los criterios de finalización del algoritmo de entrenamiento, relacionados a la capacidad de generalización, se basan en la detección del punto mínimo del error medio cuadrático para el subconjunto de validación.

Resumiendo la información presentada acerca de las redes neuronales, podemos decir que una red neuronal es un sistema de procesamiento de información formado por múltiples procesadores sencillos conectados en paralelo que posee la capacidad de aprender una determinada tarea mediante la interacción con el medio. Tanto la arquitectura de la red (esto es la cantidad y tipo de neuronas y la forma en que estas se conectan) como el proceso de aprendizaje, definen las capacidades del sistema y su adecuación o no para ciertas aplicaciones.

Capítulo 2: Experimentación

Tal como se estableció en la introducción, el estudio de la señal electrocardiográfica permite obtener gran cantidad de información diagnóstica acerca del corazón. Para lograr una buena interpretación de un electrocardiograma, el médico aplica métodos estructurados de análisis que permiten identificar características de la formación y conducción del impulso marcapasos. Estos métodos se basan en la determinación de la existencia y normalidad de los distintos componentes del electrocardiograma para cada latido cardíaco existente en el mismo, en una secuencia ordenada de aplicación. La evaluación de la normalidad de una determinada onda en el ECG se realiza, por lo general, mediante la medición de la amplitud y duración de la misma, así como la morfología del trazo.

El sistema de clasificación de latidos cardíacos desarrollado en el presente proyecto integrador evalúa cada latido presente en un ECG dado, a partir de las características temporales y frecuenciales del mismo. Las etapas o bloques esenciales de este algoritmo son tres (tal como se muestra en la Ilustración N° 18):

1. *Etapa de pre – procesado de la señal:* en este primer paso, se busca estandarizar las características de la señal de entrada y adecuarla para su uso en las etapas posteriores.
2. *Etapa de extracción de características:* una vez realizado el pre procesado de la señal, se valúan los parámetros más importantes de la misma, es decir, aquellos que permiten la distinción de los distintos tipos de patrones existentes.
3. *Etapa de clasificación:* se realiza la clasificación de cada latido analizado, según la información proveniente de la etapa anterior.

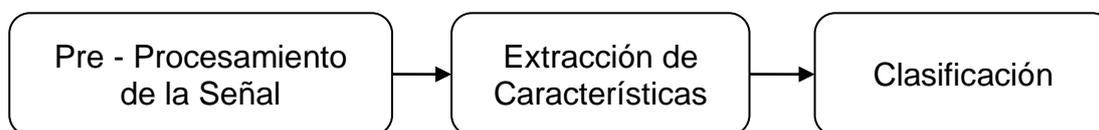


Ilustración 18: Etapas esenciales del algoritmo de clasificación

En las secciones siguientes, se presentan los distintos pasos experimentales llevados a cabo durante el desarrollo del algoritmo propuesto. En primera instancia, se describe la base de datos utilizada, y posteriormente, cada una de las etapas del sistema es desarrollado en profundidad.

Base de Datos

La base de cualquier trabajo de caracterización de señales es una buena colección de ejemplos de la misma. En este trabajo se utilizó la base de datos de arritmias creada por el Massachusetts Institute of Technology y el Beth Israel Hospital²⁸ que se encuentra disponible para su descarga y utilización en www.physionet.org²⁹. La misma está formada por 48 fragmentos electrocardiográficos de dos canales, de media hora de duración, extraídos de estudios ambulatorios. Dichos ECG fueron realizados con equipos Holter analógicos, para luego ser digitalizados a 360 muestras por segundo con una resolución de 11 bits sobre un rango de 10 mV (en el intervalo de -5 a 5 mV). El total de los latidos existentes fueron clasificados por dos o más cardiólogos, que además incorporaron información complementaria en los estudios, tales como anotaciones de ritmo, calidad de la señal y otros comentarios.

El total de la base de datos contiene 110159 latidos anotados, de los cuales 97,21 % pertenecen a alguno de los grupos de eventos que se pretende clasificar. El 2,79 % restante, representa otras arritmias que no son tenidas en cuenta en el desarrollo del algoritmo de clasificación. Los motivos por los cuales no se decidió analizar todos los tipos de latidos existentes en la base de datos son los siguientes: en primer lugar, la cantidad de ejemplos de cada una de las arritmias no analizadas es tan pequeño que no es posible generar subconjuntos de entrenamiento y validación lo suficientemente grandes para el entrenamiento de la red neuronal utilizada en la clasificación (cada una de ellas individualmente no supera el 1% de la base de datos). Por otra parte, las arritmias no analizadas constituyen fenómenos de baja incidencia, consecuentemente el error producido por una mala tipificación de estas patologías es mínimo en comparación con el causado por el diagnóstico incorrecto de alguna de las otras, por lo que su inclusión en el sistema de clasificación es de menor importancia (no se debe olvidar que se trata de un sistema de diagnóstico asistido, y que en última instancia es el médico quien decide el diagnóstico final).

En consecuencia, se decidió trabajar sólo con aquellos estudios en los que existieran mayor cantidad de ejemplos de las arritmias que se deseaban analizar con la mínima existencia posible de otro tipo. En la selección de los archivos se consideró también la calidad de las señales, procurando que los mismos posean la menor cantidad de segmentos con gran presencia de ruido. Se escogieron entonces los estudios N° 100, 101, 103, 106, 107, 109, 111, 113, 115, 117, 118, 119, 122, 123, 124, 200, 209, 212, 214, 215, 217, 220, 221, 223, 228, 232, 233 y 234 (un total de 28 estudios). En la tabla N° 3 se puede

²⁸ Moody, G. B. Mark, R. G. "The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database". EE.UU. IEEE Engineering in Medicine and Biology 20(3): 45-50 (Mayo – Junio de 2001).

²⁹ Goldberger A. L. Et. Al. "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals". EE.UU. Circulation 101 (23): e215-e220; 2000 (Junio de 2013).

observar las cantidades porcentuales de cada tipo de latidos, tanto para la base de datos completa como para el subconjunto utilizado en las etapas siguientes del desarrollo del algoritmo.

Tipo de Latido	Base de datos completa	Estudios seleccionados
Normal	68,13 %	63,12 %
Contracción auricular prematura	2,31 %	3,34 %
Contracción ventricular prematura	6,47 %	7,29 %
Bloqueo de rama izquierda	7,33 %	10,48 %
Bloqueo de rama derecha	6,59 %	9,37 %
Marcapasos externo implantable	6,38 %	5,73 %
Otros	2,79 %	0,67 %
Cantidad Total de Latidos	110159	63145 (57,32 %)

Tabla 3: Tipo y cantidad de latidos

Por otra parte, dado que las características de la señal electrocardiográfica dependen intrínsecamente de la derivación que se esté analizando, y a los fines de lograr una mayor uniformidad en el análisis realizado, se decidió trabajar únicamente con uno de los canales de cada estudio. Dado que la derivación más utilizada en la base de datos es la ML II (Mason – Likar II), fue este el canal escogido.

Más información acerca de los estudios seleccionados y la forma de presentación de los mismos, se encuentra adjuntada en el Anexo N° 2.

Etapa de pre-procesado de la señal

Tal como se dijo anteriormente, en esta etapa se busca uniformizar la señal analizada a los fines de adecuarla para su uso en las etapas siguientes. En primer lugar, conociendo que una señal electrocardiográfica siempre se encuentra afectada por ruido de distintas fuentes, es necesario el filtrado del mismo para disminuir su interferencia en el resto del sistema. Por otra parte, es necesario realizar la segmentación de la señal en fragmentos representativos a los fines de realizar la extracción de características en la etapa siguiente.

Filtrado de la señal

Los artefactos más comunes que afectan a un ECG son tres: el corrimiento de línea de base, el ruido muscular y las interferencias electromagnéticas. El primero de ellos es un ruido de baja frecuencia (por lo general menor a un Hz) que es provocado por los cambios de impedancia entre el electrodo y la

piel del paciente, ya sea por los movimientos respiratorios u otras fuentes de variación en el contacto de los mismos. En cuanto a las interferencias electromagnéticas, son generadas principalmente por las líneas de alimentación y generan ruidos de frecuencias específicas y con un estrecho ancho de banda. Finalmente, el ruido muscular es producido por las contracciones de los músculos esqueléticos que producen interferencias en todo el espectro de la señal electrocardiográfica.

Dado que la derivación utilizada en el desarrollo del sistema de clasificación es ML II, y que, como se dijo en el marco teórico, este tipo de derivaciones reduce mucho el ruido muscular en la señal del ECG, resta entonces el filtrado del corrimiento de la línea de base y el ruido de línea o interferencia electromagnética. Para ello es posible aplicar numerosas técnicas, que van desde la aplicación de filtros digitales sencillos hasta métodos más complejos que incluyen la remoción de ruido mediante filtrado con transformada ondita. En este trabajo, se decidió evitar el uso de la transformada ondita en esta etapa ya que, dado que la misma será utilizada en la extracción de características de la señal, su aplicación para otra tarea consumiría demasiado tiempo y recursos computacionales.

Eliminación del corrimiento de línea de base

Para filtrar el corrimiento de línea de base, se implementó una técnica de filtrado mediante un filtro de mediana móvil³⁰, que presenta la ventaja de no alterar la señal en aquellos segmentos en los que no existe corrimiento de línea de base. Los pasos para llevar a cabo la remoción del ruido de línea de base mediante esta técnica son:

1. Filtrar la señal original mediante un filtro de mediana móvil, con una ventana de 200 milisegundos, removiendo de esta manera la información de los complejos QRS.
2. Filtrar la señal resultante del paso 1 con un filtro de mediana móvil, con una ventana de 600 milisegundos, eliminando la información proveniente de las ondas P y T.
3. Restar la señal resultante del paso 2 (aproximación de la línea de base), de la original.

En la Ilustración N° 19 puede observarse los resultados del filtrado aplicado para remover el ruido de baja frecuencia. Superpuesta en la señal original, en línea más gruesa y roja, se observa la estimación de la línea de base obtenida por filtrado sucesivo mediante filtros de mediana móvil.

³⁰ De Chazal, P. O'Dwyer, M. Reilly, R. B. "Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features" EE.UU. IEEE Transactions on biomedical engineering Vol. 51 N° 7; Julio de 2004.

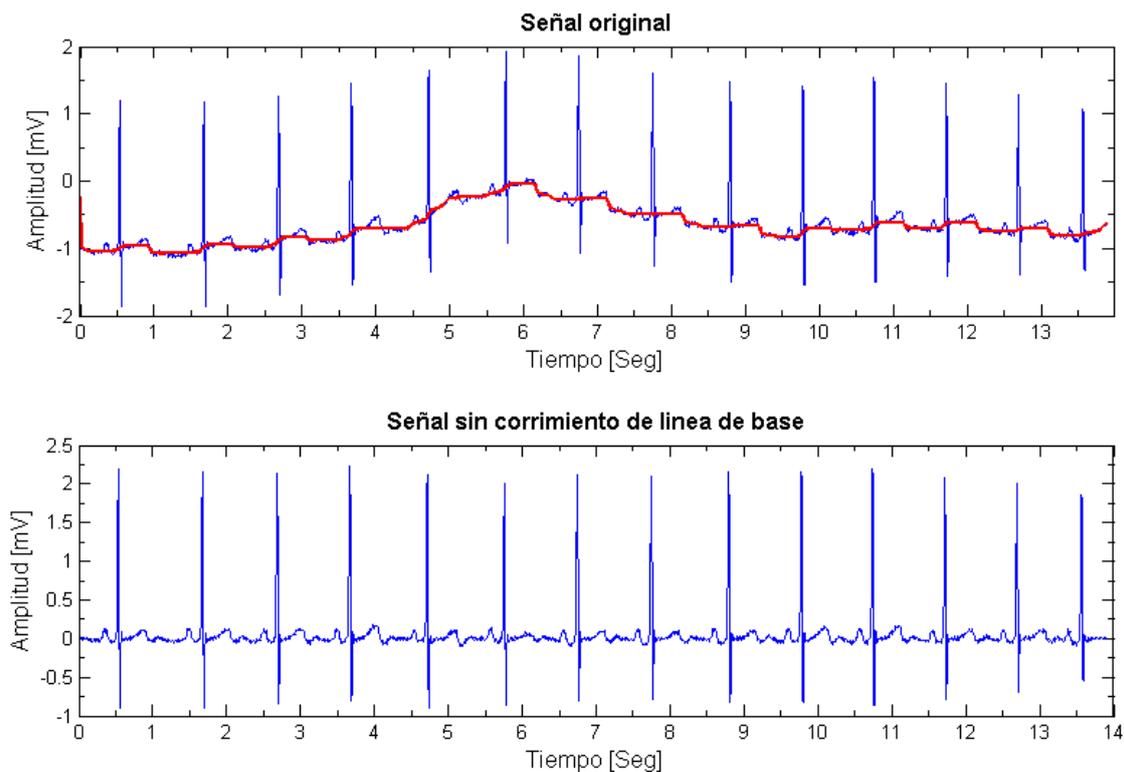


Ilustración 19: Remoción del corrimiento de línea de base³¹

Eliminación del ruido de línea

Para eliminar los artefactos causados por el ruido de línea eléctrica (que en los estudios analizados posee una frecuencia de 30 Hz), se recurrió a un filtro de media móvil de 28 mSeg de ventana. El efecto de este filtrado en el dominio temporal, sobre el mismo segmento presentado anteriormente, puede observarse en la Ilustración N° 20.

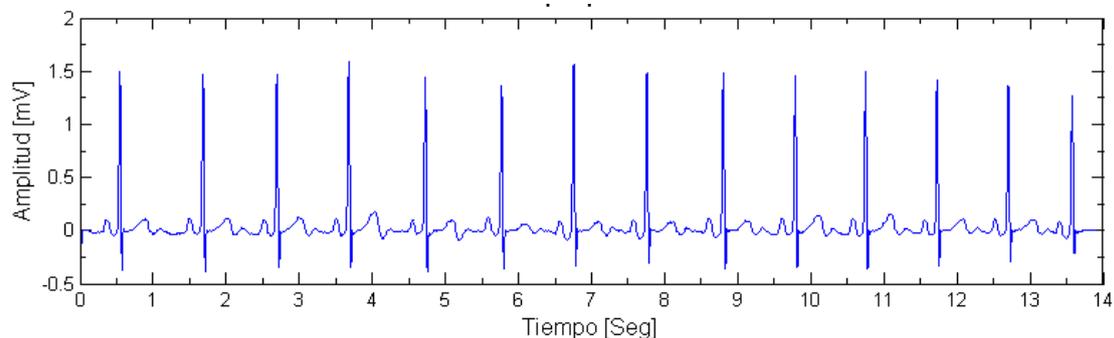


Ilustración 20: Señal sin ruido de línea

En la Ilustración N° 21 se presentan los periodogramas (contenidos de frecuencia) de la señal en las distintas etapas de filtrado. Es importante desta-

³¹ Imagen obtenida de: MIT BIH Arrhythmia Database. Estudio: 115 – Muestras 15000 a 20000 – Canal 1 (derivación ML II).

car que, dado que los filtros de mediana móvil no constituyen sistemas lineales, la modificación de los contenidos de frecuencia realizados durante la remoción del corrimiento de línea de base dependerá del segmento analizado.

