

**CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACAS EMPLEANDO LA
TRANSFORMADA WAVELET Y REDES NEURONALES**

HAROLD SANTIAGO BLANCO ORTEGA

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARTAGENA DE INDIAS D. T. Y C.**

2006

CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACAS EMPLEANDO LA

TRANSFORMADA WAVELET Y REDES NEURONALES

HAROLD SANTIAGO BLANCO ORTEGA

**Trabajo de grado como requisito para optar el título de
ingeniero electrónico**

Directora

**SONIA HELENA CONTRERAS ORTIZ
MAGÍSTER EN POTENCIA ELÉCTRICA**

**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA
CARTAGENA DE INDIAS D. T. Y C.**

2006

Cartagena de Indias, D.T. y C. Mayo 16 de 2006

Señores

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
COMITÉ DE EVALUACIÓN DE PROYECTOS
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
Ciudad

Estimados Señores

Con todo respeto me dirijo a ustedes, con el fin de presentarles a su consideración, estudio y aprobación la tesis de grado que lleva por título **CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACAS EMPLEANDO LA TRANSFORMADA WAVELET Y REDES NEURONALES**, como requisito parcial para optar el título de Ingeniero Electrónico.

Espero que este proyecto sea de su total satisfacción

Agradezco su amable atención

Harold Santiago Blanco Ortega
C.C 73202590 de Cartagena

Cartagena de Indias, D.T. y C. Mayo 16 de 2006

Señores

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
COMITÉ DE EVALUACIÓN DE PROYECTOS
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
Ciudad

Estimados Señores

Tengo el agrado de presentar a su consideración el proyecto de grado el cual me desempeño como directora, titulado **CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACAS EMPLEANDO LA TRANSFORMADA WAVELET Y REDES NEURONALES**, desarrollado por el estudiante de Ingeniería Electrónica HAROLD SANTIAGO BLANCO ORTEGA, como requisito para optar el título de Ingeniero Electrónico.

Espero que este proyecto sea de su total satisfacción

Agradezco su amable atención

Sonia Helena Contreras Ortiz
Magíster en Potencia Eléctrica

NOTA DE ACEPTACIÓN

PRESIDENTE DEL JURADO

JURADO

JURADO

Cartagena de Indias, D.T.H y C Mayo 16 de 2006

AUTORIZACIÓN

Yo HAROLD SANTIAGO BLANCO ORTEGA, identificado con la cedula de ciudadanía numero 73.202.590 de Cartagena, autorizo a la universidad tecnológica de Bolívar, para hacer uso de mi trabajo de grado y publicarlo en el catalogo on-line de la biblioteca

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	vii
OBJETIVOS	viii
ESTADO DEL ARTE	ix
1. INTRODUCCIÓN A LA ELECTROCARDIOGRAFÍA	1
1.1 Antecedentes	1
1.2 El electrocardiograma (ECG)	2
1.2.1 Origen de la actividad eléctrica del corazón	3
1.2.2 El sistema de conducción del corazón	4
1.2.3 Derivaciones en electrocardiografía	5
1.2.4 Intervalos del ECG	7
1.3 Arritmias cardíacas	9
1.4 Bases de datos electrocardiográficas	11
1.4.1 La base de datos del MIT	12
2. MARCO TEÓRICO	14
2.1 Wavelets	14
2.1.1 ¿Que son las Wavelets?	15
2.1.2 Familias Wavelets	16
2.1.3 Transformada Wavelet	18
2.1.3.1 Transformada Wavelet continúa	18
2.1.3.2 Transformada Wavelet discreta	19
2.2 Redes neuronales	22
2.2.1 Topologías neuronales	23
2.2.2 Entrenamiento	23

3. DETECCIÓN DE ONDAS DE ACTIVIDAD VENTRICULAR EN EL ECG	25
3.1 Preprocesamiento	25
3.1.1 Ruido	26
3.1.2 Interferencia de la red	26
3.1.3 Variaciones de la línea base	27
3.2 Métodos de detección	28
3.2.1 Detección de la onda R	28
3.2.2 Detección de inicio y final del complejo QRS	31
3.2.3 Detección de inicio y final de la onda T	32
3.3 Resultados	34
4. CLASIFICACIÓN DE LAS SEÑALES ELECTROCARDIOGRÁFICAS	36
4.1 Selección de Parámetros Obtenidos de las Ondas de la Señal Ecg	36
4.2 Entrenamiento de la red	37
4.2.1 Arquitectura	37
4.2.2 Algoritmo de aprendizaje	39
4.2.3 Neuronas	40
4.3 Clasificación de arritmias cardiacas	41
4.4 Resultados	42
5. DISEÑO DE LOS ALGORITMOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACA	43
5.1 Herramientas Utilizados Para la Detección de Cruces por Ceros	43
5.2 Herramientas Utilizados Para la Detección de Inicio y Final del Complejo Qrs	44
5.3 Criterios Utilizados Para el Entrenamiento de la Red Neuronal	45
5.4 Sistema Utilizado Para la	

Clasificación de Arritmias Cardiacas	46
5.5 Interfaz Grafica Utilizada Para el Análisis de los Datos	47
6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	49
6.1 Conclusiones	49
6.2 Trabajos futuros	50
7. BIBLIOGRAFÍA	52
ANEXOS	

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
1.1 Sistema conductor del corazón	5
1.2 Derivaciones bipolares	6
1.3 Derivaciones unipolares	6
1.4 Derivaciones precordiales	7
1.5 Ondas características de la señal ECG	7
1.6 Sistema conductor del corazón y correlación con el ECG	9
1.7 Señal obtenida de la base de datos	13
2.1 transformada de Fourier y transformada Wavelet de una señal	16
2.2 Wavelet Haar	16
2.3 Wavelet Mexican Hat	17
2.4 Wavelet Daubiches	17
2.5 Wavelet Biortogonal	18
2.6 Variación de escala de la Wavelet	19
2.7 Manejo de escala de las diferentes transformadas	21
2.8 Filtrado realizado por la Wavelet	22
2.9 Neurona biológica, neurona artificial	23
2.10 Ejemplo de una Red Neuronal	24
3.1 Señal original y señal obtenida por medio del filtrado	28
3.2 Señal original y señal transformada para la detección de la onda R	29
3.3 Algoritmo de detección de la onda R	30
3.4 Señal original y señal transformada para la detección del complejo QRS	31

3.5	Algoritmo de detección del complejo QRS	32
3.6	Algoritmo de detección de inicio y final de la onda T	33
4.1	Conexiones del perceptrón	38
4.2	Disposición de una red sencilla de 3 capas	39
4.3	Función de activación de las neuronas	41
5.1	interfaz utilizada para mostrar los datos del análisis de la señal ECG	47

LISTA DE TABLAS

	Pág.
1.1 Rango de valores de intervalos	8
3.1 Porcentaje de error en la detección de la duración de las diferentes ondas	34
3.2 Porcentaje de error en la detección de las diferentes ondas	34
4.1 Porcentaje de error en la clasificación de las diferentes arritmias	42

INTRODUCCIÓN

Se conoce como arritmia cardiaca a cualquier alteración del ritmo cardiaco, ya sea por cambios de sus características (ritmos distintos del ritmo sinusoidal normal), o por variaciones inadecuadas de la frecuencia. Aunque la frecuencia cardiaca es variable (se encuentran como valores normales entre 50 y 100 latidos por minuto), puede ser normal hallar cifras por debajo o por encima de estos valores en función de las características del individuo y la situación en la que se encuentra.

La detección de manera eficaz de las diferentes ondas e intervalos del electrocardiograma (ECG), es un asunto de vital importancia para la automatización del estudio de este tipo de señales, para las cuales se debe realizar un buen análisis del complejo QRS al igual que la onda P y T.

La detección del complejo QRS es una de las labores más importantes en el análisis automático de la señal ECG, ya que al tener caracterizado este complejo, se puede tomar como punto central para caracterizar las señales restantes.

Con este trabajo de investigación se pretende desarrollar de un sistema de identificación de patologías del corazón para lo cual se desarrolla un algoritmo basado en la transformada wavelet continua, el cual nos ayuda a extraer las diferentes características de la señal ECG, obteniendo las diferentes componentes en frecuencia de la señal, evitando de esta manera, eliminar componentes que pueden ser de vital importancia para el estudio de la misma, por ultimo se plantea el uso de un clasificador, en este caso se trata de redes neuronales, como estrategia para la etapa de clasificación de arritmias propiamente dichas.

OBJETIVOS

OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un algoritmo que presente indicadores obtenidos a través de la medición de los intervalos de tiempo del ECG de manera eficiente y robusta con el propósito de identificar arritmias cardiacas.

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Tomar muestras de la base de datos de la MIT-BIH para el estudio de la señal ECG.
- Analizar cuál de las diferentes familias wavelet, es la mejor herramienta para realizar la extracción de características de la señal ECG.
- Identificar cada uno de los intervalos y ondas que representan la señal ECG para la posterior clasificación de arritmias cardiacas.
- Implementar un clasificador que permita identificar de manera rápida si una señal ECG es normal o presenta algún tipo de arritmia.
- Evaluar el desempeño del sistema, mediante el análisis de un experto, para comprobar la validez de los resultados obtenidos.

ESTADO DEL ARTE

Al rededor del mundo se ha analizado la señal electrocardiográfica desde diferentes puntos de vista, esto se ha realizado con el fin de poder tener una mejor comprensión de cada uno de las ondas que la componen y analizar de manera más eficiente el comportamiento de las mismas. Muchas de estas investigaciones han servido como base para el desarrollo de muchos otros algoritmos que se han implementado a través de I mundo algunas de estas investigaciones son las siguientes:

- “Estudio De Métodos Para Procesamiento Y Agrupación De Señales Electrocardiográficas”. Es una tesis doctoral en la cual analizan con la transformada de fourier la manera como se caracterizar las ondas R de la señal ECG.
- “Evaluating Arrhythmias In ECG Signals Using Wavelets Transform”, es un trabajo científico que muestra el desarrollo realizado para el análisis de la fibrilación ventricular en tiempo real.
- “Análisis Espectral De La Variabilidad Del Ritmo Cardíaco Mediante La Señal Temporización Cardíaca”, es un trabajo científico en el cual se muestra un análisis espectral de la variabilidad del ritmo cardíaco y compara varios métodos para el análisis del mismo dando una comparación entre ellos.
- “Fuzzy Expert System for Cardiovascular Disease Diagnosis – Test And Performance Evaluation”, es un trabajo que muestra los resultados realizados a través de un sistema de clasificación fuzzy, aplicados a pacientes con diferentes tipos de problemas cardíacos.
- “Classification of ECG Arrhythmias Using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks”, es un sistema que utiliza redes neuronales para la clasificación de arritmias cardíacas dependientes de la onda R, en el cual

- se analiza la frecuencia cardíaca para mostrar un resultado en específico
- “Diseño y Construcción de un Contador de Ritmo Cardíaco, Basado en un Principio Óptico”. Es un artículo que muestra el diseño de un hardware para análisis del ritmo cardíaco, y muestra que características se deben tener en cuenta para una buena obtención de resultados.
 - “Detection of ECG characteristics Points Using Wavelets Transform”, es un trabajo realizado para detectar cada uno de los puntos significativos de la señal ECG.

Estos y otros muchos trabajos se han realizado a través de los años, muchos con aportes muy importantes al ámbito científico y muchos otros se dedican a la comparación de técnicas y propuestas para ver su eficiencia entre uno y otro. En la bibliografía al final de la tesis se presenta cada uno de los trabajos científicos consultados y la referencia completa de los mismos.

1. INTRODUCCIÓN A LA ELECTROCARDIOGRAFÍA

1.1 ANTECEDENTES

Las enfermedades cardiovasculares son un grave problema de salud pública en países industrializados, ya que ocupan el primer lugar como causa de muerte e incrementan la demanda de servicios médicos ocasionando unas severas repercusiones socioeconómicas. Por ello, el uso y desarrollo de técnicas no invasivas como la electrocardiografía abre una perspectiva útil para el diagnóstico y tratamiento en este tipo de pacientes. El electrocardiograma (ECG) tiene gran valor clínico para diagnosticar trastornos del ritmo, anomalías en la conducción, dilatación de cavidades, isquemia e infartos de miocardio recientes o antiguos, efecto de medicamentos cardíacos y no cardíacos y desequilibrios en el metabolismo electrolítico, y para valorar el funcionamiento de marcapasos electrónicos.

No obstante, no ha sido hasta hace unos pocos años que se ha despertado el interés médico por el estudio de la variabilidad del ritmo cardíaco. Este interés se debe a que la variabilidad del ritmo cardíaco da información sobre la relación entre el corazón y el sistema nervioso autónomo.

Conjuntamente con la aparición de aplicaciones se comenzaron a desarrollar diversas técnicas de análisis. El análisis estadístico de la señal RR fue históricamente el primero y los médicos aún lo siguen utilizando. Muchos métodos han sido estudiados y desarrollados por investigadores a través del mundo con el fin de otorgar una herramienta confiable para el diagnóstico de enfermedades cardíacas, no obstante se sigue investigando con el fin de que cada día las herramientas desarrolladas entreguen mayor información que

permita entender mejor las características de comportamiento cardíaco que presenta el paciente.

A raíz de esto en este trabajo de investigación se pretende el desarrollo de un sistema de identificación de patologías del corazón, mas precisamente Contracciones Ventriculares prematuras, Ritmo Idioventricular Acelerado y Taquicardia Sinusal para lo cual se desarrolla un algoritmo basado en la transformada wavelet continua, el cual permite extraer las diferentes características de la señal ECG, obteniendo las diferentes componentes en frecuencia de la señal, y empleando un clasificador, en este caso se trata de redes neuronales, como estrategia para la etapa de clasificación de arritmias propiamente dichas.

1.2 EL ELECTROCARDIOGRAMA

Para que el corazón pueda latir, las células presentes en él, deben generar un impulso eléctrico, que son potenciales iónicos producidos como resultado de la actividad electroquímica de células excitables, que son componentes del tejido muscular propio del corazón¹.

Un electrocardiograma es el registro gráfico de los potenciales eléctricos que se producen en el corazón, con el cual se puede trazar el trayecto de la energía eléctrica enviada por este tipo de células a través de este. Esto permite determinar si existe un problema que pudiera ocasionar latidos irregulares. Con el electrocardiograma es posible averiguar más sobre el ritmo cardíaco, el tamaño y funcionamiento de las cavidades del corazón y el músculo cardíaco. Su realización requiere de la colocación de electrodos en diferentes puntos de la piel del paciente, este tipo de estudio no presenta riesgos ni produce molestias en el paciente. Es un examen que el cardiólogo solicita por lo general

¹ Curso Basico de Electrocardiografía, http://www.medspain.com/curso_ekg/cursoekg_indice.htm

en todo paciente en quien se plantea la posibilidad de enfermedad cardiaca.

1.2.1 Origen de la actividad eléctrica del corazón.

La estimulación de una célula muscular aumenta la permeabilidad de su membrana produciendo una serie de cambios iónicos a través de la misma. El registro de este fenómeno corresponde con una curva que se denomina potencial de acción transmembrana (PAT) y que consta de las siguientes partes y fases:

Despolarización ("activación") o fase 0: Entrada súbita de calcio (Ca^{+}) y sodio (Na^{+}) al interior de la célula.

Repolarización ("recuperación")

Fase 1 e inicio de la fase 2: Persiste la entrada de Ca^{+} y Na^{+} y se inicia la salida de potasio (K^{+}) al exterior de la célula.

Final de la fase 2 y fase 3: La salida de K^{+} es máxima. Se inicia el restablecimiento del equilibrio iónico inicial.

Fase 4: Se restablece el equilibrio iónico inicial mediante un mecanismo de transporte activo.

Podemos definir dos zonas desde un punto de vista eléctrico: el subepicardio y el subendocardio. Ambas están separadas por lo que se denomina endocardio eléctrico.

La zona subendocárdica es la primera que se despolariza y la última que se repolariza, y de esta manera el PAT del subendocardio se inicia antes y finaliza más tarde que el PAT del subepicardio.

1.2.2 El sistema de conducción del corazón.

Para bombear sangre e impulsar su circulación, el corazón necesita generar continuamente impulsos eléctricos que son transmitidos por el sistema de conducción cardiaca, haciendo que las cuatro cámaras del corazón (dos aurículas y dos ventrículos) se contraigan en sucesión ordenada de tal forma que la contracción auricular (sístole auricular) va seguida de la contracción de los ventrículos (sístole ventricular) y durante la diástole todas las cámaras están relajadas.

Cada potencial de acción en el corazón se origina cerca del extremo superior de la aurícula derecha, en un punto denominado marcapasos o nodo sinoauricular (SA). El marcapasos es un grupo de células especializadas que generan espontáneamente potenciales de acción a un ritmo regular, aunque el ritmo cardíaco está controlado por nervios del sistema nervioso simpático y el nervio vago del sistema nervioso parasimpático que producen, respectivamente, su aceleración y desaceleración. Para generar el latido cardíaco, el potencial de acción generado por el marcapasos se propaga en todas direcciones a lo largo de la superficie de ambas aurículas. El frente de onda de activación viaja paralelo a la superficie de las aurículas hacia la unión de las aurículas y los ventrículos.

La onda termina en un punto cerca del centro del corazón denominado nodo auriculoventricular (AV). En este punto, unas fibras nerviosas especiales actúan como línea de retardo para lograr una temporización adecuada entre la acción de las aurículas y los ventrículos. Posteriormente, la excitación eléctrica se distribuye en los dos ventrículos por el haz de His y sus ramas derecha e izquierda, y el sistema de Purkinje para despolarizar los ventrículos. La recuperación ventricular se efectúa de epicardio a endocardio, siguiendo un camino opuesto a la activación y en secuencia única. La onda de repolarización se produce al volver cada célula a su potencial de reposo

independientemente.

Las ondas características del ECG se pueden identificar con eventos relacionados con la forma de propagación del potencial de acción que reflejan el ciclo de despolarización y repolarización del corazón. La onda P representa la despolarización de la musculatura auricular. El complejo QRS es el resultado combinado de la repolarización de las aurículas y la despolarización de los ventrículos que se producen casi simultáneamente. La onda T representa la repolarización ventricular y la onda U parece ser debida a la repolarización del sistema de conducción intraventricular (fibras de Purkinje), pero su mecanismo de producción se desconoce.