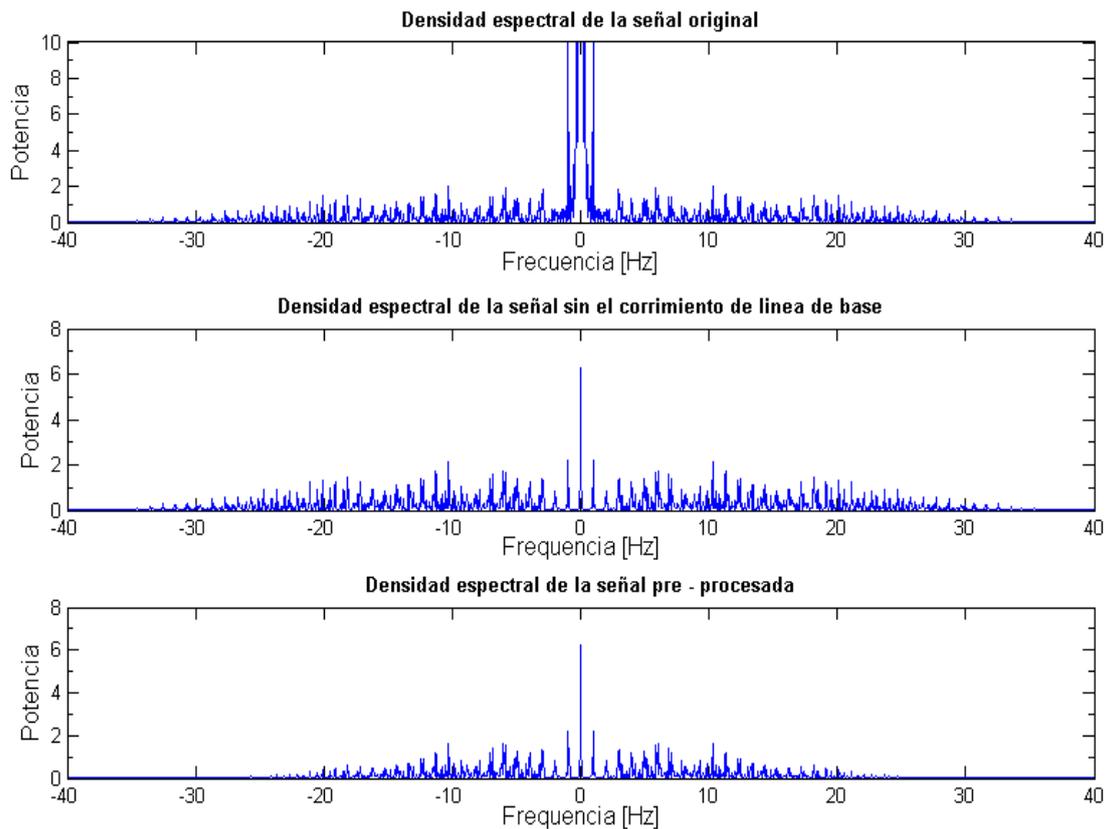


Ilustración 21: Periodogramas de la señal en las distintas etapas de filtrado

Segmentación

Para la segmentación en intervalos RR de la señal filtrada, se desarrolló un sistema de detección de complejos QRS basado en algoritmos existentes³². La primera aproximación al método utilizado fue la detección de los pasos de la señal por un valor umbral determinado. Para esto, se calculaba la derivada primera de la señal y se determinaban los puntos en los cuales se superaba un cierto valor umbral. Luego, el complejo QRS era localizado en aquellos lugares en los que la derivada segunda de la señal, elevada al cuadrado, superaba un segundo umbral. Las detecciones debían estar separadas más de 200 milisegundos para ser consideradas, evitando de esta forma que un mismo complejo fuera marcado más de una vez. Esta técnica, aunque efectiva, presentaba dos

³² Risk, M. R. Sobh, J. F. Barbieri, R. Saul, J. P. "A Simple Algorithm for QRS peak location: use on long term ECG recordings from the HMS-MIT-FFMS database". EE.UU. IEEE Engineering in medicine and biology society. Vol. 1, Septiembre de 1995.

Hamilton, P. S. Tompkins, W. J. "Quantitative investigation of QRS detection rules. Using the MIT/BIH arrhythmia database". EE.UU. IEEE Transactions in biomedical engineering. Vol. BME-33 N° 12, 1986.

grandes inconvenientes: en primer lugar no se lograba la localización del complejo QRS en sus valores máximos (lo cual era problemático para la etapa siguiente del algoritmo de clasificación); y, en determinados segmentos en los cuales se presentaban ondas P o T de gran amplitud, se realizaban segmentaciones incorrectas. Como solución a estos problemas se plantearon las siguientes modificaciones:

- La detección de complejos QRS se realizó en el primer paso por cero o cambio de signo de la derivada primera de la señal, en una ventana de 200 milisegundos desde que la derivada primera de la señal, elevada al cuadrado, pasaba por un valor umbral determinado. De este modo, se logró la localización del máximo local del complejo QRS.
- A los fines de evitar la interferencia de las ondas P y T en la detección de picos, la derivada primera de la señal, elevada al cuadrado, se obtuvo a partir de la señal procesada con un filtro de mediana que elimine la información de dichas ondas.

Respecto de la determinación del valor umbral, se comprobó que si el mismo se establecía de manera estática (es decir como una constante), en determinadas porciones de estudio en los que existían variaciones en las amplitudes de los complejos QRS, era posible que los mismos no fueran detectados. Se decidió, entonces, realizar el cálculo del umbral de manera dinámica, determinando su valor como un porcentaje de la media de los picos máximos de la derivada primera de la señal, elevada al cuadrado; actualizando dicho valor periódicamente. Para fijar el porcentaje apropiado se realizó una prueba con 15 estudios³³, elegidos de manera tal que representaran todos los tipos de latidos posibles. Los resultados de dicha prueba se observan en la Tabla N° 4 (los errores negativos indican que se realizaron menos detecciones de las esperadas).

Porcentaje Umbral	Error
1 %	49,35 ± 43,15 %
5 %	7,69 ± 17,63 %
10 %	0,23 ± 0,71 %
25 %	- 0,77 ± 1,52 %
50 %	- 4,02 ± 5,30 %
75 %	- 13,22 ± 10,97 %
100 %	- 66,97 ± 11,55 %

Tabla 4: Error porcentual de detecciones Vs. Porcentaje Umbral

³³ Los estudios utilizados fueron: 100, 103, 106, 107, 109, 111, 119, 124, 209, 212, 214, 217, 221, 223, 232, con un total de 33818 latidos.

Se puede observar que el error cometido por la etapa de segmentación, definido como la diferencia entre la cantidad de latidos detectados y la cantidad real de latidos existentes, es elevado para umbrales muy bajos y muy altos. Esto significa, que para un porcentaje de umbral menor al 10 % el sistema se vuelve muy sensible, y detecta casi cualquier variación de la señal. Por el otro lado, para umbrales altos, se detectan menos complejos QRS de los que realmente existen. En base a los resultados obtenidos, se decidió que el umbral óptimo era el 10 % de la media de los valores máximos.

Los pasos del algoritmo de segmentación son, entonces, los siguientes:

1. Obtener la derivada primera de la señal (D1).
2. Filtrar la señal original con un filtro de mediana de 166 milisegundos de ventana (eliminando la información de las ondas P y T).
3. Obtener la derivada primera de la señal filtrada y elevarla al cuadrado (D2).
4. Establecer el umbral en el 10 % de la media de los valores de los picos máximos de la señal D2 del segmento analizado.
5. Determinar los puntos en los que la señal D2 supera el valor umbral fijado en el paso 4, y comprobar que dichas intersecciones estén separadas más de 200 milisegundos.
6. Localizar el primer paso por cero de la señal D1, en un intervalo de 200 milisegundos desde los puntos obtenidos en el paso 5.

Las señales auxiliares para la segmentación D1 y D2, y el valor umbral de detección, para la porción de ECG presentada anteriormente puede observarse en la Ilustración N° 22.

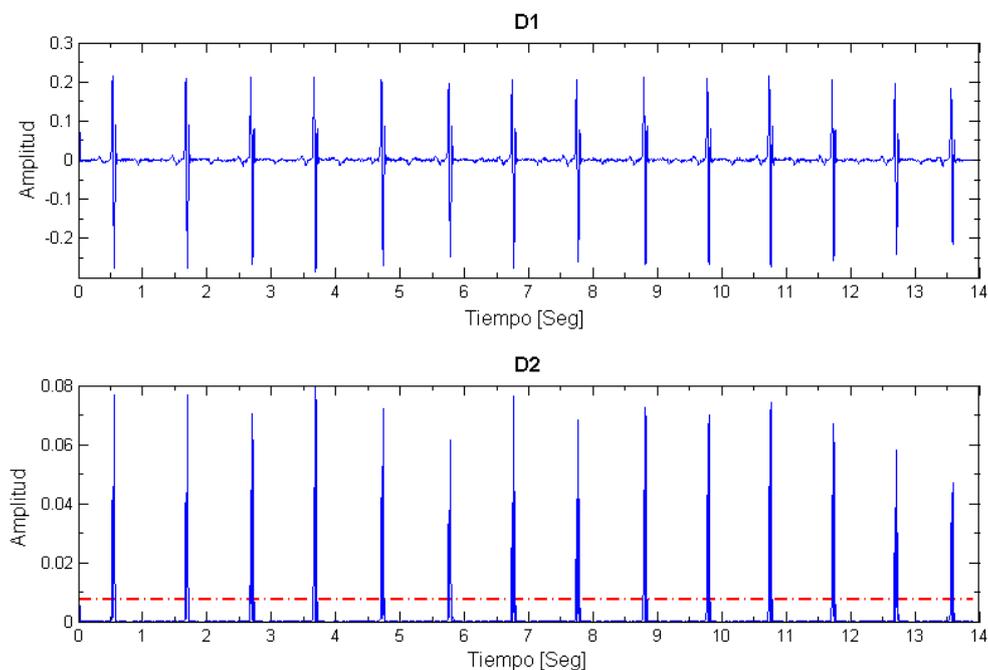


Ilustración 22: Señales auxiliares para la segmentación

Es importante destacar que, dado que el algoritmo de segmentación utiliza las derivadas de la señal para la detección de los complejos QRS, y que la derivación constituye un filtro pasa altos; esta etapa es altamente sensible a los ruidos de alta frecuencia (por ejemplo ruido muscular). Esto conlleva a la necesidad de una buena etapa de filtrado de la señal, ya que la segmentación será incorrecta en aquellos fragmentos muy ruidosos, y por lo tanto, las tasas de error del sistema de clasificación serán mayores. Esto se discute con más detalle en el capítulo de resultados del presente informe.

En la Ilustración N° 23, se presenta el fragmento de señal electrocardiográfica una vez terminado el pre – procesado de la misma; se marcan con cuadros rojos los puntos detectados como máximos de los complejos QRS.

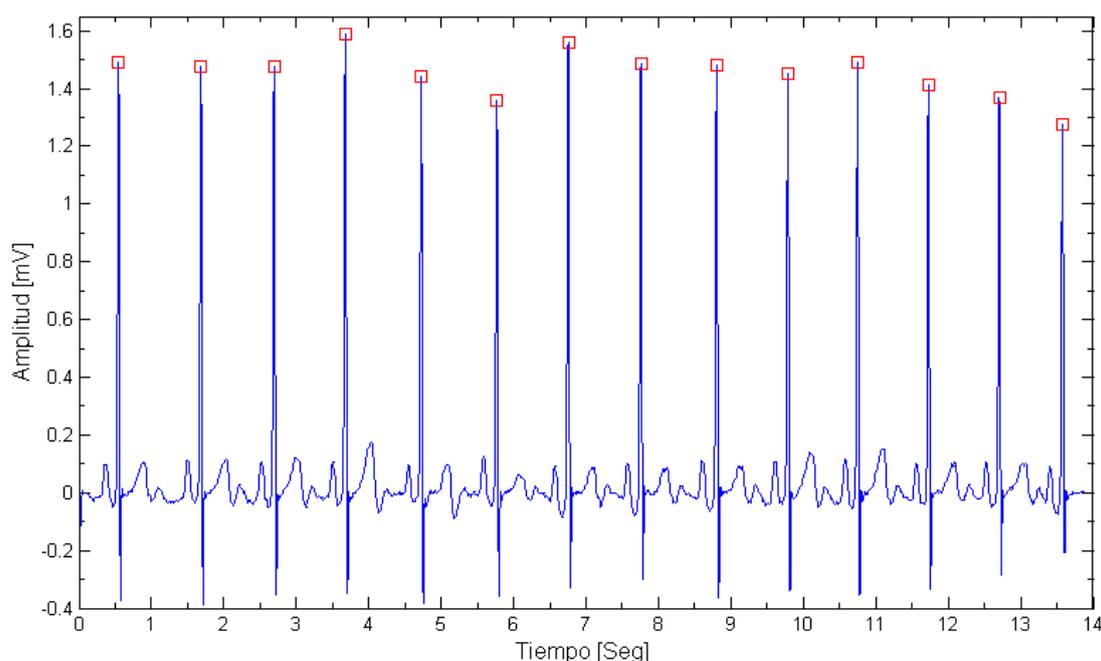


Ilustración 23: Señal electrocardiográfica pre – procesada

Extracción de características

Una vez filtrada y segmentada la señal en intervalos RR, es necesario extraer de ellos un conjunto de características descriptivas que permitan diferenciar cada uno de los tipos de latidos, o intervalos, posibles. En esta tarea se hizo uso de la transformada ondita para obtener parámetros frecuenciales de la señal. En la búsqueda de un vector de características que permitiera la máxima distinción posible entre las diferentes clases de patrones, se realizaron una serie de procedimientos que se describen a continuación.

En primer lugar, se seleccionaron aleatoriamente 500 latidos de ejemplo de cada una de las arritmias analizadas. De este modo, el conjunto de estudios utilizados de la base de datos, quedó dividido en un subconjunto de entrenamiento y uno de validación. Sobre los 3000 latidos que forman el primer grupo

(4,78 % del total existente) se trabajó para extraer los valores medios de las características y entrenar la red neuronal utilizada en la tarea de clasificación. El resto de los latidos fueron utilizados para realizar una serie de pruebas de validación y caracterización del sistema, de lo cual se discute en el capítulo siguiente. En la tabla N° 5 se muestran los porcentajes de datos de entrenamiento respecto del total de latidos de cada tipo analizado; nótese que ninguno supera el 25 % de su clase, y que en total constituyen menos del 5 % de la base de datos.

Tipo de latido	Porcentaje de datos de entrenamiento
Normal	1,25 %
Contracción auricular prematura	23,69 %
Contracción ventricular prematura	10,86 %
Bloqueo de rama izquierda	7,56 %
Bloqueo de rama derecha	8,45 %
Marcapasos externo implantable	13,81 %
Total	4,78 %

Tabla 5: Porcentaje de datos de entrenamiento para cada tipo de latidos

Para cada uno de los latidos del conjunto de entrenamiento se realizó la transformada ondita discreta a 5 niveles de descomposición, a los fines de obtener una serie de parámetros estadísticos de cada uno de ellos. Dado que la cantidad de muestras por latido eran pequeñas (aproximadamente 300 datos por intervalo RR para una frecuencia cardíaca de 70 latidos por minuto), y que la transformación utilizada, realiza sub-muestreos sucesivos de la señal, en el quinto nivel de descomposición los datos obtenidos iban a ser tan pocos que las estadísticas utilizadas no serían representativas. Para evitar esto se decidió realizar la periodización de la señal previo a su descomposición mediante transformada ondita. La extensión periódica de la señal se realizó repitiendo N veces el intervalo RR. El número de repeticiones se calculó como:

$$N = \text{floor} \frac{1024}{L}$$

Donde *floor* es la función redondeo hacia abajo, y L la longitud en número de muestras del intervalo analizado. El factor 1024 se eligió por cuestiones de performance de los algoritmos de transformación utilizados.

Es importante aclarar que, es en la periodización de la señal donde una mala segmentación puede causar problemas al sistema de clasificación: dado que durante este proceso se repite el intervalo RR múltiples veces, si el mismo no comienza en un máximo local, se producen variaciones atípicas, no repre-

sentativas (ruido), en la unión entre dos repeticiones sucesivas. De este modo el ruido generado puede afectar los valores de las estadísticas extraídas, causando una pobre separación entre conjuntos de latidos distintos.

Los parámetros estadísticos que se utilizaron para caracterizar la señal fueron los siguientes:

1. Duración del intervalo RR actual (en milisegundos).
2. Relación entre la duración del intervalo RR actual y el intervalo anterior.
3. Relación entre la duración del intervalo RR actual y el intervalo siguiente.
4. Media.
5. Mediana.
6. Moda.
7. Desviación estándar.
8. Desviación absoluta de la media.
9. Desviación absoluta de la mediana.
10. Mínimo.
11. Relación mínimo / máximo.