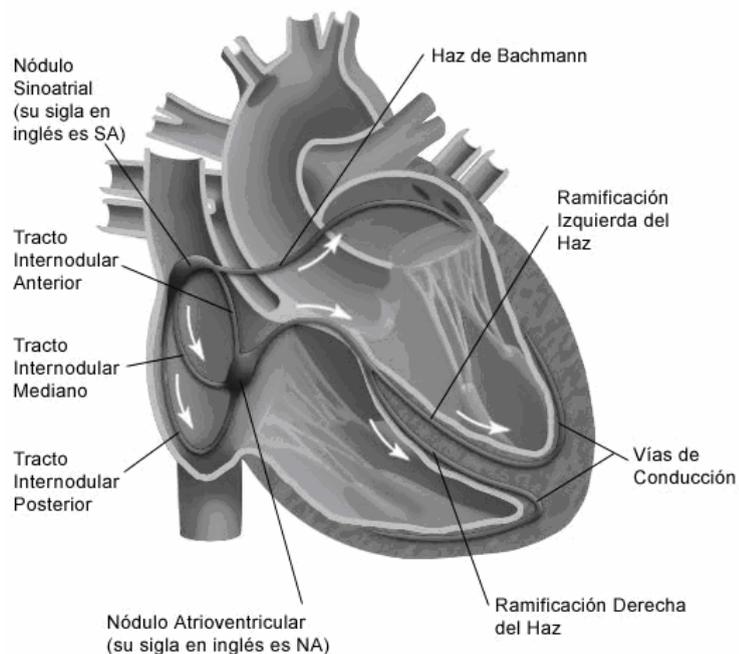


Figura 1.1 Sistema conductor del corazón

1.2.3 Derivaciones en electrocardiografía.

En la práctica clínica, usualmente, se utilizan doce derivaciones convencionales, las cuales se dividen en dos grupos dependiendo de la orientación en relación con el corazón:

Tres derivaciones bipolares de las extremidades (I, II y III). El que estas derivaciones sean bipolares significa que miden la diferencia de voltaje entre un electrodo negativo y otro positivo: DI, diferencia de potencial entre brazo izquierdo y derecho; DII, diferencia entre pierna izquierda y brazo derecho, y DIII, diferencia entre pierna izquierda y brazo izquierdo.

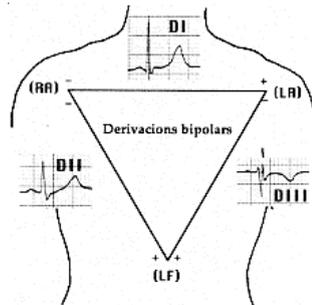


Figura 1.2 Derivaciones bipolares

Tres derivaciones unipolares o aumentadas de las extremidades (aVR, aVL y aVF). Estas derivaciones miden el potencial eléctrico entre un electrodo positivo y una central terminal creada en el circuito del electrocardiográfico por combinación de las corrientes eléctricas provenientes de los electrodos posicionados en ambos brazos y la pierna izquierda, y cuyo potencial eléctrico es cero. En la derivación aVR el electrodo positivo está en el brazo derecho y es comparado con los electrodos de la pierna y brazo izquierda; en aVL el electrodo positivo está en el brazo izquierdo y se compara con el del brazo derecho y pierna izquierda; en aVF el electrodo positivo está en la pierna izquierda y se compara con ambos brazos.

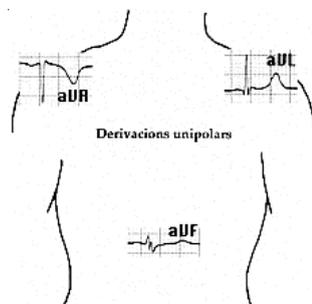


Figura 1.3 Derivaciones unipolares

Las seis derivaciones precordiales también son unipolares (V1 a V6), pero

como tienen mayor cercanía con el corazón las señales registradas son amplias por lo que no necesitan ser aumentadas como las unipolares de las extremidades. El electrodo positivo se ubica en distintos puntos del precordio y la central terminal está conectada a los tres electrodos de las extremidades. Las derivaciones V1 y V2 están ubicadas sobre el ventrículo derecho, V3 y V4 sobre el septum interventricular, y V5 y V6 sobre el ventrículo izquierdo.

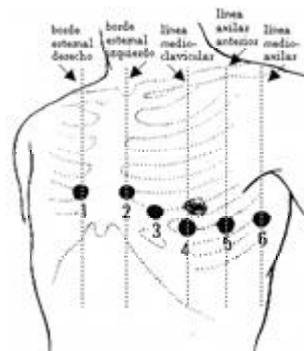


Figura 1.4 Derivaciones precordiales

1.2.4 Intervalos del ECG.

Los intervalos de tiempo entre las diferentes ondas del ECG son importantes en el diagnóstico electrocardiográfico, pues reflejan procesos electrofisiológicos y tienen implicaciones clínicas cuando están fuera del margen de variación normal. En la figura 1.5 se muestran los intervalos, segmentos y ondas características del ECG.

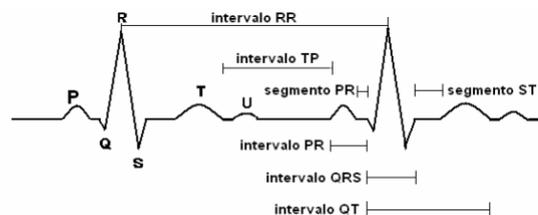


Figura 1.5 Ondas características de la señal ECG

La onda P es la deflexión producida por la despolarización auricular. Es una onda redondeada con una amplitud normal no mayor de 0.25mv con una duración entre 0.06 y 0.1 seg.

El intervalo PR Período de inactividad eléctrica correspondiente al retraso fisiológico que sufre el estímulo en el nodo atrioventricular. Tiene una duración que varía de 0.12 a 0.24 seg. Corresponde desde el inicio de la onda p al comienzo del complejo QRS

El complejo QRS que corresponde a la activación del miocardio ventricular, tiene una duración normal entre 0.06 y 0.1 seg, puede presentar diversas morfologías, corresponde al comienzo de la onda Q con el final de la onda S.

El segmento ST que refleja la fase 2 del potencial de acción transmembrana. Se inicia al finalizar el QRS (el punto de unión del segmento ST con el QRS se denomina punto J) y termina en el inicio de la onda T. Normalmente es isoeléctrico, es decir que está al mismo nivel que la línea de base del ECG.

La onda T que corresponde a la repolarización ventricular, la onda T indica el período de reposo de los ventrículos.

La onda U, que se registra después de la onda T y que suele ser positiva y a veces bastante conspicua sin que esto tenga un significado patológico.

El intervalo QT que incluye la activación y la recuperación ventricular. Se mide desde el inicio del QRS hasta el final de la T. Su duración depende de la frecuencia cardiaca y suele ser menor a 0.40 seg.

Tabla 1.1 Rango de valores de intervalos

Intervalo PR	0.12–0.20
Intervalo QRS	0.06–0.12
Segmento ST	0.05–0.15
Intervalo QT	0.40–0.46
Intervalo RR	0.60–1.00

La relación entre el sistema conductor del corazón y la señal ECG se presenta en la siguiente figura

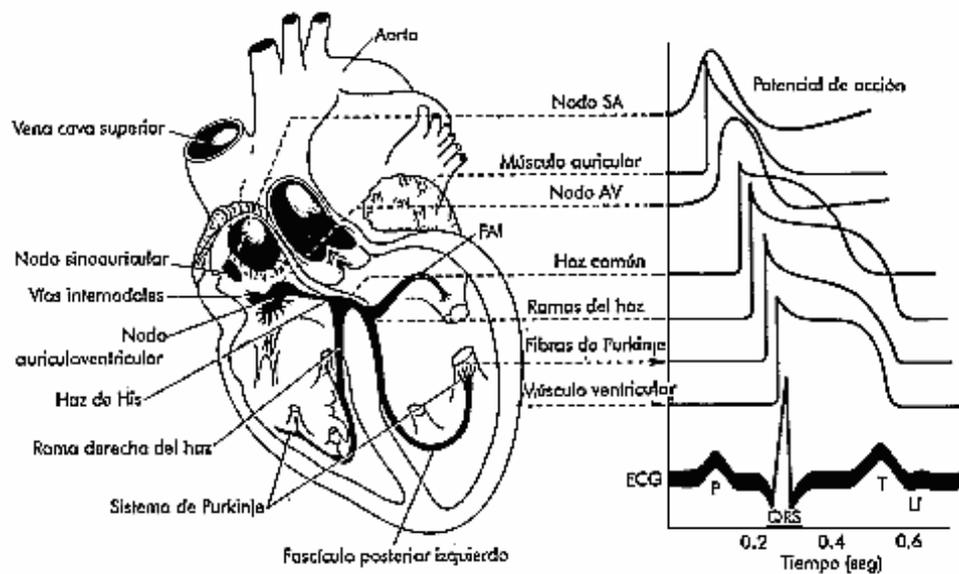


Figura 1.6 Sistema conductor del corazón y correlación con el ECG

1.3 ARRITMIAS CARDIACAS

La arritmia ocurre cuando existe una anomalía en la manera como se generan o como viajan estos impulsos a través del corazón. A pesar que literalmente arritmia significa sin ritmo; este término se refiere a cualquier otro ritmo cardíaco distinto al ritmo sinusal normal².

Un latido cardíaco normal requiere la formación de un impulso eléctrico por un nódulo S.A. en la aurícula derecha, pero a veces por una variedad de razones el nódulo S.A. comenzará a descargar estos impulsos a una velocidad anormal, resultando una arritmia que hará que el corazón lata muy rápido o muy lentamente.

En algunas circunstancias otras áreas del corazón adquieren la función del

² LÓPEZ Antonio. "Electrofisiología Cardíaca". Curso de Imagen Cardiológica.

nódulo S.A. y comienzan a enviar sus propias señales eléctricas; los impulsos de estos marcapasos anormales no siguen la ruta eléctrica normal, conduciendo a una arritmia que altera la manera normal en la cual se contrae el corazón; y algunos de estos marcapasos son capaces de enviar cientos de señales por minuto produciendo contracciones cardiacas sumamente rápidas.

Otros tipos de arritmias son causados por anomalías que alteran la manera en la cual un impulso formado normalmente atraviesa el corazón, en algunos casos impulsos normales son enviados por el nódulo S.A., pero su transmisión a las cámaras inferiores del corazón se retrasan de manera anormal resultando en Bradicardia, un ritmo normal demasiado lento.

A veces la señal normal puede ser completamente obstruida en algún punto del sistema de conducción; cuando esto ocurre el marcapaso anormal comenzara a enviar señales para estimular las cámaras inferiores. En otros casos la presencia de un tejido o fibras de conducción anormales causan que las señales se desvíen. Estas arritmias pueden causar que algunas áreas del corazón se contraigan demasiado temprano o demasiado tarde.

A veces, el sistema eléctrico del corazón no funciona correctamente. El latido se vuelve irregular o cambia la frecuencia de forma inadecuada. Esto se denomina arritmia. Una arritmia sucede cuando: el marcapasos biológico del corazón desarrolla una frecuencia o un ritmo anormales, se interrumpe la vía normal de conducción eléctrica, otra zona del corazón intenta tomar el mando como marcapasos.

Aunque existen distintos tipos de arritmias, todas tienen algo en común: impiden que el corazón pueda bombear sangre suficiente para cubrir las necesidades del cuerpo. Las arritmias a estudiar son las siguientes:

CONTRACCIONES VENTRICULARES PREMATURAS (CVP): Son despolarizaciones prematuras del ventrículo, por lo que se asocian a complejos QRS prematuros de una morfología habitualmente distinta y con una duración superior a 0.12 seg. La onda T generalmente es muy grande y de dirección contraria a la deflexión mayor del complejo QRS. Este complejo no va precedido de onda T prematura, aunque se puede observar la onda P sinusal correspondiente a la actividad auricular. También puede aparecer una onda P retrógrada detrás del complejo QRS, oculta en él o invisible en el ECG.

RITMO IDIOVENTRICULAR ACELERADO (RIVA): Se caracteriza por tres o más complejos QRS anchos y extravagantes que se presentan con una frecuencia similar a la frecuencia sinusal, siendo casi siempre entre 50 – 120 latidos por min. Es particularmente frecuente después del infarto de miocardio.

TAQUICARDIA VENTRICULAR (TV): Se define como la presencia de 3 o más extrasístoles secuenciales a una frecuencia que oscila entre 120 - 150 lat/min. Es una arritmia peligrosa por su propensión a degenerar en fibrilación ventricular. Cuando la TV dura más de 30 seg o causa un colapso hemodinámico que requiere su terminación se denomina TV sostenida. La TV no sostenida dura menos de 30 seg y se detiene espontáneamente.

1.4 BASES DE DATOS ELECTROCARDIOGRÁFICAS

La validación de cualquier tratamiento automatizado de señales electrocardiográficas, requiere su aplicación a un conjunto más o menos amplio de estas señales, las cuales además deberán cubrir el abanico más general posible de patologías, derivaciones, etc, correspondientes a situaciones reales. En general, las características exigibles a estas bases de datos serán:

- 1) Deberán contener señales representativas reales.

- 2) Deberán contener señales raramente observadas pero clínicamente significativas.
- 3) Deberán contener señales estándar
- 4) Deberán contener señales con anotaciones.
- 5) Deberán contener señales discretas accesibles a programas informáticos
- 6) Los parámetros de las señales, como f_s (frecuencia de muestreo), ganancia (amplitud), etc, deberán ser conocidos.

Estas bases de datos permitirán una evaluación de los métodos desarrollados reproducible, automática, cuantitativa, y estándar. Sin embargo, habrá que tener en cuenta que la utilización de una sola base de datos puede dar lugar a errores al aplicar los métodos al mundo real, ya que éstos pueden haberse 'adaptado' de una manera excesiva, al conjunto de datos utilizado en su desarrollo. Por esta razón se aplicarán todos los métodos desarrollados a señales provenientes de distintos conjuntos. En algunos casos, será admisible la utilización de señales sintéticas que realcen ciertos aspectos a estudiar o simplemente permitan controlar mejor las características de las muestras.

1.4.1 La base de datos del MIT .

El MIT es una de las principales fuentes de señales electrocardiográficas a nivel mundial. En esta base de datos se han incluido señales representativas de un conjunto muy amplio de patologías, además de archivos de etiquetas realizados por expertos con el fin de servir de patrón para evaluar algoritmos aplicados a la señal electrocardiográfica.

Para la utilización de las señales de esta base de datos, se debe adquirir el CD-ROM de la misma, o descargar a través de la Web algunos de los registros. Esta última posibilidad se realiza a través de Physionet. Las señales disponibles que se utilizaron para nuestro estudio fue:

MIT-BIH Arrhythmia Database: Contiene 48 fragmentos de 30 minutos

correspondientes a registros ambulatorios de dos canales. La frecuencia de muestreo es de 360Hz, con 11bits de resolución y un rango de 10mV. A través de Physionet se pueden obtener 25 de los 48 registros.

Con las señales obtenidas a través de Physionet se dispone de 63 señales, con unos 27000 latidos correspondientes a distintas patologías. Para la realización de este trabajo se ha desarrollado una serie de aplicaciones en MATLAB que llevan a cabo el clustering de latidos y además visualizan los resultados y para implementar los métodos relacionados con la transformada Wavelet.

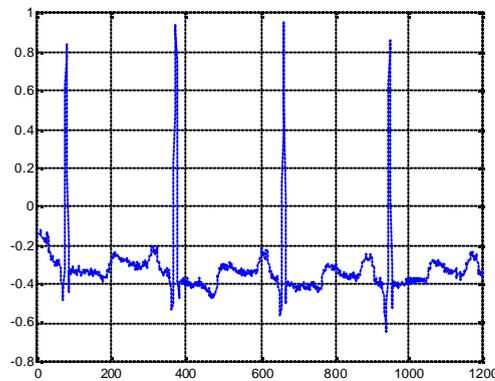


Figura 1.7 Señal obtenida de la base de datos

2. MARCO TEÓRICO

2.1 WAVELETS

Las wavelets son el conjunto formado por la transformada continua y la transformada discreta, es una teoría reciente que se basa en la teoría de conjuntos y representaciones cuadradas integrables, que permiten presentar una señal o un campo tanto en escala, espacio y posibles direcciones.

La teoría de wavelets trabaja similar a la teoría de Fourier, la cual dice que una señal se puede representarse por una serie de funciones senoidales. La transformada de Fourier trabaja bien si la señal $x(t)$ tiene unos cuantos componentes estacionarios, sin embargo un cambio repentino en el tiempo, en una señal $x(t)$ no estacionaria, es separada del eje de frecuencias. Para solucionar este problema se ha modificado la transformada de Fourier dando origen a la Short Time Fourier Transform (STFT), la cual aplica una función $g(t)$ utilizada como ventana de análisis que se mueve sobre todos los datos para determinar el espectro. La expresión que permite el análisis es:

$$STFT(b, f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) g^*(t-b) e^{-i2\pi ft} dt \quad (2.1.1)$$

Donde b indica la posición donde se realiza el análisis y $*$ denota el complejo conjugado. Su desventaja es que la ventana de análisis es de tamaño fijo y por eso no puede adaptarse a la característica de la señal en ciertos puntos interesantes a analizar³.

³ D. Cuesta "Reducción del Ruido en Señales Electrocardiográficas mediante la Transformada Wavelet", XVIII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica,

Por lo visto anteriormente es que ha tomado fuerza la transformada wavelet, ya que esta utiliza ventanas moduladas, pero de dimensión variables, ajustadas a la frecuencia de oscilación, Esto sugiere, naturalmente, contar con una única ventana modulada y generar una completa familia de funciones elementales mediante sus dilataciones o contracciones y traslaciones en el tiempo.

2.1.1 ¿Que son las Wavelets?