Respecto de estos es importante destacar que:

- Las estadísticas 4 a 8 se tomaron tanto para la señal en el dominio temporal como para los coeficientes de aproximaciones y detalles de cada uno de los niveles de descomposición, obteniendo entonces, 3000 vectores de 91 datos cada uno.
- Para el cálculo de la moda se realizó la agrupación de los datos mediante el criterio de la raíz cuadrada, esto es, se tomó un número de intervalos aproximadamente igual a la raíz cuadrada del número de datos a analizar.
- Debido a un error cometido durante la caracterización de la señal y arrastrado a las etapas siguientes, las estadísticas 2 y 3 se calcularon con un factor de proporción de 1/360. Dado que dicho error no afecta a la caracterización, se decidió dejarlo y no realizar nuevamente todo el proceso (este error fue detectado en las etapas finales del desarrollo).

Una vez obtenidos los vectores de características se procedió a la normalización de los mismos. El objetivo de esta tarea fue lograr que todos los parámetros analizados tuvieran la misma influencia sobre el sistema de clasificación utilizado en la etapa siguiente. Para esto se aplicó la fórmula:

$$x'_{nk} = \tanh \frac{x_{nk} - x_k}{\sigma_{x_k}}$$

Siendo x_{nk} el n – esimo elemento de la k – esima característica, x_k el valor medio de dicha característica, y σ_{x_k} su desviación estándar. De este modo, la función entre paréntesis hace que la k – esima característica tenga distribución normal con media cero y desviación estándar uno; y la función tangente hiperbólica obliga a que los valores de la misma se encuentren en el intervalo $[-1, 1]$.

Selección de la ondita madre

La extracción de características se realizó utilizando distintas familias de onditas madre a los fines de poder determinar cuál de ellas era la óptima en esta tarea. Las onditas utilizadas fueron: Haar, Daubechies 1 a 12, Symlets 1 a 12, Coiflets 1 a 5, y Biorthogonal Spline 1 – 1 a 3 – 9 (para un total de 39 onditas madre distintas).

En la elección de la ondita madre se utilizó el análisis de varianza (ANOVA). Esta herramienta estadística sirve para comparar varios grupos en una variable cuantitativa. Para ello, se busca probar la hipótesis de que las medias poblacionales de los distintos grupos de la variable analizada, son iguales: si esto se cumple los grupos no difieren entre sí y por lo tanto, la variable no constituye un buen parámetro de caracterización. En esta prueba se utiliza un estadístico F que refleja el grado de parecido existente entre las medias que se están comparando, y cuya simplificación matemática es:

$$F = \frac{\text{Varianza entre grupos}}{\text{Varianza dentro de los grupos}}$$

De este modo, mientras mayor sea el valor de F , mayor será la diferencia entre grupos, y por lo tanto, mejor será la característica analizada para la discriminación entre clases.

La selección de la ondita madre se realizó de la siguiente manera: En primer lugar, se calculó el estadístico F para cada una de las características extraídas con cada una de las onditas madre propuestas. Bajo la hipótesis de que “mientras mayores sean los valores medios de F para una determinada ondita madre, mejor será la diferenciación entre clases dada por las características extraídas con dicha ondita”; se eligieron las cinco mejores onditas (Tabla N° 6). Luego, para decidir por una de ellas, se analizó como variaba la media de F , a medida que se consideraban para su cálculo mayor cantidad de elementos del vector de características. Con este objetivo, se ordenaron de mayor a menor los valores de F para cada ondita madre por separado, y se graficó la variación de la media de estos valores en función del número de características utilizadas (Ilustración N° 24).

Ondita Madre	F Medio
Haar	463,71
Biorthogonal Spline 1 – 1	454,07
Biorthogonal Spline 1 – 3	452,57
Daubechies 9	440,74
Daubechies 12	440,51

Tabla 6: Estadístico F para las cinco mejores onditas madre

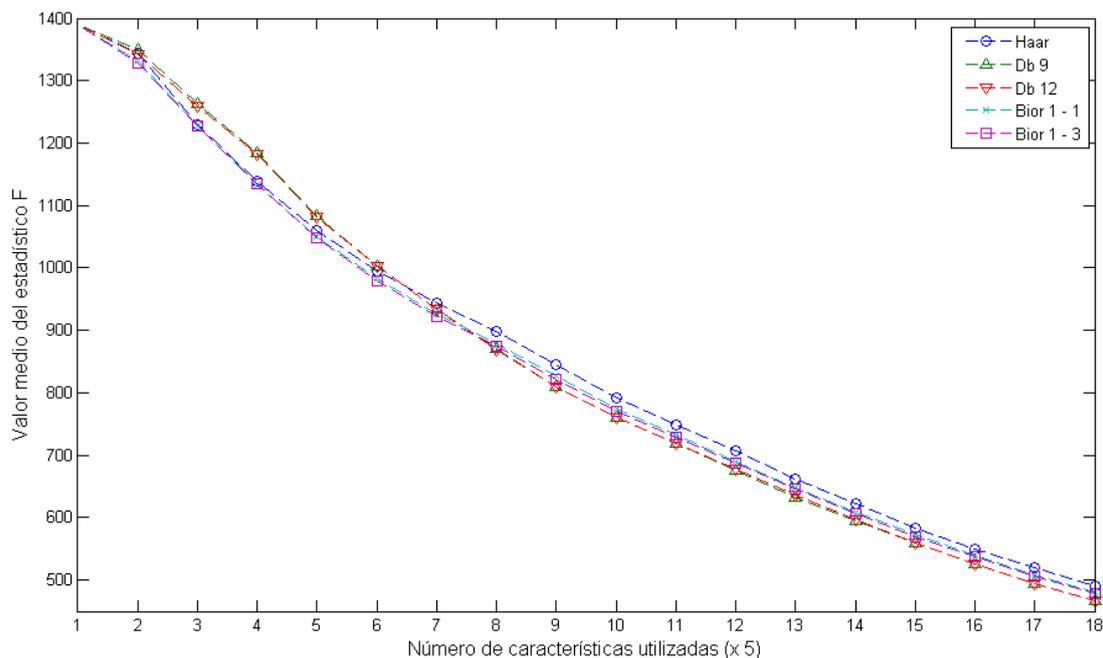


Ilustración 24: Valor medio de F Vs. Número de características utilizadas

Analizando los resultados, puede observarse que para las primeras 30 características, el valor medio de F es mayor para las onditas madre Db9 y Db12. Esto significa que las 30 primeras características de dichas onditas, son mejores parámetros para la clasificación, que los primeros 30 de las otras. De este modo, utilizando Daubechies 9 o 12, se podrían obtener mayores separaciones entre los distintos grupos de latidos, con menor cantidad de características.

Como conclusión del análisis presentado en los párrafos anteriores, se decidió utilizar la ondita madre Daubechies 9.

Búsqueda secuencial de características

Una vez seleccionada la ondita madre a utilizar se realizó una búsqueda secuencial del subconjunto óptimo de características, a los fines de reducir el tamaño del vector de características. Para ello se implementó un algoritmo sub-óptimo de búsqueda hacia atrás de la siguiente manera:

1. Se entrenó un perceptrón multicapa de una capa oculta (de 50 neuronas), para que realizara la clasificación de los latidos del conjunto de entrenamiento, basado en las 91 características originales.
2. Se reemplazó individualmente cada una de las características por su valor medio, y se evaluó la performance de la clasificación como el error porcentual global cometido por la red.
3. Se descartó aquel parámetro (reemplazándolo por su valor medio) cuya eliminación resultase en la máxima performance de la red.
4. Se reentrenó la red neuronal sin reinicializar los pesos sinápticos.
5. Se repitieron los pasos 2 a 4 para el conjunto de estadísticas restantes, hasta haber eliminado todas ellas.

Una vez finalizado este proceso, se buscó la iteración en la cual se minimizaba el error porcentual global de la red neuronal, y se eliminaron del vector de características aquellas descartadas en la búsqueda secuencial hasta esa iteración. La búsqueda secuencial se ejecutó para los vectores de características obtenidos con las onditas madre Db 9 y Haar, comprobando que el número de parámetros necesarios para lograr una buena tasa de clasificación es menor para la primera ondita que para la segunda.

Mediante este procedimiento, se logró reducir el vector de características de 91 elementos a 46. Los parámetros utilizados se muestran en la Tabla N° 7 (Nótese que por las características empleadas, el primer y último latido del estudio no pueden ser clasificados).

Nivel	Descomposición		Señal Original
	Detalles	Aproximaciones	
1	<ul style="list-style-type: none"> - Mediana. - D. Estándar. - D. Abs. Media. 	<ul style="list-style-type: none"> - D. Estándar. - Relación min / máx. 	<ul style="list-style-type: none"> - Duración del latido actual. - Relación duración actual / duración anterior. - Relación duración actual / duración siguiente. - Moda. - D. Estándar. - D. Abs. Media. - Relación min / máx.
2	<ul style="list-style-type: none"> - D. Estándar. - D. Abs. Media. - D. Abs. Mediana. 	<ul style="list-style-type: none"> - D. Estándar. - D. Abs. Media. - Mínimo. - Relación min / máx. 	
3	<ul style="list-style-type: none"> - D. Abs. Media. - D. Abs. Mediana. - Mínimo. 	<ul style="list-style-type: none"> - Media. - D. Estándar. - D. Abs. Mediana. - Mínimo. 	
4	<ul style="list-style-type: none"> - D. estándar. - D. Abs. Media. - D. Abs. Mediana. - Mínimo. 	<ul style="list-style-type: none"> - Media. - Mediana. - D. Abs. Media. - D. Abs. Mediana. - Mínimo. - Relación min / máx. 	
5	<ul style="list-style-type: none"> - Media. - D. Estándar. - D. Abs. Mediana. - Mínimo. - Relación min / máx. 	<ul style="list-style-type: none"> - D. Estándar. - D. Abs. Media. - D. Abs. Mediana. - Mínimo. - Relación min / máx. 	

Tabla 7: Elementos del vector características

Clasificación mediante redes neuronales

Para la clasificación de los intervalos RR se decidió utilizar un perceptrón multicapa, de una capa oculta, entrenado con el algoritmo de entrenamiento “Resilient Backpropagation”³⁴, con un método de entrenamiento por lotes. Como función de performance utilizada para el adiestramiento de la red, se decidió utilizar el error medio cuadrático con regularización, ya que con el mismo es posible lograr mejores niveles de generalización en la clasificación.

La función de transferencia utilizada para todas las neuronas de la red fue la tangente hiperbólica. Por otra parte, para determinar el número óptimo de neuronas en la capa oculta se entrenaron 10 veces, 17 redes neuronales con distinto número de neuronas ocultas, eligiéndose aquella cantidad que maximizara la tasa de aciertos de la red (los resultados de dicha prueba pueden verse en la Tabla N° 8 y la Ilustración N° 25). Se decidió entonces, trabajar con 75 neuronas en la capa oculta.

³⁴ Riedmiller, M. Braun, H. "A direct adaptive method for faster back – propagation learning: The RPROP algorithm". EE.UU. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1993.

Número de neuronas ocultas	Error porcentual
10	$3,71 \pm 0,37 \times 10^{-2}$
15	$2,47 \pm 0,33 \times 10^{-2}$
20	$1,93 \pm 0,21 \times 10^{-2}$
25	$1,69 \pm 0,34 \times 10^{-2}$
30	$1,73 \pm 0,34 \times 10^{-2}$
35	$1,48 \pm 0,13 \times 10^{-2}$
40	$1,42 \pm 0,25 \times 10^{-2}$
45	$1,40 \pm 0,24 \times 10^{-2}$
50	$1,35 \pm 0,22 \times 10^{-2}$
55	$1,39 \pm 0,25 \times 10^{-2}$
60	$1,42 \pm 0,22 \times 10^{-2}$
65	$1,30 \pm 0,21 \times 10^{-2}$
70	$1,35 \pm 0,30 \times 10^{-2}$
75	$1,26 \pm 0,22 \times 10^{-2}$
80	$1,37 \pm 0,21 \times 10^{-2}$
85	$1,38 \pm 0,27 \times 10^{-2}$

Tabla 8: Porcentaje de error Vs. N° de neuronas ocultas

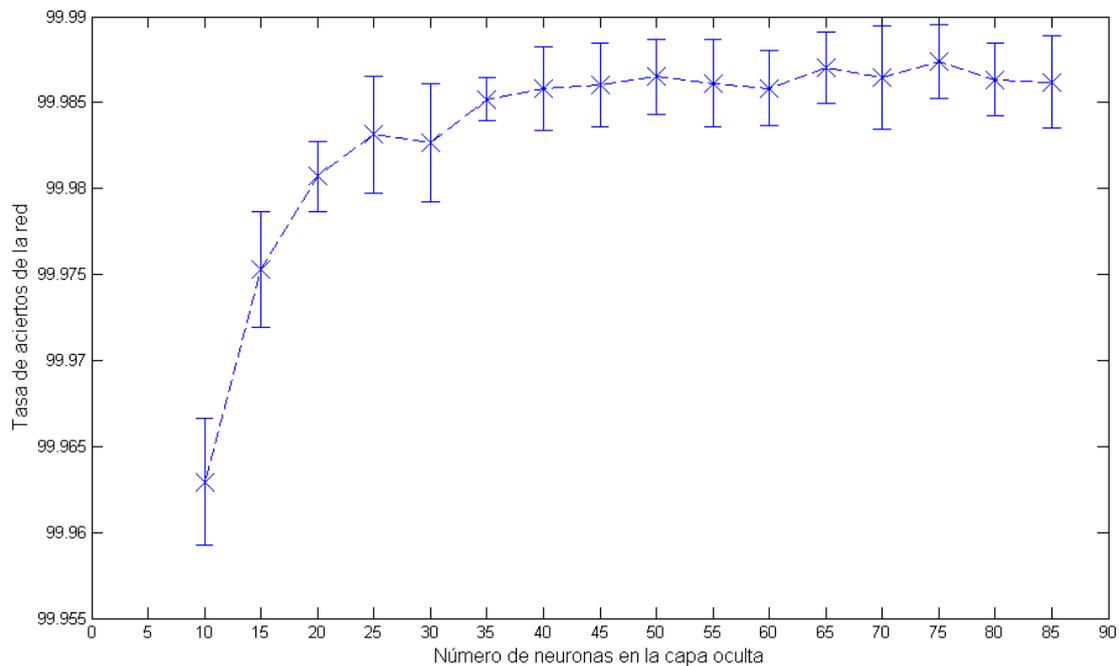


Ilustración 25: Porcentaje de aciertos Vs. N° de neuronas ocultas

Otro parámetro que se refinó para obtener una mayor performance de la red neuronal, fue la tasa empleada en la regularización del error medio cuadrático. Para esta tarea, se procedió de la misma forma que en el caso anterior, entrenando 10 veces un perceptrón multicapa con 75 neuronas en la capa oculta. De acuerdo a los resultados obtenidos (Tabla N° 9 e Ilustración N° 26), se fijó el parámetro en cuestión en 0,9 (90 %).