Las wavelets son familias de funciones que se encuentran en el espacio y se emplean como funciones de análisis, analiza la señal y obtiene sus características de espacio, tamaño y dirección; la familia esta definida por:

$$y(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} y\left(\frac{t-b}{a}\right); a, b \in R, a \neq 0 \quad (2.1.2)$$

En la cual la variable a es la variable de escala que permite hacer dilataciones y contracciones y b es la variable de traslación que permite mover a la señal en el tiempo. La función $y(t)$, debe verificar ciertas condiciones de admisibilidad y se denomina wavelet madre, las condiciones de admisibilidad básicamente requieren que la función $y(t)$ esté bien localizada en tiempo, de media nula y que la transformada $\hat{y}(t)$ sea un filtro continuo pasa-banda, con rápido decaimiento hacia el infinito y hacia $w=0$.

Existen otras características como lo son los momentos de desvanecimiento el cual permite conocer la forma de la wavelet y es un parámetro que sirve para conocer que tan hábil es la wavelet para suprimir un polinomio dado, otra característica es el soporte compacto que es la propiedad que permite que la wavelet sea de duración finita, lo que permite menor complejidad en los cálculos, mejor resolución en tiempo y pobre resolución en frecuencia.

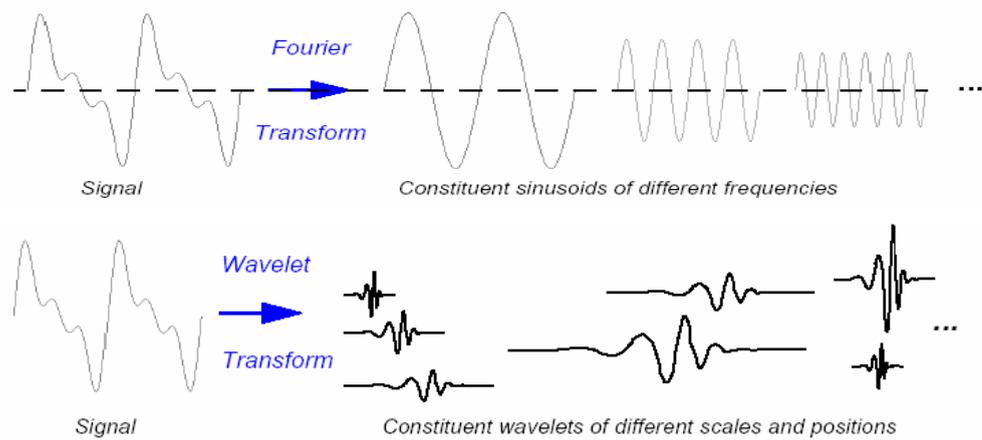


Figura 2.1 Transformada de fourier y transformada wavelet de una señal

2.1.2 Familias Wavelets.

Existen diferentes tipos de wavelets cada una con características propias y definiciones establecidas, las cuales dependiendo de la aplicación que se quiere dar, se escoge el tipo de wavelet que se va a utilizar, estas diferentes tipos de wavelets reciben el nombre de familia ya que dependen primeramente de una wavelet madre $\psi(t)$, y a partir de esta se obtienen un conjunto de señales. De las diferentes tipos de wavelet algunas se muestran a continuación:

HAAR: es el tipo de wavelet mas simple y la mas antigua, su grafica se muestra en la figura se puede notar que es una wavelet sencilla sin embargo es muy utilizada para el análisis de señales usando transformada discreta y continua

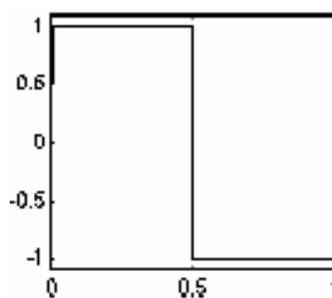


Figura 2.2 Wavelet Haar

Mexican Hat: el nombre proviene por la forma de su grafica, esta wavelet es la

segunda derivada de la función de densidad gaussiana, es simétrica lo que permite analizar las señales de un modo simétrico y lineal en fase

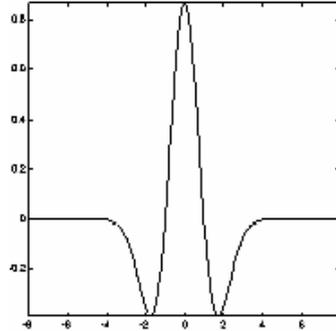
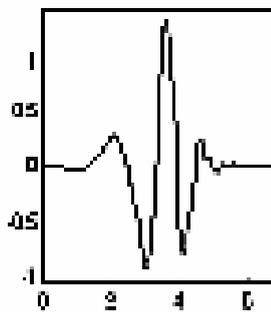


Figura 2.3 Wavelet mexican hat

Daubechies: otro tipo de wavelet de orden N, dependiendo del numero de desvanecimiento que se desee, la N denota el numero de coeficientes de filtros que tiene esta wavelet, cuenta con características de ortogonalidad y biortogonalidad



db4

Figura 2.4 Wavelet daubiches

Biortogonal: es una familia de fase lineal, lo cual se utiliza para la reconstrucción de señales e imágenes, la ventaja de este tipo de familia es que utiliza dos ondas una para la descomposición y otra para la reconstrucción, siendo útil para el estudio de las mismas

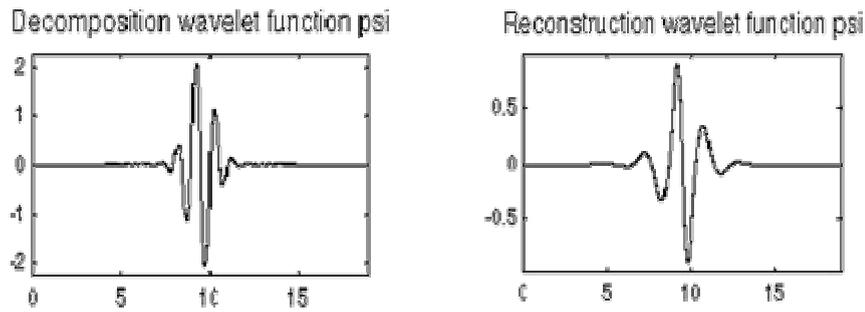


Figura 2.5 Wavelet biortogonal

Existen muchos mas tipos de familias wavelets, la familia Biortogonal y la Daubechies fue la que se utilizo para la realización de nuestro trabajo

2.1.3 Transformada Wavelet.

La transformada wavelet comprende la transformada continua wavelet y la transformada discreta wavelet, la diferencia entre ellas radica principalmente en la manera en que los parámetros de desplazamiento y escala son discretizados. Son herramientas matemáticas que permiten el análisis de las señales dando información tanto en el dominio del tiempo como el de la frecuencia, a continuación se describen estos dos tipos.

2.1.3.1 Transformada Wavelet Continua (CWT).

En este tipo de transformada los parámetros cambian de forma continua, esta representación ofrece la máxima libertad en la elección de la wavelet, con la única restricción que satisfaga la condición de media nula. Esta condición permite que la CWT sea invertible en rango.

Entonces dada una función $s(t)$, de energía finita la transformada wavelet continua de $s(t)$ se define como:

$$W_{y,s}(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (2.1.3)$$

Para cada par de parámetros reales (a, b) , $a \neq 0$. Si la ondita es real, la definición se restringe para valores positivos de a . La transformación así definida preserva la energía de la señal, y posee una fórmula integral de inversión. Si la wavelet madre es real, la reconstrucción se realiza como:

$$s(t) = C_y \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W_y s(a,b) y_{a,b}(t) \frac{dbda}{a^2} \quad (2.1.4)$$

Donde C_y es una constante positiva.

La fórmula expresa la síntesis de la señal como la superposición integral de las funciones elementales $y_{a,b}(t)$



Figura 2.6 Variación de escala de la Wavelet

2.1.3.2 Transformada Wavelet Discreta (DWT).

El diseño de una versión discreta de la Transformada Wavelet, esencialmente consiste en definir una apropiada red discreta de parámetros $\{(a_j, b_{jk})\}$, de escalas y traslaciones, respectivamente, de modo que la familia de wavelets

$y_{a_j, b_{jk}}(t)$ sea admisible.

En general, constituye un problema difícil de caracterizar, aquellas wavelets que definen una Transformada Discreta.

Felizmente contamos con varias clases de wavelets admisibles. Mencionemos entre las más difundidas las wavelets spline, las wavelets de Daubechies y otras análogas, ampliamente difundidas en la literatura y en el software

actualmente disponible. Entre estas, encontramos diversas variantes, y particularmente las que generan bases ortonormales de wavelets.

En general, esas clases se asocian a la red diádica:

$$a_j = 2^{-j}; b_{jk} = 2^{-j} \quad j, k \in Z \quad (2.1.4)$$

Bajo esta elección de los parámetros, tendremos entonces la usual expresión para las wavelets:

$$\mathbf{y}_{jk}(n) = 2^{j/2} \mathbf{y}(2^j n - k) \quad j, k \in Z \quad (2.1.5)$$

La transformación inversa se define de forma similar como:

$$f[n] = \sum_j \sum_k c[j, k] \mathbf{y}_{j,k}[n] \quad (2.1.6)$$

Donde $c[j, k]$ se define como:

$$c[j, k] = \sum_{n \in Z} f[n] \mathbf{y}_{j,k}[n] \quad (2.1.7)$$

El espectro de coeficientes $c[j, k]$ parametrizado por (j; k), reemplaza al mapeo continuo en el dominio del tiempo. A diferencia de las Series de Fourier en intervalos cortos de tiempo, al análisis se realiza por octavas o rangos de frecuencia que duplican su dimensión hacia las altas frecuencias, a la vez que se reduce el rango temporal de localización.

Es posible entonces localizar por medio del espectro, tanto fenómenos locales como patrones de autosimilaridad, a distintas escalas.

Por supuesto, existen también desventajas. Por un lado, la discretización no conserva ciertas importantes propiedades de la Transformada Wavelet Continua, particularmente, la de invarianza respecto de las traslaciones.

De lo anterior se desprende el concepto de análisis multiresolución, es un

análisis de los componentes de frecuencia de la señal con una resolución diferente, en general las ventajas de este método es que a altas frecuencias se tienen buena resolución en el tiempo y poca resolución en frecuencia, mientras que para bajas frecuencias se tienen buena resolución en frecuencia y poca resolución en el tiempo.

La figura muestra los ejes que se manejan en las diferentes transformadas, mostrando que en la wavelet se manejan tiempo y escala, la ventaja que muestra aquí la DWT es que se puede tener mayor detalle del comportamiento de la señal dada a la resolución que se puede alcanzar

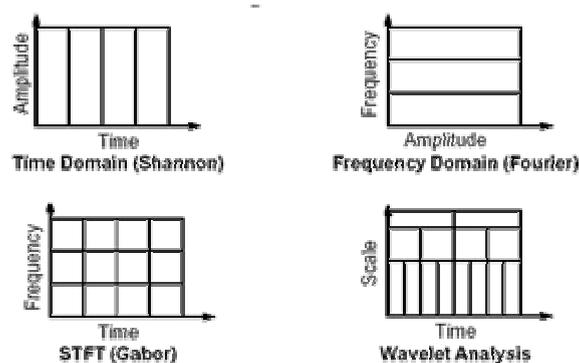


Figura 2.7 Manejo de escala de las diferentes transformadas

A partir de esto se puede explicar como se transforma una señal en el dominio del tiempo y la frecuencia, el proceso consiste en filtrados repetitivos utilizando el concepto de décima, utilizando un filtro pasa bajas y otro pasa altas con frecuencia de corte a la mitad de la máxima componente de frecuencia de la señal a analizar. Posteriormente el resultado se filtra bajo las mismas características, de este modo el proceso se repite y la salida de cada filtro genera un par de muestras mas la que se tenían inicialmente.

La información de los filtros pasa altas se va eliminando por la regla de Nyquist , que dice que para poder reconstruir una señal a partir de sus muestras es

necesario muestrearlas al menos con el doble de la frecuencia de la señal, con lo que la información de los filtros pasa altas no es necesaria. Se muestra en la figura 2.8 la manera en que se realiza el filtrado

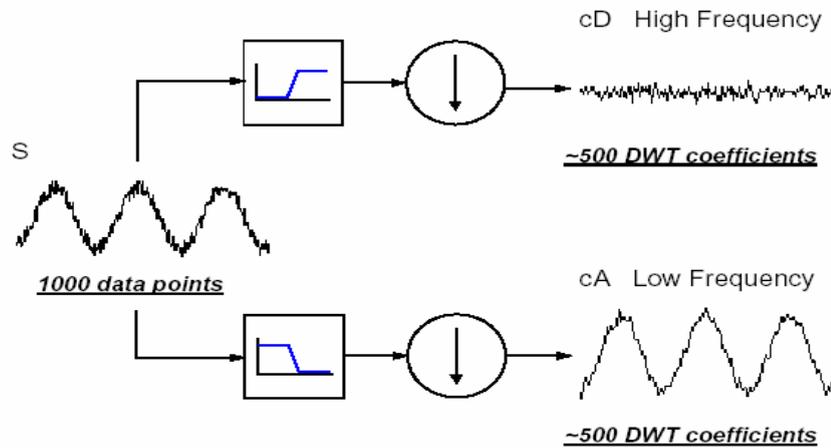


Figura 2.8 Filtrado realizado por la Wavelet

2.2 REDES NEURONALES

Una red neuronal puede verse como una máquina diseñada originalmente para modelar la forma en que el sistema nervioso de un ser vivo realiza una determinada tarea. Para lograr este objetivo, una red neuronal está formada por un conjunto de unidades de procesamiento interconectadas llamadas neuronas⁴.

Cada neurona recibe como entrada un conjunto de señales discretas o continuas, las pondera e integra, y transmite el resultado a las neuronas conectadas a ella. Cada conexión entre dos neuronas tiene una determinada importancia asociada denominada peso sináptico o, simplemente, peso. El proceso mediante el cual se ajustan estos pesos para lograr un determinado objetivo se denomina aprendizaje o entrenamiento y el procedimiento concreto

⁴ MARTIN DEL BRIO, Bonifacio. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". México D. F : Alfaomega, 399 p.

utilizado para ello se conoce como algoritmo de aprendizaje o algoritmo de entrenamiento.

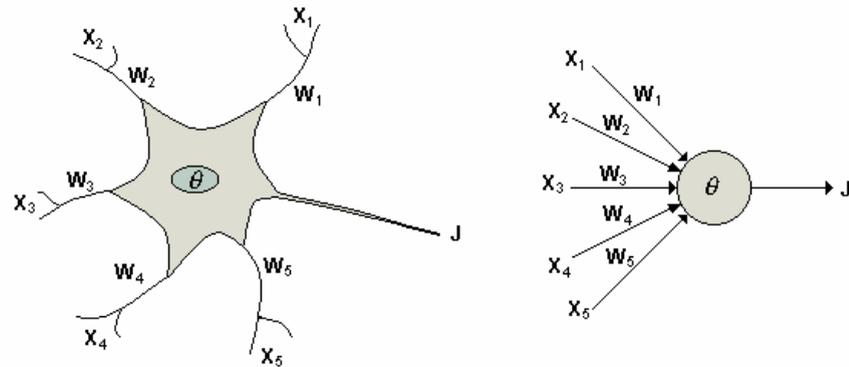


Figura 2.9 Neurona biológica, neurona artificial

2.2.1 Topologías neuronales.

La forma en que se interconectan las neuronas de una red neuronal define un grafo dirigido. Si este grafo no es cíclico, la red se denomina red neuronal hacia adelante (en inglés, feedforward network) y en el caso de que posea ciclos, se denomina red neuronal recurrente. En el primer grupo están, entre otros, los perceptrones, las máquinas de vectores soporte y las redes de funciones de base radial.

En el caso de las redes recurrentes, los ciclos existentes tienen un profundo impacto en la capacidad de aprendizaje de la red y las hacen especialmente indicadas para el procesamiento de secuencias temporales.

2.2.2 Entrenamiento.

Una vez seleccionado el modelo neuronal con el que resolver un determinado problema, surge la cuestión de cómo determinar el valor de los pesos de la red que permiten resolverlo con éxito. Los algoritmos de entrenamiento se

encargan de intentar encontrar esta configuración correcta.

Cuando se desea resolver una determinada tarea con la ayuda de una Red neuronal, lo primero que se debe considerar es el tipo de red que se va a utilizar. La elección no es trivial, hay problemas que se resuelven aceptablemente bien con un tipo de red, pero que son muy difíciles (o imposibles) de resolver con otro.

El número de entradas y de neuronas de salida vienen determinados por la naturaleza de la tarea a resolver, por el tipo de secuencias a procesar o por la codificación utilizada para sus elementos. Otros valores como el número de neuronas de estado o el orden de entrada o salida deberán ser determinados tras experimentar con distintas combinaciones o usar los límites dados en la teoría para algunos tipos de tarea.

Existen dos tipos de entrenamiento que son:

Entrenamiento supervisado. En este tipo de algoritmos la red neuronal cuenta con el apoyo externo de un “maestro” que informa de la corrección de la salida producida por la red de acuerdo con la salida considerada correcta .

Entrenamiento no supervisado. En este caso no existe tal maestro y la red neuronal debe extraer sin ayuda características de los datos que se le suministra.

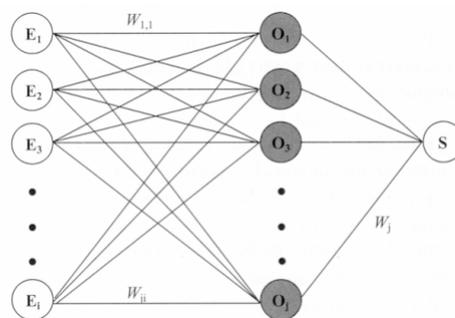


Figura 2.10 Ejemplo de una Red Neuronal

3. DETECCIÓN DE ONDAS DE ACTIVIDAD VENTRICULAR EN EL ECG

La detección confiable de las ondas de la señal ECG, es una parte importante en el diagnóstico de enfermedades cardiacas, para esto se deben tener en cuenta cuáles ondas son las que proveen información relevante y cuáles de estas son las que ayudan para identificar algún tipo de enfermedad. Además existen interferencias que no permiten clasificar e identificar las ondas de manera exitosa, por eso, para una buena detección se necesita realizar, primero que nada, un filtrado de la señal para eliminar las diferentes interferencias e identificar los puntos que verdaderamente poseen información útil como amplitud y duración de las ondas, con el fin de caracterizar las ondas en forma confiable.