Tasa	Error porcentual
5 %	$1,699 \times 10^{-1} \pm 6 \times 10^{-3}$
10 %	$8,62 \times 10^{-2} \pm 4 \times 10^{-3}$
15 %	$7,28 \times 10^{-2} \pm 4 \times 10^{-3}$
20 %	$6,21 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
25 %	$5,18 \times 10^{-2} \pm 1 \times 10^{-3}$
30 %	$4,59 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
35 %	$4,05 \times 10^{-2} \pm 3 \times 10^{-3}$
40 %	$3,68 \times 10^{-2} \pm 1 \times 10^{-3}$
45 %	$3,22 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
50 %	$2,65 \times 10^{-2} \pm 4 \times 10^{-3}$
55 %	$2,34 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
60 %	$2,13 \times 10^{-2} \pm 3 \times 10^{-3}$
65 %	$1,76 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
70 %	$1,61 \times 10^{-2} \pm 3 \times 10^{-3}$
75 %	$1,55 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
80 %	$1,48 \times 10^{-2} \pm 3 \times 10^{-3}$
85 %	$1,41 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
90 %	$1,31 \times 10^{-2} \pm 3 \times 10^{-3}$
95 %	$1,68 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$
100 %	$2,03 \times 10^{-2} \pm 2 \times 10^{-3}$

Tabla 9: Error porcentual Vs. Tasa de cálculo de la función de performance

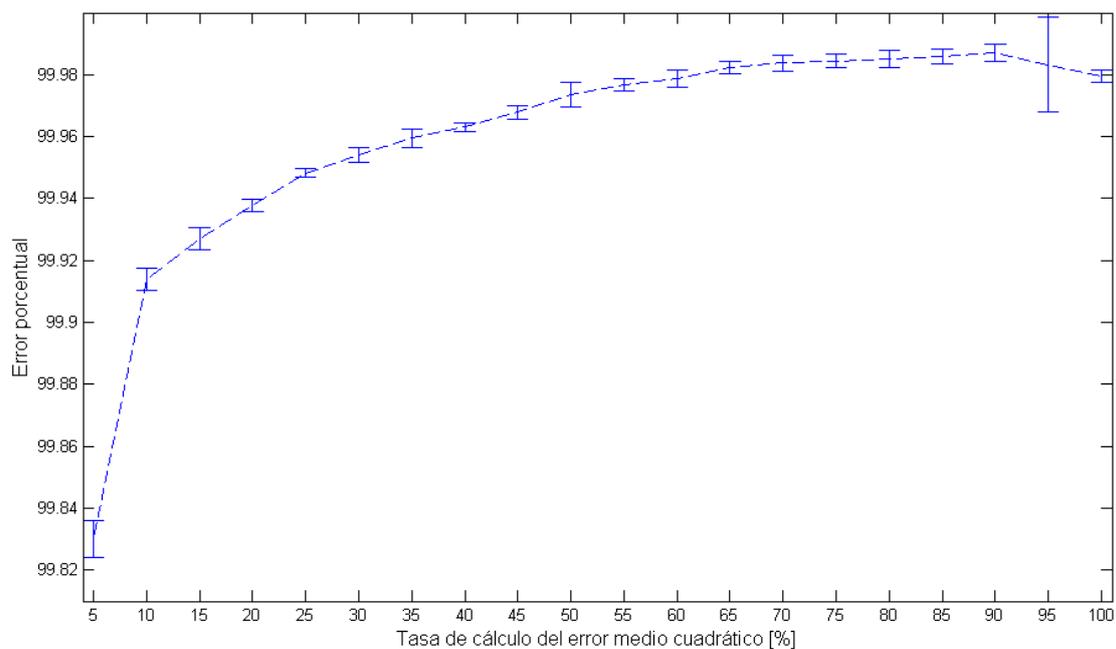


Ilustración 26: Porcentaje de aciertos Vs. Tasa de regularización de la función de performance

Resultados del entrenamiento de la red neuronal

Una vez definida la arquitectura de la red neuronal, se entrenaron 5 redes con los parámetros fijados según lo dicho en los párrafos precedentes. A los fines de comparar los resultados obtenidos con cada una de ellas, se definieron los siguientes parámetros:

- Sensibilidad para cada uno de los tipos de latidos (porcentaje de clasificaciones correctas del tipo de latido).
- Especificidad (porcentaje de clasificaciones correctas totales).

Además de la performance de cada una de las redes, se evaluaron los resultados obtenidos al promediar las salidas de las mismas. En la Tabla N° 10 se presentan los resultados obtenidos para el conjunto de entrenamiento, con cada una de las redes antes mencionadas. Puede destacarse que, si bien los resultados para la red media son mejores que para las demás, utilizar la misma implicaría tener que clasificar 5 veces cada latido y luego promediar los resultados, lo que resultaría en un sistema más lento. En consecuencia, se decidió trabajar únicamente con la red número 4 en las etapas siguientes. Se presentan el gráfico de performance durante el entrenamiento y la matriz de confusión de dicha red en las Ilustraciones N° 27 y la Tabla N° 11 respectivamente; en el primero de ellos se evidencia que la red no se está sobre – ajustando al conjunto de datos de entrenamiento.

	Red					
	1	2	3	4	5	Media
Sensibilidad NOR.	97,4 %	98,4 %	98,8 %	98,4 %	98,2 %	99,4 %
Sensibilidad C.P.A.	98,8 %	98,4 %	98,4 %	98,6 %	97,8 %	98,8 %
Sensibilidad C.P.V.	98,0 %	97,2 %	98,2 %	99,6 %	98,8 %	98,8 %
Sensibilidad B.R.I.	99,6 %	99,4 %	99,4 %	99,4 %	100 %	100 %
Sensibilidad B.R.D.	99,6 %	99,2 %	98,8 %	99,6 %	99,6 %	99,8 %
Sensibilidad M.E.I.	99,4 %	99,2 %	99,4 %	99,2 %	98,8 %	100 %
Especificidad	98,8 %	98,6 %	98,8 %	99,0 %	98,9 %	99,5 %

Tabla 10: Performance de las distintas redes entrenadas

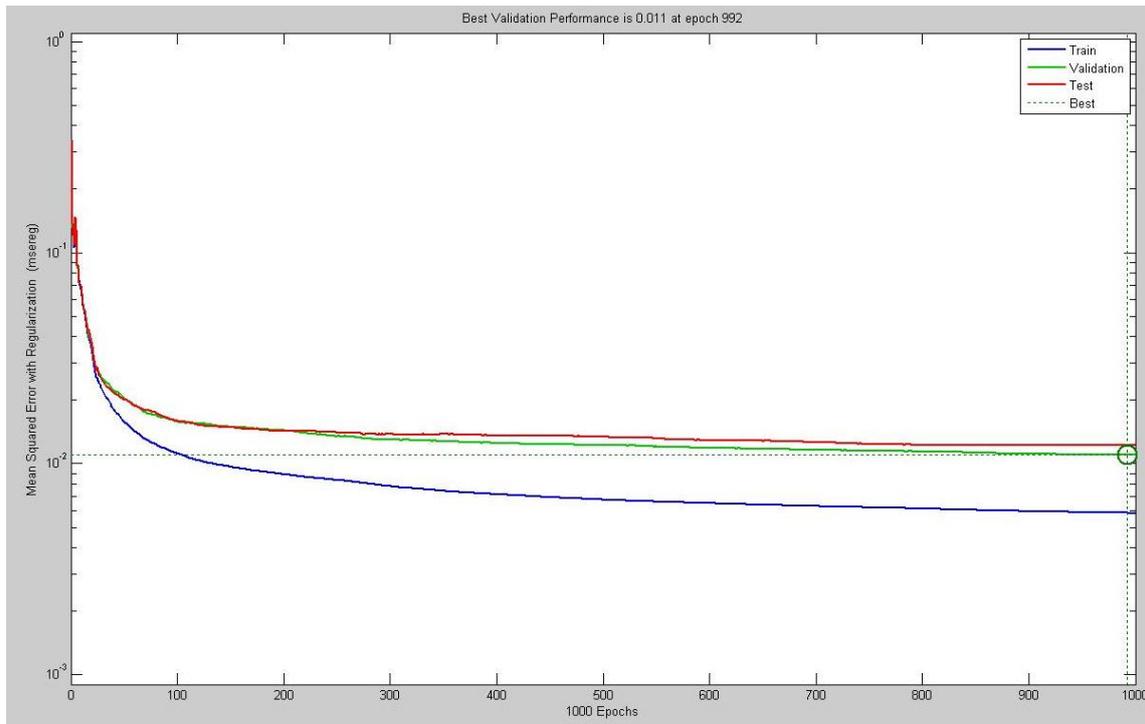


Ilustración 27: Performance de la red 4 durante el entrenamiento

		NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
Resultados	NOR	492 16.4%	4 0.1%	4 0.1%	1 0.0%	2 0.1%	1 0.0%	97.6% 2.4%
	CAP	4 0.1%	493 16.4%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	99.2% 0.8%
	CVP	0 0.0%	3 0.1%	495 16.5%	2 0.1%	0 0.0%	2 0.1%	98.6% 1.4%
	BRI	3 0.1%	0 0.0%	1 0.0%	497 16.6%	0 0.0%	1 0.0%	99.0% 1.0%
	BRD	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	498 16.6%	0 0.0%	99.8% 0.2%
	MEI	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	496 16.5%	100% 0.0%
		98.4% 1.6%	98.6% 1.4%	99.0% 1.0%	99.4% 0.6%	99.6% 0.4%	99.2% 0.8%	99.0% 1.0%
		Objetivos						

Tabla 11: Matriz de confusiones de entrenamiento de la red 4

Capítulo 3: Resultados

Mediante los distintos procesos experimentales, presentados en el capítulo anterior, se definieron cada uno de los pasos del sistema de clasificación propuesto y se refinaron los distintos parámetros que influían en el mismo. De este modo, la versión completa de dicho algoritmo, es:

1. Tomar la señal completa y dividirla en porciones de 28 segundos³⁵.
2. Para cada una de las porciones del paso anterior:
 - a. Filtrar la señal con un filtro de mediana móvil de 200 milisegundos de ventana, obteniendo la señal LB1.
 - b. Filtrar la señal resultante del paso 2.a con un filtro de mediana móvil de 600 milisegundos de ventana.
 - c. Restar el resultado del paso 2.b a la señal original.
 - d. Filtrar la señal resultante con un filtro de media móvil de 28 milisegundos de ventana.
 - e. Derivar la señal obtenida tras el paso 2.d, obteniendo D1.
 - f. Filtrar la señal obtenida en el paso 2.d mediante un filtro de mediana móvil de 153 milisegundos de ventana.
 - g. Derivar dos veces la señal resultante del paso 2.f y elevar el resultado al cuadrado, obteniendo la señal D2.
 - h. Determinar la amplitud media de los picos de la señal D2 y establecer el umbral de detección en el 10 % de dicho valor.
 - i. Detectar los puntos en los que D2 supera el umbral fijado en el paso 2.h.
 - j. Comprobar que las detecciones obtenidas en el paso 2.i estén separadas más de 200 milisegundos y eliminar aquellos puntos que no cumplan esta condición.
 - k. Para cada resultado obtenido en el paso 2.j fijar el marcador de la detección en el primer paso por cero (o cambio de signo) de D1, en una ventana de 200 milisegundos. Si no se detecta ningún paso por cero, fijar el marcador en el punto inicial.
3. Para cada uno de los intervalos comprendidos entre las distintas marcas resultantes del paso 2:
 - a. Repetir el segmento N veces, siendo $N = \text{floor} \frac{1024}{L}$.

³⁵ La división del estudio completo en segmentos de 28 segundos (10000 muestras para la frecuencia de muestreo utilizada en la base de datos) es realizada con dos propósitos: la actualización del umbral de detección utilizado en la segmentación y la disminución de la carga computacional del algoritmo de clasificación.

- b. Realizar la descomposición wavelet a cinco niveles de la señal obtenida en el paso 3.a, utilizando la ondita madre Daubechies 9 (Db 9).
- c. Armar el vector de características del segmento, valuando cada uno de los parámetros mostrados en la Tabla N° 7.
- d. En base al vector de características obtenido en el paso 3.c, clasificar el latido mediante una red neuronal (cuyas especificaciones se detallaron en el capítulo anterior).

En esta secuencia, los pasos 1 y 2 corresponden a las etapas de pre – procesado de la señal, los pasos 3.a 3.b y 3.c a la extracción de características y el paso 3.d a la clasificación de los segmentos.

El algoritmo completo se implementó en Matlab[®] generando un conjunto de funciones que toman la señal electrocardiográfica dando como resultado un archivo de anotaciones; y cuyo código en lenguaje M se presenta en el Anexo N° 1. Una vez hecho esto se realizó una serie de ensayos sobre el sistema completo y las distintas etapas del mismo, a los fines de caracterizar el sistema y evaluar la performance de la clasificación en función de distintas perturbaciones aplicadas a la señal.

Evaluación de performance – Caracterización del sistema

El primer ensayo ejecutado fue la evaluación de performance del sistema completo para distintos segmentos de señal. Esta prueba se realizó para las cinco redes neuronales entrenadas, sobre 216 porciones de señal electrocardiográfica extraídas de los estudios utilizados de la base de datos (logrando así la clasificación de 52078 latidos en total). La razón por la cual se eligió trabajar con una porción de los estudios fue la de obtener buena calidad de señal (es decir señales sin ruido muscular ni ningún tipo de latidos diferentes a los que el sistema puede clasificar), a los fines de establecer valores de referencia para las pruebas siguientes. Los resultados obtenidos para el conjunto de estudios de validación se presentan en la tabla N° 12 (los parámetros de comparación son los mismos que los descriptos en el apartado de resultados del entrenamiento de la red neuronal).

	Red					
	1	2	3	4	5	Media
Sensibilidad NOR.	97,4 %	95,9 %	97,6 %	97,8 %	96,9 %	97,9 %
Sensibilidad C.P.A.	86,6 %	90,5 %	88,8 %	90,2 %	82,8 %	89,5 %
Sensibilidad C.P.V.	96,7 %	95,7 %	94,8 %	96,4 %	97,2 %	97,0 %
Sensibilidad B.R.I.	99,0 %	98,5 %	99,4 %	99,0 %	99,3 %	99,3 %
Sensibilidad B.R.D.	97,4 %	96,2 %	95,5 %	97,0 %	96,8 %	96,7 %
Sensibilidad M.E.I.	97,8 %	98,1 %	97,2 %	97,2 %	98,0 %	97,8 %
Especificidad	97,2 %	96,2 %	97,1 %	97,5 %	96,8 %	97,6 %

Tabla 12: Performance de las distintas redes para el conjunto de datos de validación

Al analizar los resultados presentados, puede observarse que, al igual que para el conjunto de datos de entrenamiento, el error cometido por el sistema para la red neuronal “promedio” es menor que para cada una de las redes independientes. Por otra parte, las tasas de error cometidas por el sistema aumentaron entre un 1,5 % y un 2,4 % para el conjunto de validación empleado. Se destaca además que la sensibilidad del sistema es considerablemente menor para las contracciones auriculares prematuras, mientras que las mejores tasas de aciertos corresponden al bloqueo de rama izquierda y los latidos generados por marcapasos externos implantables.

Otra información de interés acerca del sistema lo constituyen las tasas de falsos positivos en las clasificaciones, esto es, el porcentaje de segmentos clasificados incorrectamente como de un determinado tipo. Dichos datos se presentan en la Tabla N° 13 y permiten determinar una tendencia del sistema a clasificar las distintas arritmias como bloqueos de rama izquierda (que posee la mayor tasa de falsos positivos).

	Red					
	1	2	3	4	5	Media
Falso positivo NOR.	0,9 %	1,2 %	1,1 %	1,0 %	0,9 %	0,9 %
Falso positivo C.P.A.	1,9 %	4,3 %	1,4 %	2,2 %	2,0 %	2,0 %
Falso positivo C.P.V.	5,8 %	3,2 %	2,4 %	5,6 %	8,1 %	4,1 %
Falso positivo B.R.I.	9,1 %	16,9 %	12,8 %	8,1 %	12,6 %	9,1 %
Falso positivo B.R.D.	6,1 %	3,0 %	2,4 %	3,6 %	3,2 %	2,6 %
Falso positivo M.E.I.	0,7 %	1,2 %	0,8 %	1,0 %	2,1 %	0,9 %

Tabla 13: Tasas de falso positivo de las distintas redes neuronales

Finalmente, es de utilidad establecer el porcentaje de seguridad con el que un latido es clasificado en un determinado grupo, tanto para las clasificaciones correctas como para las incorrectas. Esto significa evaluar cuál es el nivel de actividad de la neurona de salida, de la red neuronal, que resultó ganadora para la clasificación. Con dicho valor, es posible implementar una etapa posterior que destaque aquellos resultados que por su baja confiabilidad deban ser revisados si o si por el médico. En la Tabla N° 14, se observan los valores medios de seguridad de clasificaciones correctas e incorrectas para cada tipo de latidos obtenidos con la red número 4. Analizando los datos mostrados puede concluirse que aquellas anotaciones dadas con una seguridad menor a la media de la seguridad de las clasificaciones incorrectas, debería ser revisada por el usuario. Esto se justifica en que la media de la seguridad de una clasificación incorrecta cualquiera es menor a la media de la seguridad de las clasificaciones correctas menos su respectiva desviación estándar.