Muchos métodos han sido desarrollados, pero la gran dificultad radica en el reconocimiento de los principales patrones de esta, a continuación se muestran métodos para la reducción del ruido y para la obtención de patrones como ondas R, complejo QRS y onda T.

3.1 PREPROCESAMIENTO

Una vez obtenidas las diferentes señales de la base de datos, se debe realizar un preprocesamiento, ya que éstas cuentan con agentes ajenos a la misma que varían la forma original de la señal a estudiar. Los agentes ajenos son:

- Ruido
- Interferencia de la red
- Variaciones de la línea base

Cada uno de estos elementos debe ser aislado de la señal original, para tener una mejor detección de las diferentes ondas, y que los resultados muestren

una precisión satisfactoria.

El ruido final es la suma de cada uno de ellos como se describe a continuación:

$$y[n] = r[n] + i[n] + v[n] \quad (3.1.1)$$

Al final de la eliminación de cada uno de ellos queda la señal ECG original que se utilizará para la detección de las arritmias cardiacas

3.1.1 Ruido.

Como es conocido en todas las señales se pueden ver afectadas, en mayor o menor medida, por ruido. La señal ECG no es la excepción, los ruidos que pueden afectar la señal a analizar puede ser ruidos presentes por el movimiento la conexión electrodo piel, lo cual hace que presenten interferencia a lo largo de la onda, ruidos debido a las señales eléctricas de los músculos, lo cual hace que se superponga una señal miográfica sobre la señal original encarando de esta manera rangos significativos de la misma, ya que este tipo de ruido se encuentra en un rango de frecuencia superior a la de la señal ECG. Se empleo un filtrado clásico, el cual esta compuesto por un filtro pasa bajas para eliminar frecuencias mayores a 90hz, dando de esta manera una reducción del ruido ajeno al ECG.

3.1.2 Interferencia de la red.

Otras de las interferencias que se presentan en las señales ECG, y en todas las señales biomédicas, es aquella que está relacionada con la interferencia de la red eléctrica, ya que esta señal muchas veces se superpone a la señal ECG original. Como se emplearon señales de bases de datos europeas, la interferencia de la red se centra en los 50hz, y esta es la frecuencia que se desea eliminar de la señal. Existen muchas técnicas utilizadas para la

eliminación de este tipo de interferencias, y en este trabajo se utilizó un filtro rechazabanda para eliminar la interferencia de la red.

3.1.3 Variaciones de la línea base.

Las variaciones de la línea base son interferencias que se pueden presentar por diferentes razones como el movimiento del paciente en la adquisición del ECG, debido a la misma respiración del paciente o por cambios en la impedancia de los electrodos. Estas interrupciones son de baja frecuencia y de cierta amplitud que debe ser reducida para no alterar resultados posteriores. El contenido frecuencial de estas variaciones se encuentra dentro del rango de 0 – 0.5hz, aunque en el test de esfuerzo el rango frecuencias es mayor. Para la reducción de este corrimiento se aplicaron filtros basados en los coeficientes de aproximación wavelet, con el fin de mejorar la relación señal a ruido de estas señales.

La idea básica es eliminar ciertos componentes obtenidos en la descomposición por niveles de la transformada wavelet, los cuales estén por debajo de cierto umbral antes de realizar la transformada inversa, eliminando de esta manera todos los componentes que sumen interferencias a la señal ECG.

Para la descomposición de la señal se escogen dos niveles los cuales son definidos por el usuario, el método escoge según, la amplitud y el nivel espectral de la interferencia, cual es el mejor nivel de descomposición para eliminar el corrimiento del la línea base. Para la escogencia de los niveles se calcula la varianza de la señal resultante y la dispersión espectral de energía de los coeficientes de aproximación, el mejor nivel es aquel que muestra un espectro estrecho y la varianza de la señal resultante tan pequeña como sea posible, una vez que se obtiene el mejor nivel, los componentes de aproximación son calculados y son obtenidos de toda la señal, como

consecuencia de esto el corrimiento de la línea base es reducido en gran manera.

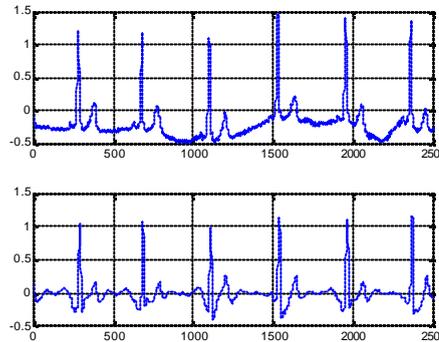


Figura 3.1 Señal original y señal obtenida por medio del filtrado

3.2 MÉTODOS DE DETECCIÓN

Para la detección de las señales electrocardiográficas muchos métodos han sido desarrollados a través del tiempo, los cuales básicamente buscan obtener información de las diferentes ondas que se producen en el ECG, de estas ondas se caracteriza primordialmente la onda R, el complejo QRS y la onda T, que dan información acerca del ritmo cardiaco , contracción auricular entre otras. A continuación se presenta un método que obtiene información de las diferentes ondas y puntos significativos de la señal ECG.

3.2.1 Detección de la onda R.

La detección de la onda R es una de los trabajos fundamentales en la obtención de las características de la señal ECG, ya que esta se puede tomar como el eje central de toda la señal, y así identificar mucho más fácil las diferentes ondas. Para esto inicialmente se toman 600 muestras de la señal, que corresponden a dos periodos de la misma, para ir segmentando la señal y evitar pérdidas de información a lo largo de esta, y se trabaja aplicando la transformada wavelet. Las características del sistema utilizado para la

detección de la onda R se explica a continuación:

Segmentación de la Señal: La señal ECG se segmenta para analizar por periodos las diferentes ondas de la señal, actualizando en cada periodo los segmentos, en dependencia de la distancia R-R, en este punto, como se trabaja con dos periodos, se toman valores básicos de distancia R-R, duración del complejo QRS y segmento S-T para la detección a lo largo de la señal.

Selección de la Escala: Se puede notar que para escalas pequeñas, en la transformada, se obtienen componentes de alta frecuencia y para escalas mas grandes se presentan componentes de baja frecuencia de la señal. Como la mayor parte de los componentes del complejo QRS se encuentran en un rango de 3 a 40hz se emplearon escalas altas para eliminar ondas que no brindaban información hasta el momento y además para enfatizar las subcomponentes del complejo QRS para la detección de la onda R.

Detección de la Onda R: Se emplea el método de cruces por cero, en el cual una pendiente de subida en el complejo QRS corresponde con un pico mínimo en la Wavelet, y una pendiente de bajada con un pico máximo, coincidiendo de esta manera el cruce por cero, con el pico de la onda R, sin olvidar que existirá un retardo dependiente de la escala utilizada.

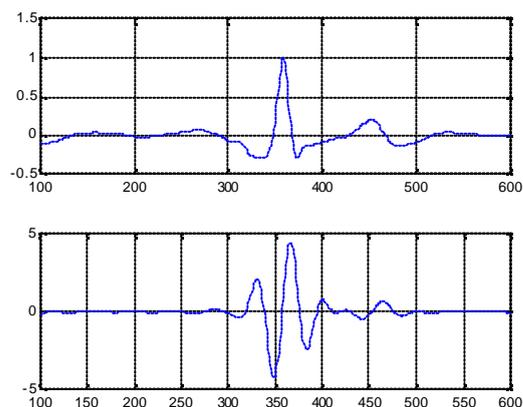


Figura 3.2 Señal original y señal transformada para la detección de la onda R

Para evitar una detección errónea de la onda R se utilizó, como criterio, la segmentación de los periodos los cuales dependían tanto de la distancia del último segmento R-R analizado, así como el promedio de las distancias R-R a lo largo de la señal, esto con el fin de evitar que si el segmento R-R aumenta o disminuye se pierda información de los latidos por tener una ventana fija demasiado grande o demasiado pequeña, además se definió un umbral, para el tamaño, el cual es utilizado para evitar detecciones erróneas de la onda R, este umbral depende del tamaño de la onda R actual y del promedio del tamaño de las ondas R de toda la señal, de esta manera se evita detectar como onda R otras ondas de menor amplitud. Los valores utilizados para este fin son los siguientes

$$\begin{aligned}
 ven &= Rcer + ppm + 0.27 \\
 up &= 0.5 * up(i - 1) + 0.2 * v \text{ max} \\
 un &= 0.5 * un(i - 1) + 0.2 * v \text{ min}
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

El algoritmo de detección de la onda R se muestra en la figura 3.3:

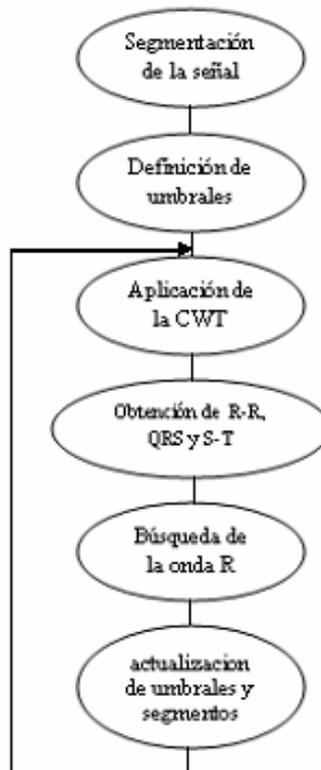


Figura 3.3 Algoritmo de detección de la onda R

3.2.2 Detección de inicio y final del complejo QRS.

Después de la detección de la onda R, se procede a detectar el inicio y final del QRS. El inicio del complejo QRS esta comprendido por el inicio de la onda Q, o el inicio de la onda R cuando no existe onda Q, y el final esta comprendido como el final de la onda S, o el final de la onda R cuando no hay onda S. La onda Q y la onda S son ondas de baja amplitud y que tienen componentes de alta frecuencia, por lo tanto se disminuye el valor de la escala de la transformada Wavelet, para obtener una mejor caracterización de estas dos ondas.