En el Anexo N° 3, se presentan las matrices de confusión para cada uno de las evaluaciones de performance realizadas.

Tipo de Latido	Seguridad correcta		Seguridad incorrecta	
	Media	Std.	Media	Std.
NOR.	94,77 %	10,95 %	64,29 %	24,93 %
C.P.A.	85,71 %	16,49 %	54,74 %	25,33 %
C.P.V.	98,69 %	5,41 %	77,63 %	23,55 %
B.R.I.	97,63 %	5,26 %	74,34 %	21,17 %
B.R.D.	95,36 %	6,89 %	72,24 %	21,31 %
M.E.I.	98,54 %	3,76 %	79,38 %	18,80 %

Tabla 14: Seguridad en las clasificaciones

Influencia del ruido en la segmentación

Una vez caracterizado el sistema en las condiciones óptimas de funcionamiento (es decir con señales de buena calidad), se evaluó la influencia del ruido en la señal sobre el comportamiento del mismo.

De acuerdo a la estructura general del algoritmo, presentada en la Ilustración N° 18, un mal funcionamiento de las etapas iniciales del mismo produce errores que influyen luego sobre el resto de las partes. En consecuencia, el primer punto en el que se debe probar la influencia del ruido es en la etapa de pre – procesado de la señal. Para ello, se trabajó con los quince estudios utilizados en la determinación del umbral para la segmentación; sumando a los mismos, ruido gaussiano con distintas relaciones señal ruido, y estableciendo la tasa de error porcentual en la segmentación (resultado final de la etapa en análisis) en función de la misma. Los resultados obtenidos se muestran en la Tabla N° 15. En los mismos puede observarse que para señales hasta 50 veces más grandes que el ruido presente en las mismas, existen altas tasas de error, lo cual se debe a que el algoritmo de detección de complejos QRS utiliza las derivadas de la señal y en consecuencia es muy sensible al ruido de alta frecuencia.

Relación Señal Ruido ³⁶	Tasa de Error
1	181,30 ± 41,58 %
10	110,08 ± 85,09 %
25	48,05 ± 69,81 %
50	37,14 ± 54,37 %
75	7,28 ± 10,21 %
100	4,16 ± 6,02 %

Tabla 15: Influencia del ruido en la segmentación

³⁶ Medida linealmente.

Influencia de la segmentación en la clasificación

Dada la susceptibilidad al ruido, del algoritmo de segmentación empleado, es posible que durante el pre – procesado de la señal se produzcan segmentaciones incorrectas que influyan en la etapa de extracción de características debido a: la falta de información (por el corte incorrecto de la señal), o, una mala periodización de la señal. En consecuencia, el segundo análisis que se realizó sobre el sistema fue la influencia de la segmentación en los resultados de clasificación obtenidos.

Para analizar la incidencia de distintas alteraciones en la segmentación en la performance del sistema, se realizaron distintos corrimientos de las localizaciones de los complejos QRS de modo que se perdiera parte de la información de los latidos. Dichos desplazamientos se lograron agregando o quitando al inicio o fin de cada segmento, un número de muestras tal que asegurara la eliminación por completo de la porción de complejo QRS en cuestión. De este modo se lograron cuatro tipos distintos de segmentaciones incorrectas, a saber:

- Segmentación Tipo 1: se agregaron 20 muestras (55 milisegundos de señal) al principio de cada segmento analizado. De esta manera se incluye por completo el primer complejo QRS y la mitad del siguiente.
- Segmentación Tipo 2: se quitaron 20 muestras en el inicio de cada segmento, incluyendo en el mismo sólo la mitad del segundo complejo QRS.
- Segmentación Tipo 3: se agregaron 20 muestras al inicio y fin de cada segmento. De este modo, la señal comprende los complejos QRS inicial y final por completo.
- Segmentación Tipo 4: se quitaron 20 muestras al inicio y fin de los distintos segmentos, excluyendo por completo toda la información proveniente de los complejos QRS.

Los distintos tipos de segmentación se aplicaron sobre las 216 porciones de señal utilizada para evaluar la performance del sistema, obteniendo los resultados mostrados en la Tabla N° 16. Puede notarse que la segmentación tipo 4 es la que peores efectos tuvo sobre la clasificación mientras que la tipo 3 influyó menos, disminuyendo tan solo en un 11,3 % la especificidad del sistema. Esto demuestra que gran parte de las características analizadas extraen información del complejo QRS del segmento.

Por otra parte, las tasas de falsos positivos en las clasificaciones (Tabla N° 17) permite afirmar que, en general bajo las condiciones de segmentación establecidas, los intervalos RR tienden a ser clasificados como contracciones ventriculares prematuras o bloqueos de rama izquierda, aunque dependen del tipo de error de segmentación que se trate. En particular, se destaca que para la segmentación tipo 4 (que no incluye ninguna información de los complejos QRS) la tasa de falsos positivos de las contracciones prematuras son conside-

rablemente mayores que las otras, lo cual se justifica en la similitud de los intervalos RR realmente anormales y aquellos resultantes de una mala segmentación. Situación parecida se da en las segmentaciones tipo 1 y 2 respecto de los bloqueos de rama, en las que la periodización de la señal produce complejos QRS semejantes a los que ocurren en estas arritmias.

	Tipo de Segmentación				
	1	2	3	4	Correcta
Sensibilidad NOR.	51,5 %	80,0 %	89,0 %	2,5 %	97,8 %
Sensibilidad C.P.A.	54,4 %	45,5 %	28,4 %	85,5 %	90,2 %
Sensibilidad C.P.V.	76,3 %	78,3 %	65,8 %	53,1 %	96,4 %
Sensibilidad B.R.I.	44,8 %	60,1 %	94,5 %	77,5 %	99,0 %
Sensibilidad B.R.D.	9,4 %	7,6 %	80,9 %	25,5 %	97,0 %
Sensibilidad M.E.I.	81,3 %	86,0 %	97,8 %	8,3 %	97,2 %
Especificidad	49,3 %	69,0 %	86,2 %	19,5 %	97,5 %

Tabla 16: Performance de la clasificación para distintos tipos de segmentación

	Tipo de Segmentación				
	1	2	3	4	Correcta
Falso positivo NOR.	22,5 %	18,2 %	5,6 %	35,5 %	1,0 %
Falso positivo C.P.A.	0,5 %	0,3 %	3,8 %	91,0 %	2,2 %
Falso positivo C.P.V.	79,1 %	71,4 %	24,0 %	88,0 %	5,6 %
Falso positivo B.R.I.	82,8 %	57,6 %	28,3 %	77,4 %	8,1 %
Falso positivo B.R.D.	20,4 %	14,7 %	30,9 %	6,9 %	3,6 %
Falso positivo M.E.I.	6,9 %	3,7 %	16,1 %	8,8 %	1,0 %

Tabla 17: Falsos positivos de clasificación para distintos tipos de segmentaciones

Respecto de las tasas de seguridad en las clasificaciones, que se muestran en la Tabla N° 18, en la mayoría de los casos no puede establecerse un criterio de separación tan claro como en el caso de una segmentación correcta. Por otra parte, en ciertas clasificaciones incorrectas, la seguridad de clasificación es mayor que en las correctas (por ejemplo, para los latidos normales en la segmentación tipo 4).

Tipo de Latido	Tipo de Segmentación							
	1		2		3		4	
	Corr. (%)	Inc. (%)						
NOR.	92,67 <i>9,94</i>	89,56 <i>14,01</i>	92,74 <i>10,27</i>	89,85 <i>12,65</i>	89,81 <i>12,93</i>	74,51 <i>19,83</i>	48,70 <i>25,48</i>	80,03 <i>21,74</i>
C.P.A.	66,67 <i>25,41</i>	69,48 <i>29,63</i>	97,23 <i>26,40</i>	65,61 <i>29,52</i>	72,39 <i>26,93</i>	79,64 <i>18,07</i>	96,85 <i>6,84</i>	90,35 <i>13,53</i>
C.P.V.	96,95 <i>8,56</i>	83,59 <i>14,65</i>	98,18 <i>6,80</i>	91,47 <i>14,38</i>	90,17 <i>16,03</i>	74,54 <i>21,34</i>	85,64 <i>16,76</i>	76,37 <i>16,92</i>
B.R.I.	95,82 <i>6,10</i>	92,94 <i>5,78</i>	92,86 <i>8,52</i>	90,62 <i>87,91</i>	92,28 <i>10,40</i>	75,18 <i>13,91</i>	87,58 <i>12,80</i>	79,12 <i>16,67</i>
B.R.D.	87,86 <i>15,48</i>	71,79 <i>19,41</i>	94,25 <i>8,81</i>	77,75 <i>17,38</i>	87,48 <i>15,27</i>	87,19 <i>12,36</i>	86,41 <i>10,47</i>	81,29 <i>17,86</i>
M.E.I.	88,48 <i>6,61</i>	85,26 <i>9,33</i>	89,89 <i>5,92</i>	86,31 <i>8,63</i>	96,44 <i>4,27</i>	86,48 <i>18,77</i>	84,30 <i>8,55</i>	95,01 <i>7,25</i>

Tabla 18: Seguridad en clasificaciones correctas e incorrectas para distintos tipos de segmentaciones³⁷

Influencia del ruido en la clasificación

La última prueba ejecutada sobre el sistema, fue la evaluación de la influencia del ruido en los resultados de la clasificación. Para ello, se incorporó ruido gaussiano con distintos niveles de relación señal ruido, sobre las 216 porciones de señal utilizadas como datos de validación. Dicho ruido fue sumado sobre cada uno de los intervalos RR ya separados a los fines de no afectar los resultados de clasificación debido a malas segmentaciones, y evaluar de este modo únicamente la influencia del ruido sobre la performance de la red neuronal. La sensibilidad de la red neuronal para cada tipo de latido y la especificidad de la misma, a distintos niveles de ruido se presentan en la Tabla N° 19. En los mismos, puede observarse que la clasificación menos afectada por el ruido es la de las contracciones ventriculares prematuras, seguidas por los bloqueos de rama izquierda. Por otra parte, si se tienen en cuenta las tasas de falsos positivos (Tabla N° 20), se puede detectar una fuerte tendencia del sistema a clasificar incorrectamente los latidos como este tipo de arritmias. Esta propensión se evidencia también en las demás pruebas realizadas, por lo que se puede afirmar que se trata de una propiedad del sistema.

Respecto de la seguridad de las clasificaciones, en la Tabla N° 21 se presentan las mismas para una relación señal ruido de 10. Al igual que para una mala segmentación, puede observarse que no es posible establecer un límite claro de separación y que para las contracciones auriculares prematuras,

³⁷ Valores medios en **negrita** y desviación estándar en *cursiva*.

la tasa de seguridad de una clasificación incorrecta es mayor que para una correcta.

	Relación Señal Ruido ³⁸								
	0,01	0,25	0,5	0,75	1,0	2,5	5	7,5	10
NOR.	1,0	2,9	2,4	2,5	2,7	4,7	10,0	17,1	24,1
C.P.A.	0,0	0,1	0,2	0,2	0,1	0,3	0,2	0,3	0,8
C.P.V.	80,2	76,2	76,1	75,4	75,4	75,2	75,3	75,4	75,4
B.R.I.	11,0	74,5	92,7	96,2	97,9	99,3	99,7	99,9	99,9
B.R.D.	3,1	15,7	23,5	29,6	32,4	40,5	46,3	50,3	51,9
M.E.I.	81,7	78,7	98,4	61,7	56,8	51,9	61,0	70,7	79,3
Esp.	11,2	20,9	23,0	23,7	24,0	26,0	30,5	36,1	41,2

Tabla 19: Performance de la clasificación para distintos niveles de ruido³⁹

	Relación Señal Ruido ⁴⁰								
	0,01	0,25	0,5	0,75	1,0	2,5	5	7,5	10
NOR.	14.0	17.5	15.6	14.5	14.3	4.9	3.0	1.9	1.5
C.P.A.	- ⁴¹	96.7	83.3	50.0	80.0	16.7	20.0	28.6	7.1
C.P.V.	89.2	71.0	64.1	61.7	59.8	54.8	47.5	42.0	37.7
B.R.I.	85.9	78.8	80.4	82.2	83.1	84.8	84.5	83.6	82.5
B.R.D.	87.8	85.7	78.2	70.0	64.2	39.1	18.6	10.1	7.3
M.E.I.	90.1	84.7	79.3	73.2	66.8	28.5	9.6	5.1	3.3

Tabla 20: Tasas de falso positivo para distintos niveles de ruido⁴²

Tipo de Latido	Seguridad correcta		Seguridad incorrecta	
	Media	Std.	Media	Std.
NOR.	79,53 %	16,90 %	90,05 %	15,23 %
C.P.A.	40,64 %	19,53 %	83,39 %	20,97 %
C.P.V.	97,78 %	6,72 %	93,71 %	11,97 %
B.R.I.	99,83 %	1,25 %	78,26 %	19,88 %
B.R.D.	89,43 %	13,71 %	93,73 %	13,61 %
M.E.I.	87,09 %	7,15 %	86,80 %	8,54 %

Tabla 21: Seguridad de las clasificaciones para una relación señal ruido de 10

³⁸ Medida linealmente.

³⁹ Valores dados como porcentajes.

⁴⁰ Medida linealmente.

⁴¹ Ningún latido fue clasificado como C.P.A.

⁴² Valores dados como porcentajes.

Capítulo 4: Conclusiones

A lo largo de las distintas secciones del presente proyecto integrador, se presentaron las distintas etapas de experimentación y desarrollo de un algoritmo de caracterización de electrocardiogramas, que permite la clasificación de las seis principales arritmias cardíacas presentes en estudios de larga duración; esto es: latidos sanos, contracciones auriculares y ventriculares prematuras, latidos con bloqueo de rama izquierda y derecha, y latidos generados por marcapasos externos implantables. El algoritmo propuesto fue implementado en Matlab[®], y un conjunto de pruebas fueron realizadas sobre el mismo, a los fines de caracterizar el comportamiento de éste.

De acuerdo a los resultados obtenidos se comprobó la utilidad de las herramientas propuestas para la elaboración del sistema, en sus distintas aplicaciones. La caracterización de la señal mediante transformada ondita demostró ser adecuada para la clasificación de distintos patrones mediante una red neuronal. Por otra parte, el empleo de un perceptrón multicapa como herramienta de clasificación probó ser adecuado, alcanzándose hasta un 97,5 % de clasificaciones correctas, con tasas de aciertos no menores al 90 % para cada una de las arritmias en estudio, por separado. Para lograr estos resultados, fue necesario ajustar distintos parámetros en cada una de las etapas que constituyen el sistema (esto es: pre – procesado de la señal, extracción de características y clasificación), en función de distintos resultados experimentales.

El sistema resultante probó que, para señales de buena calidad (sin ruido), no solo se puede lograr una buena tasa de clasificaciones correctas, sino también una gran seguridad en las mismas. Pese a esto, se observó una tendencia a clasificar incorrectamente los intervalos RR como bloqueos de rama izquierda o contracciones ventriculares prematuras; por lo que se puede afirmar que el mismo es ligeramente pesimista (esto es, propenso a dar falsos positivos para algún tipo de arritmias).

Respecto del comportamiento del sistema frente a la presencia de ruido en la señal, los resultados de las distintas pruebas realizadas demuestran una gran sensibilidad de las distintas etapas del algoritmo a la misma. Las variaciones causadas por el agregado de ruido a la señal, incrementan la tasa de fallos del sistema, al mismo tiempo que disminuyen la seguridad en las clasificaciones correctas y aumentan las de las incorrectas (lo cual supone un gran problema a la hora de la revisión de los resultados obtenidos por parte del usuario). La fuente de estos errores yace, no solo en la presencia de ruido en la señal al realizar la extracción de características, sino también en la influencia del mismo sobre la etapa de segmentación. Por otra parte, la presencia de ruido acentúa la tendencia del sistema a clasificar incorrectamente los intervalos RR como bloqueos de rama izquierda o contracciones ventriculares prematuras.

Mejoras Propuestas – Futuros Desarrollos

Con base en los distintos resultados obtenidos a lo largo de la etapa de experimentación y caracterización del sistema, se proponen una serie de mejoras para subsanar los principales problemas del sistema y lograr mejores tasas de clasificación.

En primer lugar, dado que se demostró una fuerte influencia del ruido sobre la performance general del algoritmo de clasificación, sería necesario desarrollar una mejor etapa de filtrado de la señal: en particular, se deberían probar diversas técnicas de remoción del ruido muscular, tales como el empleo de la transformada ondita. Por otra parte, diversos sistemas de detección de complejos QRS y segmentación deberían evaluarse, con el objeto de determinar cuál es el menos afectado por el ruido. Otro método que posiblemente reduciría la influencia del ruido, sería la extracción de características de la señal, solamente de los niveles más bajos de la descomposición wavelet, ya que los contienen información de las frecuencias menores (en las que se encuentra la mayor cantidad de información útil de la señal).

Respecto de la etapa de extracción de características, dado que se demostró que el sistema extrae gran cantidad de datos de los complejos QRS, se debería evaluar la extracción de características únicamente en un entorno acotado de este conjunto de ondas. Otro fundamento para realizar esta prueba radica en la gran cantidad de diferencias que existen en dichos complejos, entre las distintas arritmias. Esta modificación implicaría la re – evaluación de la ondita madre óptima para dicha tarea, así como la búsqueda secuencial de características.

Modificaciones sobre la etapa de clasificación incluyen la implementación de distintos tipos de redes neuronales, tales como redes neuronales probabilísticas, comités de redes neuronales, etc., así como distintas técnicas de clasificación que no incluyan el uso de inteligencia artificial.

Por otra parte, un conjunto de modificaciones deberían realizarse a los fines de mejorar la utilidad del sistema. En particular, se deberían incrementar los tipos de arritmias reconocidos y agregar la posibilidad de clasificar un determinado intervalo RR como “no reconocido”. Por otra parte, sería necesaria la ampliación del sistema para la caracterización de señales provenientes de distintas derivaciones.

Una vez refinado al máximo posible el sistema, una serie de desarrollos anexos se desprenden del mismo, destacándose los siguientes:

- Desarrollo de un sistema de detección de derivaciones previo a la clasificación de los latidos existentes en el estudio, para aquellos casos en los que se desconoce la fuente de la información.

- Desarrollo de un sistema de detección de patrones en las arritmias detectadas (por ejemplo, bigeminia, trigeminia, etc.).
- Implementación del algoritmo propuesto en distintos lenguajes de programación.
- Implementación del algoritmo en un sistema de diagnóstico asistido. Para esto sería necesario la elaboración de una interfaz gráfica de usuario, capaz de leer señales electrocardiográficas almacenadas con distinto tipo de codificación, representarlas en pantalla a escala adecuada, clasificarlas y mostrar las anotaciones realizadas, destacando aquellas que se consideren que deban ser revisadas por el médico.
- Adaptación del algoritmo propuesto para su uso en un sistema de diagnóstico en tiempo real.
- Construcción de un sistema embebido para el diagnóstico asistido de arritmias cardíacas basado en el algoritmo propuesto.

Finalmente, debe resaltarse que, sin importar las mejoras realizadas, las tasas de clasificaciones correctas, o la seguridad de las clasificaciones realizadas, se trata de un sistema de diagnóstico asistido y que los resultados obtenidos de la aplicación del algoritmo deben ser revisados por el profesional. Así también, las decisiones finales sobre el diagnóstico deben ser realizadas por el médico, sirviendo este sistema como una ayuda en su trabajo.

Bibliografía y Referencias

- Ganong, W. F. *“Fisiología médica”*. 20ª Edición en español, traducida de la 22ª edición en inglés. México: El manual moderno; 2006.
- Guyton, A. C. Hall, J. E. *“Tratado de fisiología médica”*. 11ª Edición. Madrid: Elsevier; 2006.
- Latarjet, M. Ruiz Liard, A. *“Anatomía humana”*. 4ª Edición. Argentina: Médica Panamericana; 2009.
- Oppenheim, A. V. Willsky, A. S. *“Señales y sistemas”*. 2ª Edición. México: Prentice Hall Hispanoamericana; 1998.
- Haykin, S. *“Neural networks. A comprehensive foundation”*. 2ª Edición, EE.UU.: Prentice Hall; 1999.
- Tompkins, W. J. *“Biomedical digital signal processing”*. EE.UU.: Prentice – Hall; 1993.
- Gacek, A. Pedrycz, W. *“ECG Signal processing, classification and interpretation”*. Londres: Springer – Verlag; 2012.
- Clifford, G. D. Azuaje, F. McSharry, P. E. *“Advanced methods and tools for ECG data analysis”*. EE.UU.: Artech House; 2006.
- Theodoridis, S. Koutrombas, K. *“Pattern recognition”*. 4ª Edición. EE.UU.: Elsevier; 2009.
- Hudson Beale, M. Hagan, M. T. Demuth H.B. *“Neural network toolbox™ user’s guide”*. EE.UU.: The Math Works; 2013.
- Misiti, M. Misiti, Y. Oppenheim, G. Poggi, J. M. *“Wavelet toolbox™ user’s guide”*. EE.UU.: The Math Works; 2013.
- Addison, P. S. *“Wavelet transforms and the ECG: a review”*. Institute of Physics Publishing, Physiological Measurement; Agosto de 2005.
- Moody, G. B. Mark, R. G. *“The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database”*. EE.UU.: IEEE Engineering in Medicine and Biology 20(3): 45-50 (Mayo – Junio de 2001).
- Goldberger, A. L. Et. Al. *“PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals”*. EE.UU.: Circulation 101 (23): e215-e220; 2000 (Junio de 2000).

- Risk, M. R. Sobh, J. F. Barbieri, R. Saul, J. P. "A simple algorithm for QRS peak location: use on long term ECG recordings from the HMS-MIT-FFMS database". EE.UU.: IEEE Engineering in medicine and biology society. Vol. 1, Septiembre de 1995.
- Hamilton, P. S. Tompkins, W. J. "Quantitative investigation of QRS detection rules. Using the MIT/BIH Arrhythmia Database". EE.UU.: IEEE Transactions in biomedical engineering. Vol. BME-33 N° 12, 1986.
- Riedmiller, M. Braun, H. "A direct adaptive method for faster back – propagation learning: The RPROP algorithm". EE.UU. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, 1993.
- Sung-Nien, Y. Ying-Hsiang, C. "Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network". Elsevier Pattern Recognition Letters, Febrero de 2007.
- Tovar Salazar, D. A. Orozco Naranjo, A. J. Muñoz Gutierrez, P. A. Murillo Willis, H. Granada, J. A. "Transformada wavelet y máquinas de soporte vectorial para la identificación de arritmias". Colombia: Revista Investigativa de la Universidad de Quindío; Septiembre de 2009.
- De Chazal, P. O'Dwyer, M. Reilly, R. B. "Automatic classification of heartbeats using ECG morphology and heartbeat interval features". EE.UU.: IEEE Transactions On Biomedical Engineering; Junio de 2004.
- Fritschy, J. L., Risk, M. R. "Detección de latidos cardíacos ectópicos con redes neuronales". Extraído del libro "Procesamiento de señales e imágenes: teoría y aplicaciones". Argentina: U.T.N. Facultad regional de Buenos Aires; 2004.
- Migliaro, E. R. Et Al "Procesamiento de señales para el estudio de la variabilidad de la frecuencia cardíaca". Extraído del libro "Procesamiento de señales e imágenes: teoría y aplicaciones". Argentina: U.T.N. Facultad regional de Buenos Aires; 2004.
- Ardila, W. Aristizábal, Q. Luz, A. "Caracterización mediante wavelets de electrocardiogramas para efectos de compresión y caracterización de cardiopatías". Universidad tecnológica de Pereyra, Scientia et Technica Vol. 3, núm. 32: 2006
- Priyadarshini, B. Ranjan, R. K. Arya, R. "Determining characteristics using wavelet transforms". International Journal of Engineering Research & Technology; Agosto de 2012.
- Estévez Valencia, P. "Selección de características para clasificadores neuronales". Chile: Anales del Instituto de Ingenieros de Chile; Diciembre de 1999.

- www.physionet.org
- es.wikipedia.org
- en.wikipedia.org
- www.mathworks.com/help
- en.ecgpedia.org
- www.nurseslearning.com
- ecg.utah.edu (ECG Learning Center)
- www.electrocardiografia.es
- www.merckmanuals.com

Anexos

Anexo N° 1: Implementación en MATLAB® del algoritmo propuesto

A continuación se presenta el código en lenguaje de programación M, de la implementación en Matlab® del algoritmo propuesto. En el mismo, las variables 'Red', 'Media' y 'Std', son las resultantes de la experimentación realizada en el presente proyecto integrador.

```
function [ Anotaciones ] = AnalizarECG( NombreArchivo, ...
                                       Media, Std, Red)
% Anotaciones = AnalizarECG(NombreArchivo, Media, Std,
% Red), lee las señales electrocardiográficas codificadas
% en formato 212 en el archivo 'NombreArchivo' y clasifica
% los distintos latidos detectados en el mismo, empleando
% para ello la red neuronal 'Red' y los vectores de
% estadísticas medias y desviación estándar de caracterís-
% ticas 'Media' y 'Std' respectivamente. Este algoritmo usa
% por defecto la información del canal 1 del archivo dado
% como argumento.

% Se crea la variable 'NAGenerico', utilizada en la lectura
% de datos de los archivos.
NAGenerico = [NombreArchivo, '%s'];

% Se lee el archivo de encabezados con el mismo nombre que
% el archivo de datos.
Encabezado = fopen(sprintf(NAGenerico, '.hea'), 'r');

% Se saltea la primera línea del archivo de encabezados.
Linea = fgetl(Encabezado);

% Se generan las variables vacías Ganancia y ValorCero.
Ganancia = zeros(2, 1);
ValorCero = zeros(2, 1);

% Se extrae la información de ganancia y valor cero de cada
% canal.
for L = 1 : 2
    Linea = fgetl(Encabezado);
    Informacion = sscanf(Linea, '%*s %d %d %d %d %d', ...
                        [1,5]);
    Ganancia(L) = Informacion(2); %Número de enteros por mV.
    ValorCero(L) = Informacion(4); %Valor entero de 0.
end
```

```

% Se eliminan las variables 'Linea' e 'Informacion' y se
% cierra el archivo de encabezados, para ahorrar espacio en
% memoria.
clear Linea;
clear Informacion;
fclose(Encabezado);

% SE LEEN TODOS LOS DATOS DEL ARCHIVO DE DATOS EN LOTES DE
% 10000 MUESTRAS Y SE PRE - PROCESA LA SEÑAL, ALMACENANDO
% LAS POSICIONES DE LOS COMPLEJOS QRS EN LA VARIABLE
% 'LOCQRS'.

% Se abre el archivo de datos y se inicializa las variable
% 'Leidos' y 'UltimoQRS' (en valor 0), la variable 'Umbral'
% (en 0.005) y LocQRS como
% un vector vacío.
ArchivoDatos = fopen(sprintf(NAGenerico, '.dat'), 'r');
Leidos = 0;
UltimoQRS = 0;
Umbral = 0.005;
LocQRS = [];

while 1

    % Se posiciona el puntero en el último dato leído + 1.
    fseek(ArchivoDatos, (Leidos * 3), 'bof');

    % Se leen 30000 bytes de señal, lo que corresponde a
    % 10000 muestras y se actualizan la cantidad de datos
    % leídos.
    Muestras = transpose(fread(ArchivoDatos, [3, 10000], ...
                               'uint8'));
    Leidos = Leidos + 10000;

    % Si se ha alcanzado el final del archivo analizado, se
    % termina el bucle while.
    if feof(ArchivoDatos)
        break
    end

    % Se decodifican los datos extraídos del archivo para
    % obtener la variable 'Senal', que contiene las mues-
    % tras expresadas en mV.
    Senal = Decodificar212(Muestras, Ganancia(1), ...
                           ValorCero(1));

    % Se realiza el filtrado de la señal obtenida en el
    % paso anterior.
    Senal = Preprocesar(Senal);

```

```
% Se localizan los complejos QRS, y se actualizan las
% variables 'LocQRS' y 'UltimoQRS'.
[QRSs, Umbral] = Segmentar(Senal, Umbral);
LocQRS = [LocQRS, (QRSs + UltimoQRS)]; %#ok<AGROW>
UltimoQRS = LocQRS(length(LocQRS));

end

% Se eliminan las variables 'Leidos', 'UltimoQRS' y
% 'Umbral'.
clear Leidos;
clear UltimoQRS;
clear Umbral;

% Se verifica que dos detecciones sucesivas cualesquiera
% estén separadas más de 200 mSeg (72 muestras). Esta doble
% verificación es necesaria para eliminar los efectos de
% haber dividido la señal en porciones de 28 segundos
% (10000 muestras).
i = 2;
while i <= length(LocQRS)
    if (LocQRS(i) - LocQRS(i - 1)) < 72;
        LocQRS(i) = []; %#ok<AGROW>
    else
        i = i + 1;
    end
end

% UNA VEZ SEGMENTADO EL ARCHIVO, SE LEEN LOS DATOS DE CADA
% INTERVALO RR Y SE EXTRAEN LAS CARACTERÍSTICAS DE LOS MIS-
% MOS. LUEGO, LAS CARACTERÍSTICAS SON NORMALIZADAS UTILI-
% ZANDO LAS VARIABLES 'MEDIA' Y 'STD' PASADAS COMO ARGUMEN-
% TO DE LA FUNCIÓN; Y POR ÚLTIMO SE CLASIFICA CADA LATIDO,
% EMPLEANDO PARA ELLO LA RED NEURONAL 'NET'.

% Se crean los vectores 'Clasificacion' y 'Seguridad'.
Clasificacion = zeros(1, length(LocQRS));
Seguridad = zeros(1, length(LocQRS));

for i = 2:(length(LocQRS) - 2)

    % Se leen los datos del intervalo RR más un margen,
    % para evitar la influencia de los bordes en el pre -
    % procesado de la señal.
    Inicio = LocQRS(i - 1);
    Fin = LocQRS(i + 2);
    CantidadMuestras = Fin - Inicio;
    fseek(ArchivoDatos, ((Inicio - 1) * 3), 'bof');
    Muestras = transpose(fread(ArchivoDatos, ...
        [3, CantidadMuestras], 'uint8'));
```

```

% Se decodifican las muestras obtenidas del archivo.
Senal = Decodificar212(Muestras, Ganancia(1), ...
                    ValorCero(1));

% Se pre - procesa la señal.
Senal = Preprocesar(Senal);

% Se recorta la información no perteneciente al inter-
% valo RR analizado.
Senal = Senal(LocQRS(i) - Inicio : ...
            LocQRS(i + 1) - Inicio);

% Se crean las variables 'DuracionSiguiete' y
% 'DuracionAnterior' necesarias para extraer el vector
% de características del segmento.
DuracionSiguiete = LocQRS(i+2) - LocQRS(i+1);
DuracionAnterior = LocQRS(i) - LocQRS(i-1);

% Se arma el vector de características.
Caracteristicas = VectorCaracteristicas(Senal, ...
                    DuracionAnterior, DuracionSiguiete);

% Se normalizan las características extraídas.
Caracteristicas = tansig((Caracteristicas - Media)...
                        ./ Std);

% Se clasifican los intervalos RR en función de los
% vectores de características, mediante la red neuronal
% 'Red'.
ResultadoRed = sim(Red, Caracteristicas);

% Se valúa el elemento correspondiente del vector
% 'Clasificacion'. Los valores posibles son los si-
% guientes:
%     1 = Latido normal (sano).
%     2 = Contracción auricular prematura.
%     3 = Contracción ventricular prematura.
%     4 = Bloqueo de rama izquierda.
%     5 = Bloqueo de rama derecha.
%     6 = Marcapasos externo implantable.
Clasificacion(i + 1) = find(ResultadoRed == ...
                        max(ResultadoRed));

% Se valúa el elemento correspondiente del vector
% 'Seguridad', que representa la seguridad de la
% clasificación propuesta por la red para cada
% segmento.
Seguridad(i + 1) = ResultadoRed(Clasificacion(i+1));

end

```

end

```
% Se eliminan las variables no utilizadas y se cierra el
% archivo de datos.
clear Inicio;
clear Fin;
clear CantidadMuestras;
clear Muestras;
clear Senal;
clear DuracionAnterior;
clear DuracionSiguiente;
clear Caracteristicas;
clear Resultado Red;
fclose(ArchivoDatos);

% Se arma la matriz anotaciones 'Anotaciones', que posee
% las siguientes columnas: [Inicio del intervalo RR - Cla-
% sificación propuesta - Seguridad de la clasificación pro-
% puesta].
Anotaciones = [LocQRS', Clasificacion', Seguridad'];

end
```

```
function [ Senal ] = Preprocesar( Senal )
% Senal = Preprocesar(Senal), pre - procesa la señal de ECG
% 'Senal' realizando la remoción del corrimiento de línea
% de base (mediante filtros de mediana) y del ruido de alta
% frecuencia (a través del filtrado con un filtro de media
% móvil).

% Se aplica un filtro de mediana de 200 mSeg de ventana (72
% muestras) para remover la información de los complejos
% QRS.
LineaBase = medfilt1(Senal, 72);

% A la señal obtenida se le aplica un filtro de mediana de
% 600 mSeg de ventana (216 muestras) para remover la infor-
% mación de las ondas P y T, obteniendo la línea de base de
% la señal original.
LineaBase = medfilt1(LineaBase, 216);

% Se resta la línea de base obtenida de la señal original
% para remover el corrimiento.
Senal = Senal - LineaBase;

% Se elimina la variable 'LineaBase'.
clear LineaBase;

% Se aplica un filtro de media móvil con una ventana de 36
% mSeg (10 muestras) para eliminar el ruido de alta fre-
% cuencia de la señal.
Senal = tsmovavg([zeros(10, 1) ; Senal], 's', 10, 1);
```

```
Senal = Senal(11 : 1 : length(Senal), 1);
```

```
end
```

```
function [ Senal ] = Decodificar212( Muestras, Ganancia, ...
    ValorCero )
% Senal = Decodificar(Muestras), toma los bytes de datos
% contenidos en la matriz de [3 x N] 'Muestras' y los deco-
% difica. El vector 'Senal' contiene la amplitud de las N
% muestras del canal 1 de la información pasada como argu-
% mento, expresados en mV.

Canal1A = bitand(Muestras(:, 2), 15);
SignoCanal1 = bitshift(bitand(Muestras(:, 2), 8), 9);
Senal = bitshift(Canal1A, 8) + Muestras(:, 1) - ...
    SignoCanal1;
Senal = (Senal - ValorCero) / Ganancia;

% Se eliminan las variables no utilizadas.
clear Canal1A;
clear SignoCanal1;

end
```

```
function [ R, varargout ] = Segmentar( Senal, varargin )
% Segmentos = Segmentar(Senal), realiza la segmentación de
% la señal electrocardiográfica 'Senal' en intervalos RR,
% retornando el vector 'R' que contiene las sucesivas
% posiciones (en N° de muestras) de las ondas R detectadas.
%
% Segmentos = Segmentar(Senal, Umbral) , realiza la
% segmentación de la señal electrocardiográfica 'Senal',
% tomando en consideración el valor 'Umbral' para la
% detección de las ondas R.
%
% [Segmentos, Umbral] = Segmentar(Senal) , realiza la seg-
% mentación de la señal electrocardiográfica 'Senal',
% retornando además el valor del umbral utilizado para la
% detección.

% Se obtienen las señales D1 (derivada de la señal
% original), D1p (derivada de la señal original, habiendo
% removido la información de las ondas P y T mediante un
% filtro de mediana), y D2 (D1p elevada al cuadrado).
D1 = diff(Senal);
D1p = diff(Senal - medfilt1(Senal, 55));
D2 = D1p .^ 2;
```

```
% Se establece el valor umbral para la detección como el
% 10% del promedio de la primera mitad de los máximos
% locales detectados en la señal D2, en orden decreciente.
% Dichos máximos deben superar el valor 0.0005 y estar
% separados más de 50 muestras (139 mSeg) para ser conside-
% rados en el cálculo del umbral.
% Si se establece un valor umbral como parámetro de
% entrada, se promedia el mismo con los valores antes esta-
% blecidos.
if nargin == 1
    MaxLoc = sort(findpeaks((D2), 'MinPeakDistance', 50,...
        'MinPeakHeight', 0.0005), 'descend');
else
    MaxLoc = [varargin{1}, sort(findpeaks((D2), ...
        'MinPeakDistance', 50, 'MinPeakHeight', ...
        0.0005), 'descend')];
end
Umbral = 0.1 * mean(MaxLoc(1 : round(length(MaxLoc) / 2)));
varargout{1} = Umbral;

% Se detectan todas las muestras de D2 que superen el valor
% umbral antes calculado.
n = 1;
for i = 1 : length(D2);
    if D2(i) > Umbral
        R(n) = i; %#ok<AGROW>
        n = n + 1;
    end
end

% Se comprueba que los valores antes calculados estén dis-
% tanciados más de 200 mSeg (72 muestras) para ser conside-
% rados en la detección.
i = 2;
while i <= length(R)
    if (R(i) - R(i - 1)) < 72;
        R(i) = []; %#ok<AGROW>
    else
        i = i + 1;
    end
end

% Se detecta el paso por 0 o cambio de signo de la señal D1
% inmediatamente posterior a los valores que superan el um-
% bral y que se encuentre dentro de las próximas 72 mues-
% tras (Máximo local de la señal original en los siguientes
% 200 mSeg del paso por el umbral).
for i = 1 : length(R)
    if (R(i) + 72) < length(D1)
        Segmento = D1(R(i) : R(i) + 72);
    else
```

```

        Segmento = D1(R(i) : length(D1));
    end

    Cruce = find((abs(diff(sign(Segmento)))) >= 1);

    if ~ isempty(Cruce)
        R(i) = R(i) + Cruce(1); %#ok<AGROW>
    end
end

% Se eliminan las variables no utilizadas.
clear D1;
clear D1p;
clear D2;
clear MaxLoc;
clear Segmento;
clear Cross;

end

```

```

function [ Vector ] = VectorCaracteristicas( Senal, ...
        DuracionAnt, DuracionPost )
%   Vector = VectorCaracteristicas(Senal, DuracionAnt,
% DuracionPost), realiza la extracción del vector de caracte-
% rísticas de la señal tomando como ondita madre 'db9'
% (Daubechies orden 9).
%
% La función toma como parámetros de entrada la señal
% 'Senal', de dimension [N x 1] (Con N < 1024), y los valo-
% res 'DuracionAnt' y 'DuracionPost' que representan las
% duraciones (En N° de muestras) de los latidos anterior y
% posterior al analizado; y retorna el vector 'Vector' de
% dimensión [46 x 1] con las siguientes características en
% orden:
%
% Dominio temporal:
%   Duración del latido actual.
%   Relación Duración del latido actual / Duración del
%   latido anterior.
%   Relación Duración del latido actual / Duración del
%   latido posterior.
%   Moda de la señal extendida.
%   Desviación estándar de la señal extendida.
%   Desviación absoluta de la media señal extendida.
%   Relación mínimo / máximo de la señal extendida.
%
% Dominio de la trasformada:
%
%   Coeficientes de detalles:
%       Mediana (Nivel 1).

```

```
% Desviación estándar (Nivel 1).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 1).
% Desviación estándar (Nivel 2).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 2).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 2).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 3).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 3).
% Mínimo (Nivel 3).
% Desviación estándar (Nivel 4).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 4).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 4).
% Mínimo (Nivel 4).
% Media (Nivel 5).
% Desviación estándar (Nivel 5).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 5).
% Mínimo (Nivel 5).
% Relación mínimo / máximo (Nivel 5).
%
% Coeficientes de aproximaciones:
% Desviación estándar (Nivel 1).
% Relación mínimo / máximo (Nivel 1).
% Desviación estándar (Nivel 2).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 2).
% Mínimo (Nivel 2).
% Relación mínimo / máximo (Nivel 2).
% Media (Nivel 3).
% Desviación estándar (Nivel 3).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 3).
% Mínimo (Nivel 3).
% Media (Nivel 4).
% Mediana (Nivel 4).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 4).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 4).
% Mínimo (Nivel 4).
% Relación mínimo / máximo (Nivel 4).
% Desviación estándar (Nivel 5).
% Desviación absoluta de la media (Nivel 5).
% Desviación absoluta de la mediana (Nivel 5).
% Mínimo (Nivel 5).
% Relación mínimo / máximo (Nivel 5).

% Se genera un vector vacío de dimensiones adecuadas para
% incorporar en él, las distintas características.
Vector = zeros(46,1);

% Se extraen las características de duración de la señal.
L = length(Senal);
Vector(1,1) = L / 360;
Vector(2,1) = L / (360 * DuracionAnt);
Vector(3,1) = L / (360 * DuracionPost);
```

```

% Se realiza la extensión periódica de la señal, a fin de
% lograr una señal de aproximadamente 1024 muestras.
Repeticiones = floor(1024 / L) * L;
Senal = wextend('1D', 'ppd', Senal, Repeticiones, 'r');

% Se extraen las demás características del dominio
% temporal.
NumIntervalos = round(sqrt(length(Senal)));
Min = min(Senal);
Max = max(Senal);
Limites = Min : abs(Max - Min) / NumIntervalos : Max;
[Valor, Intervalos] = histc(Senal, Limites);
M = mode(Intervalos);
if M < length(Limites)
    Moda = mean(Limites([M, M+1]));
else
    Moda = mean(Limites([M, M-1]));
end
Vector(4,1) = Moda;
Vector(5,1) = std(Senal);
Vector(6,1) = mad(Senal, 0);
Vector(7,1) = Min / Max;

% Se realiza la transformada ondita de la señal, a 5
% niveles de descomposición.
dwtmode('per', 'nodisp');
[C,L] = wavedec(Senal, 5, 'db9');

% Se extraen las características del dominio transformada
% de la señal. Para ello se crea un bucle que recorre los
% distintos niveles de transformación y extrae las caracte-
% rísticas adecuadas según corresponda.
for NivelDecomp = 1 : 5

    % Se obtienen los coeficientes de detalles y aproxima-
    % ciones para el nivel correspondiente.
    Detalles = detcoef(C, L, NivelDecomp);
    Aproximaciones = appcoef(C, L, 'db9', NivelDecomp);

    % Se extraen las características correspondientes a
    % cada nivel.
    switch NivelDecomp
        case 1
            Vector(8,1) = median(Detalles);
            Vector(9,1) = std(Detalles);
            Vector(10,1) = mad(Detalles, 0);
            Vector(26,1) = std(Aproximaciones);
            Vector(27,1) = min(Aproximaciones) / ...
                max(Aproximaciones);
        case 2
            Vector(11,1) = std(Detalles);

```

```
Vector(12,1) = mad(Detalles, 0);
Vector(13,1) = mad(Detalles, 1);
Vector(28,1) = std(Aproximaciones);
Vector(29,1) = mad(Aproximaciones, 0);
Vector(30,1) = min(Aproximaciones);
Vector(31,1) = Vector(30,1) / ...
                    max(Aproximaciones);
case 3
Vector(14,1) = mad(Detalles, 0);
Vector(14,1) = mad(Detalles, 1);
Vector(16,1) = min(Detalles);
Vector(32,1) = mean(Aproximaciones);
Vector(33,1) = std(Aproximaciones);
Vector(34,1) = mad(Aproximaciones, 1);
Vector(35,1) = min(Aproximaciones);
case 4
Vector(17,1) = std(Detalles);
Vector(18,1) = mad(Detalles, 0);
Vector(19,1) = mad(Detalles, 1);
Vector(20,1) = min(Detalles);
Vector(36,1) = mean(Aproximaciones);
Vector(37,1) = median(Aproximaciones);
Vector(38,1) = mad(Aproximaciones, 0);
Vector(39,1) = mad(Aproximaciones, 1);
Vector(40,1) = min(Aproximaciones);
Vector(41,1) = Vector(40,1) / ...
                    max(Aproximaciones);
case 5
Vector(21,1) = mean(Detalles);
Vector(22,1) = std(Detalles);
Vector(23,1) = mad(Detalles, 1);
Vector(24,1) = min(Detalles);
Vector(25,1) = Vector(24,1) / max(Detalles);
Vector(42,1) = std(Aproximaciones);
Vector(43,1) = mad(Aproximaciones, 0);
Vector(44,1) = mad(Aproximaciones, 1);
Vector(45,1) = min(Aproximaciones);
Vector(46,1) = Vector(45,1) / ...
                    max(Aproximaciones);
end

end

% Se eliminan las variables no utilizadas.
clear L;
clear Repeticiones;
clear Senal;
clear NumIntervalos;
clear Min;
clear Max;
clear Limites;
```

```
clear M;  
clear Moda;  
clear C;  
clear Detalles;  
clear Aproximaciones;
```

```
end
```

Anexo N° 2: Información complementaria sobre la base de datos de arritmias del MIT – BIH.

La base de datos utilizada en la etapa de experimentación y validación del sistema desarrollado, está formada por 48 fragmentos de señal electrocardiográfica, de media hora de duración. Cada uno de los ECG, se presenta digitalmente como un conjunto de tres archivos de igual nombre y distinta extensión, a saber:

- Archivo de encabezados (*.hea).
- Archivo de datos (*.dat).
- Archivo de anotaciones (*.atr).

En los archivos de datos, los datos provenientes de los dos canales de señal electrocardiográfica, se encuentran codificados en formato “212”. En los mismos, cada muestra de la señal está representada por un número binario de 12 bits en complemento a 2. A su vez, los datos de ambos canales se encuentran almacenados en un conjunto de tres bytes por muestra, de la siguiente manera:

- El primer byte corresponde a los bits menos significativos del canal 1.
- El nibble alto del segundo byte corresponde al nibble más significativo del canal 1, mientras que el nibble bajo, a los 4 bits más significativos del canal 2.
- El tercer byte, corresponde a los bits restantes del canal 2.

El archivo de encabezados contiene información general del estudio, tales como cantidad de latidos detectados, cantidad y tipo de derivaciones utilizadas, frecuencia de muestreo de la señal, ganancia del amplificador, etc. Esta información se encuentra codificada en formato de texto simple.

Finalmente, los archivos de anotaciones contienen los distintos tipos y duraciones de cada intervalo RR en el estudio, así como diversos comentarios pertinentes al mismo. La codificación de los datos en ellos cumple con las siguientes reglas:

- Cada anotación ocupa un número par de bytes.
- El primer byte en cada par es el menos significativo.
- Los seis bits más significativos constituyen el código de anotación, mientras que los 10 bits restantes constituyen la duración del intervalo RR anotado (en número de muestras).
- En el caso de que la longitud del intervalo fuera mayor que el número mayor codificado en 10 bits, el código de anotación es 59, y los siguientes 4 bytes representan la duración del mismo. Esta in-

formación está codificada de la siguiente manera: los 2 bytes más significativos primero y luego los 2 bytes menos significativos, con el nibble bajo primero en cada par.

- Los restantes códigos de anotación pueden obtenerse de un archivo disponible en www.physionet.org.

La información acerca de los estudios seleccionados y la cantidad y tipos de latidos existentes en cada uno de ellos se resumen en la siguiente tabla.

Estudio	Tipo de Latido							Total
	NOR	CPA	CPV	BRI	BRD	MEI	Otros	
100	2239	33	1	0	0	0	0	2273
101	1860	3	0	0	0	0	2	1865
103	2082	2	0	0	0	0	0	2084
106	1507	0	520	0	0	0	0	2027
107	0	0	59	0	0	2078	0	2137
109	0	0	38	2492	0	0	2	2532
111	0	0	1	2123	0	0	0	2124
113	1789	0	0	0	0	0	6	1795
115	1953	0	0	0	0	0	0	1953
117	1534	1	0	0	0	0	0	1535
118	0	96	16	0	2166	0	10	2288
119	1543	0	444	0	0	0	0	1987
122	2476	0	0	0	0	0	0	2476
123	1515	0	3	0	0	0	0	1518
124	0	2	47	0	1531	0	39	1619
200	1743	30	826	0	0	0	2	2601
209	2621	383	1	0	0	0	0	3005
212	923	0	0	0	1825	0	0	2748
214	0	0	256	2003	0	0	3	2262
215	3195	3	164	0	0	0	1	3363
217	244	0	162	0	0	1542	260	2208
220	1954	94	0	0	0	0	0	2048
221	2031	0	396	0	0	0	0	2427
223	2029	72	473	0	0	0	31	2605
228	1688	3	362	0	0	0	0	2053
232	0	1382	0	0	397	0	1	1780
233	2230	7	831	0	0	0	11	3079
234	2700	0	3	0	0	0	50	2753
Total	39856	2111	4603	6618	5919	3620	418	63145
	63,1 %	3,3%	7,3%	10,5%	9,4%	5,7%	0,7%	100%

Anexo N° 3: Matrices de confusión de las pruebas de validación y caracterización del sistema.

La matriz de confusión de la red 4, para el conjunto de datos de validación es la siguiente:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	32106 61.6%	63 0.1%	51 0.1%	49 0.1%	113 0.2%	50 0.1%	99.0% 1.0%
CAP	20 0.0%	1542 3.0%	11 0.0%	0 0.0%	3 0.0%	0 0.0%	97.8% 2.2%
CVP	62 0.1%	45 0.1%	2531 4.9%	6 0.0%	23 0.0%	13 0.0%	94.4% 5.6%
BRI	441 0.8%	26 0.0%	21 0.0%	6086 11.7%	29 0.1%	19 0.0%	91.9% 8.1%
BRD	163 0.3%	33 0.1%	5 0.0%	0 0.0%	5469 10.5%	6 0.0%	96.4% 3.6%
MEI	21 0.0%	0 0.0%	6 0.0%	4 0.0%	1 0.0%	3060 5.9%	99.0% 1.0%
	97.8% 2.2%	90.2% 9.8%	96.4% 3.6%	99.0% 1.0%	97.0% 3.0%	97.2% 2.8%	97.5% 2.5%

Para la segmentación tipo 1, la matriz de confusión es:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	16914 32.5%	311 0.6%	330 0.6%	1162 2.2%	3877 7.4%	99 0.2%	74.5% 22.5%
CAP	1 0.0%	930 1.8%	2 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	99.5% 0.5%
CVP	4489 8.6%	342 0.7%	2004 3.8%	2224 4.3%	102 0.2%	439 0.8%	20.9% 79.1%
BRI	11127 21.4%	112 0.2%	266 0.5%	2752 5.3%	1121 2.2%	49 0.1%	17.8% 82.2%
BRD	107 0.2%	14 0.0%	13 0.0%	0 0.0%	531 1.0%	2 0.0%	79.6% 20.4%
MEI	174 0.3%	0 0.0%	10 0.0%	1 0.0%	5 0.0%	2559 4.9%	93.1% 6.9%
	51.5% 48.5%	54.4% 45.6%	76.3% 23.7%	44.8% 55.2%	9.4% 90.6%	81.3% 18.7%	49.3% 50.7%

Para la segmentación tipo 2:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	26256 50.4%	458 0.9%	482 0.9%	738 1.4%	4110 7.9%	41 0.1%	81.8% 18.2%
CAP	0 0.0%	777 1.5%	1 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	99.7% 0.3%
CVP	2673 5.1%	374 0.7%	2056 3.9%	1709 3.3%	114 0.2%	258 0.5%	28.6% 71.4%
BRI	3796 7.3%	81 0.2%	65 0.1%	3692 7.1%	938 1.8%	143 0.3%	42.4% 57.6%
BRD	42 0.1%	19 0.0%	12 0.0%	0 0.0%	429 0.8%	0 0.0%	85.3% 14.7%
MEI	45 0.1%	0 0.0%	8 0.0%	6 0.0%	46 0.1%	2706 5.2%	96.3% 3.7%
	80.0% 20.0%	45.5% 54.5%	78.3% 21.7%	60.1% 39.9%	7.6% 92.4%	86.0% 14.0%	69.0% 31.0%

Para la segmentación tipo 3:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	29209 56.1%	323 0.6%	427 0.8%	33 0.1%	937 1.8%	4 0.0%	94.4% 5.6%
CAP	2 0.0%	486 0.9%	16 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	96.2% 3.8%
CVP	459 0.9%	70 0.1%	1728 3.3%	11 0.0%	2 0.0%	3 0.0%	76.0% 24.0%
BRI	1750 3.4%	86 0.2%	267 0.5%	5808 11.2%	133 0.3%	55 0.1%	71.7% 28.3%
BRD	1164 2.2%	744 1.4%	114 0.2%	6 0.0%	4561 8.8%	7 0.0%	69.1% 30.9%
MEI	228 0.4%	0 0.0%	73 0.1%	287 0.6%	4 0.0%	3079 5.9%	83.9% 16.1%
	89.0% 11.0%	28.4% 71.6%	65.8% 34.2%	94.5% 5.5%	80.9% 19.1%	97.8% 2.2%	86.2% 13.8%

Para la segmentación tipo 4:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	832 1.6%	1 0.0%	406 0.8%	37 0.1%	13 0.0%	1 0.0%	64.5% 35.5%
CAP	13590 26.1%	1461 2.8%	641 1.2%	16 0.0%	558 1.1%	2 0.0%	9.0% 91.0%
CVP	3614 6.9%	212 0.4%	1394 2.7%	1308 2.5%	2257 4.3%	2862 5.5%	12.0% 88.0%
BRI	14670 28.2%	34 0.1%	180 0.3%	4765 9.1%	1371 2.6%	23 0.0%	22.6% 77.4%
BRD	103 0.2%	1 0.0%	3 0.0%	0 0.0%	1437 2.8%	0 0.0%	93.1% 6.9%
MEI	3 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	19 0.0%	2 0.0%	260 0.5%	91.2% 8.8%
	2.5% 97.5%	85.5% 14.5%	53.1% 46.9%	77.5% 22.5%	25.5% 74.5%	8.3% 91.7%	19.5% 80.5%

Para una relación señal ruido de 0,01 veces, la matriz de confusión es la siguiente:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	312 0.6%	13 0.0%	3 0.0%	3 0.0%	32 0.1%	0 0.0%	86.0% 14.0%
CAP	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	- -
CVP	12304 23.6%	776 1.5%	2106 4.0%	2200 4.2%	1967 3.8%	171 0.3%	10.8% 89.2%
BRI	2944 5.7%	157 0.3%	136 0.3%	679 1.3%	577 1.1%	321 0.6%	14.1% 85.9%
BRD	821 1.6%	140 0.3%	10 0.0%	213 0.4%	176 0.3%	84 0.2%	12.2% 87.8%
MEI	16431 31.6%	623 1.2%	370 0.7%	3050 5.9%	2886 5.5%	2572 4.9%	9.9% 90.1%
	1.0% 99.0%	0.0% 100%	80.2% 19.8%	11.0% 89.0%	3.1% 96.9%	81.7% 18.3%	11.2% 88.8%

Para una relación señal ruido de 0,25 veces, la matriz de confusión es:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	960 1.8%	28 0.1%	19 0.0%	5 0.0%	151 0.3%	0 0.0%	82.5% 17.5%
CAP	27 0.1%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	3.3% 96.7%
CVP	3682 7.1%	426 0.8%	1999 3.8%	436 0.8%	280 0.5%	74 0.1%	29.0% 71.0%
BRI	13497 25.9%	1157 2.2%	220 0.4%	4580 8.8%	1816 3.5%	357 0.7%	21.1% 78.8%
BRD	4793 9.2%	80 0.2%	69 0.1%	135 0.3%	887 1.7%	240 0.5%	14.3% 85.7%
MEI	9853 18.9%	17 0.0%	318 0.6%	989 1.9%	2502 4.8%	2477 4.8%	15.3% 84.7%
	2.9% 97.1%	0.1% 99.9%	76.2% 23.8%	74.5% 25.5%	15.7% 84.3%	78.7% 21.3%	20.9% 79.1%

Para la relación señal ruido de 0,5 veces:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	789 1.5%	5 0.0%	21 0.0%	2 0.0%	117 0.2%	1 0.0%	84.4% 15.6%
CAP	12 0.0%	3 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	16.7% 83.3%
CVP	2804 5.4%	373 0.7%	1998 3.8%	181 0.3%	140 0.3%	73 0.1%	35.9% 64.1%
BRI	18923 36.6%	1286 2.5%	245 0.5%	5696 10.9%	2346 4.5%	580 1.1%	19.6% 80.4%
BRD	4248 8.2%	31 0.1%	78 0.1%	53 0.1%	1327 2.5%	341 0.7%	21.8% 78.2%
MEI	6036 11.6%	11 0.0%	281 0.5%	213 0.4%	1707 3.3%	2153 4.1%	20.7% 79.3%
	2.4% 97.6%	0.2% 99.8%	76.1% 23.9%	92.7% 7.3%	23.5% 76.5%	68.4% 31.6%	23.0% 77.0%

Para la relación señal ruido de 0,75 veces:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	821 1.6%	2 0.0%	27 0.1%	1 0.0%	107 0.2%	2 0.0%	85.5% 14.5%
CAP	3 0.0%	4 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	50.0% 50.0%
CVP	2543 4.9%	322 0.6%	1978 3.8%	126 0.2%	97 0.2%	94 0.2%	38.3% 61.7%
BRI	22146 42.5%	1342 2.6%	305 0.6%	5909 11.3%	2679 5.1%	739 1.4%	17.8% 82.2%
BRD	3396 6.5%	31 0.1%	73 0.1%	30 0.1%	1670 3.2%	370 0.7%	30.0% 70.0%
MEI	3903 7.5%	8 0.0%	241 0.5%	79 0.2%	1085 2.1%	1943 3.7%	26.8% 73.2%
	2.5% 97.5%	0.2% 99.8%	75.4% 24.6%	96.2% 3.8%	29.6% 70.4%	61.7% 38.3%	23.7% 76.3%

Para la relación señal ruido de 1:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	901 1.7%	6 0.0%	17 0.0%	17 0.0%	125 0.2%	1 0.0%	85.7% 14.3%
CAP	6 0.0%	2 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	20.0% 80.0%
CVP	2386 4.6%	303 0.6%	1979 3.8%	81 0.2%	66 0.1%	112 0.2%	40.2% 59.8%
BRI	24161 46.4%	1374 2.6%	342 0.7%	6015 11.6%	2908 5.6%	794 1.5%	16.9% 83.1%
BRD	2718 5.2%	18 0.0%	75 0.1%	15 0.0%	1826 3.5%	454 0.9%	35.8% 64.2%
MEI	2640 5.1%	6 0.0%	210 0.4%	33 0.1%	710 1.4%	1787 3.4%	33.2% 66.8%
	2.7% 97.3%	0.1% 99.9%	75.4% 24.6%	97.9% 2.1%	32.4% 67.6%	56.8% 43.2%	24.0% 76.0%

Para la relación señal ruido de 2,5 veces:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	1556 3.0%	0 0.0%	21 0.0%	0 0.0%	60 0.1%	0 0.0%	95.1% 4.9%
CAP	0 0.0%	5 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	83.3% 16.7%
CVP	1938 3.7%	278 0.5%	1973 3.8%	30 0.1%	36 0.1%	107 0.2%	45.2% 54.8%
BRI	27836 53.5%	1405 2.7%	494 0.9%	6100 11.7%	3185 6.1%	1010 1.9%	15.2% 84.8%
BRD	997 1.9%	21 0.0%	50 0.1%	6 0.0%	2286 4.4%	396 0.8%	60.9% 39.1%
MEI	485 0.9%	0 0.0%	86 0.2%	9 0.0%	71 0.1%	1635 3.1%	71.5% 28.5%
	4.7% 95.3%	0.3% 99.7%	75.2% 24.8%	99.3% 0.7%	40.5% 59.5%	51.9% 48.1%	26.0% 74.0%

Para la relación señal ruido de 5 veces:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	3267 6.3%	0 0.0%	30 0.1%	1 0.0%	67 0.1%	2 0.0%	97.0% 3.0%
CAP	0 0.0%	4 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	80.0% 20.0%
CVP	1451 2.8%	243 0.5%	1977 3.8%	7 0.0%	21 0.0%	69 0.1%	52.5% 47.5%
BRI	27595 53.0%	1439 2.8%	560 1.1%	6129 11.8%	2922 5.6%	966 1.9%	15.5% 84.5%
BRD	354 0.7%	23 0.0%	23 0.0%	3 0.0%	2608 5.0%	191 0.4%	81.4% 18.6%
MEI	145 0.3%	0 0.0%	34 0.1%	5 0.0%	20 0.0%	1920 3.7%	90.4% 9.6%
	10.0% 90.0%	0.2% 99.8%	75.3% 24.7%	99.7% 0.3%	46.3% 53.7%	61.0% 39.0%	30.5% 69.5%

Para la relación señal ruido de 7,5 veces:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	5601 10.8%	1 0.0%	23 0.0%	1 0.0%	79 0.2%	5 0.0%	98.1% 1.9%
CAP	0 0.0%	5 0.0%	2 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	71.4% 28.6%
CVP	1120 2.2%	240 0.5%	1978 3.8%	5 0.0%	10 0.0%	55 0.1%	58.0% 42.0%
BRI	25799 49.5%	1437 2.8%	583 1.1%	6136 11.8%	2702 5.2%	795 1.5%	16.4% 83.6%
BRD	212 0.4%	26 0.0%	14 0.0%	0 0.0%	2836 5.4%	68 0.1%	89.9% 10.1%
MEI	80 0.2%	0 0.0%	25 0.0%	3 0.0%	11 0.0%	2225 4.3%	94.9% 5.1%
	17.1% 82.9%	0.3% 99.7%	75.4% 24.6%	99.9% 0.1%	50.3% 49.7%	70.7% 29.3%	36.1% 63.9%

Para la relación señal ruido de 10 veces:

	NOR	CAP	CVP	BRI	BRD	MEI	
NOR	7910 15.2%	2 0.0%	30 0.1%	0 0.0%	89 0.2%	2 0.0%	98.5% 1.5%
CAP	0 0.0%	13 0.0%	1 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	92.9% 7.1%
CVP	908 1.7%	243 0.5%	1979 3.8%	5 0.0%	10 0.0%	34 0.1%	62.3% 37.7%
BRI	23767 45.6%	1427 2.7%	590 1.1%	6139 11.8%	2601 5.0%	587 1.1%	17.5% 82.5%
BRD	172 0.3%	24 0.0%	5 0.0%	0 0.0%	2928 5.6%	29 0.1%	92.7% 7.3%
MEI	55 0.1%	0 0.0%	20 0.0%	1 0.0%	10 0.0%	2496 4.8%	96.7% 3.3%
	24.1% 75.9%	0.8% 99.2%	75.4% 24.6%	99.9% 0.1%	51.9% 48.1%	79.3% 20.7%	41.2% 58.8%