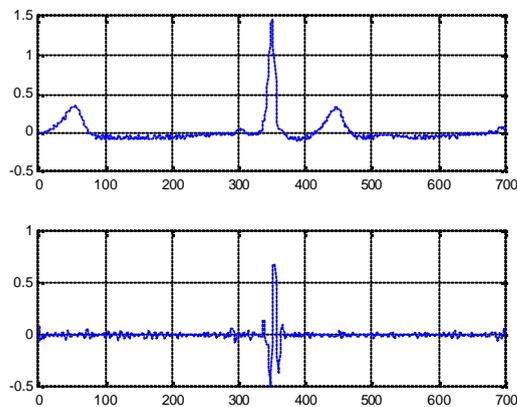


Figura 3.4 Señal original y señal transformada para la detección del complejo QRS

Prácticamente lo que se realiza es, después de haber detectado la onda R, un barrido hacia atrás de esta onda, buscando el primer cruce por cero anterior a la onda R, luego se busca el cruce por cero anterior a este, correspondiendo con el inicio del complejo QRS. Para la detección del final del complejo QRS, la técnica utilizada es la misma, la única variable es que el barrido se realiza hacia delante de la onda R, calculando de esta manera el final del complejo QRS.

El algoritmo de detección del complejo QRS se muestra en la figura 3.5:



Figura 3.5 Algoritmo de detección del complejo QRS

3.2.3 Detección de inicio y final de la onda T.

Para la detección de esta onda nuevamente se cambia la escala de la wavelet, aumentándola un poco para limitar señales de alta frecuencia, ya que esta onda también contiene elementos de baja frecuencia. Para la detección de la onda T se define una ventana de búsqueda la cual hace un recorrido hacia adelante del complejo QRS, buscando dos módulos de máximos valores, menores a la de la onda R, que corresponden a la onda T, esta ventana se vera reducida o ampliada a medida que varia la distancia R-R. El pico de la onda T se encuentra buscando el cruce por cero entre estos dos módulos, el inicio y final de la onda T se encuentra buscando hacia atrás del pico y hacia adelante de este una deflexión de la onda, que corresponde con el inicio y final

da la onda T.

Un problema que se puede presentar en la detección de la onda T es que para altas frecuencias la onda T puede verse mezclada con la onda U, dando como resultado una superposición de estas ondas, haciendo que el final de la onda T sea muy difícil de encontrar.

La estimación que se realiza es la siguiente: se buscan los módulos de máximo valor que correspondan al cruce por cero de la onda T, a partir de estos se hace una estimación teniendo en cuenta la frecuencia y la distancias del punto máximo al cruce por cero de la onda T.

En la figura 3.6 se muestra el algoritmo:



Figura 3.6 Algoritmo de detección de inicio y final de la onda T

En muchos casos, en que la frecuencia cardiaca es muy alta (encima de 90) la onda T se puede superponer a la onda P haciendo mucho mas difícil su detección, en estos caso se realiza una estimación dependiente del modulo de máximo valor absoluto y el cruce por cero de la onda T

$$T_{fin} = T_{pic} + N(T_{pic} - T_{cer}) \quad (3.3)$$

Donde T_{pic} es el pico de la onda R, T_{cer} es el cruce por cero y N es un valor experimental

3.3 RESULTADOS

El anterior algoritmo ha sido evaluado con las diferentes señales ECG obtenidas de la base de datos de la MIT-BIH mostrando los siguientes resultados

Tabla 3.1 valor del error en la detección de la duración de las diferentes ondas

Muestra MIT-BIH	Distancia R-R (s)			Tiempo QRS (s)			Tiempo de la onda T (s)		
	Real	Teórico	Error (T-R)	Real	Teórico	Error (T-R)	Real	Teórico	Error (T-R)
100	0.8220	0.8220	0.000	0.0861	0.0833	0.0028	0.1110	0.1060	0.0005
101	0.8300	0.8300	0.000	0.0970	0.1035	0.0065	0.1380	0.1236	0.0144
102	0.8220	0.8160	0.006	0.1651	0.1700	0.0049	0.1380	0.1400	0.0002
103	0.8860	0.8860	0.000	0.0944	0.0970	0.0026	0.1360	0.1520	0.0160
106	0.8080	0.8080	0.000	0.9100	0.9500	0.0400	0.1305	0.1337	0.0032
200	0.6880	0.6860	0.002	0.1083	0.1040	0.0043	0.1388	0.1226	-0.016
201	0.7110	0.7110	0.000	0.1111	0.1018	-0.009	0.1110	0.1189	0.0079
202	1.1000	1.1000	0.000	0.1111	0.1023	-0.008	0.1300	0.1204	-0.009
208	0.4940	0.5190	0.250	0.1250	0.1145	-0.010	0.1277	0.1197	0.0008
232	0.8027	0.8222	0.019	0.1236	0.1388	0.0152	0.1388	0.1288	-0.010
$m \pm sd$	0.0277 ± 0.0743			0.00493 ± 0.139			0.0008 ± 0.0418		

Los valores de los datos se encuentran dados en segundos, se realiza de esta manera debido a que se trata de comparar la manera como el software identifica las señales con respecto a la anotaciones que suministran la MIT

mostrando errores muy bajos en la detección del tiempo de duración de las diferentes ondas.

También se realizó el cálculo las desviaciones estándar para ver si la detección de la medición de las diferentes ondas estaba dentro del límite de tolerancia expuesta por diferentes expertos, mostrando de esta manera una respuesta satisfactoria:

Tabla 3.2 Valor del error en la detección de las diferentes ondas

Muestra MIT-BIH	Inicio del QRS			Final del QRS			Pico de la onda R		
	Real	Teórico	Error (T-R)	Real	Teórico	Error (T-R)	Real	Teórico	Error (T-R)
100	5900	5901	1	5980	5987	7	5970	5970	0
101	6511	6516	5	6596	6599	3	6589	6591	2
102	6080	6092	-12	6188	6187	3	6157	6159	2
103	6539	6539	0	6172	6177	5	6159	6159	0
106	7028	7028	0	7114	7108	6	7097	7097	0
200	5117	5116	-1	5207	5203	-4	5187	5187	0
201	5206	5206	0	5296	5293	-3	5274	5273	-1
202	8445	8445	0	8535	8532	-3	8513	8513	0
208	4737	4747	10	4828	4823	-5	4809	4805	-4
232	4490	4490	0	4600	4574	26	4557	4559	2
$m \pm sd$	0.3 ± 5.2			3.5 ± 8.6			0.1 ± 1.7		

Los valores obtenidos están dados en muestra ya que se quiere conocer que tan eficiente es el programa detectando los puntos significativos de las diferentes ondas de la señal ECG. Los valores de los diferentes errores son muy pequeños, con respecto a los dados por la base de datos, mostrando de esta manera que el sistema es eficiente en la detección de los puntos significativos de las diferentes ondas.

Como podemos notar el algoritmo implementado muestra una muy buena respuesta frente a las diferentes ondas y segmentos calculados de la base de datos de la MIT-BIH.

4. CLASIFICACIÓN DE LAS SEÑALES ELECTROCARDIOGRÁFICAS

Una vez obtenidos los puntos significativos de la señal ECG, surge la pregunta sobre cuáles parámetros deben emplearse y cuál herramienta permitirá una clasificación confiable de las arritmias cardiacas que se presentan a continuación:

- Contracciones Ventriculares Prematuras
- Ritmo Idioventricular Acelerado
- Taquicardia Sinusal

4.1 SELECCIÓN DE PARÁMETROS OBTENIDOS DE LAS ONDAS DE LA SEÑAL ECG

Para una buena detección de las arritmias a clasificar deben seleccionarse los parámetros que brindan la mayor información acerca de la manera como se conducen las señales eléctricas a través del corazón, que permiten identificar las diferentes enfermedades. Según las mismas características de las diferentes arritmias a analizar los parámetros que deben tenerse en cuenta son los siguientes: duración del complejo QRS que indica las despolarizaciones del ventrículo, la frecuencia cardiaca que indica la cantidad de latidos que se presentan en la señal ECG, y la onda T que corresponde a la repolarización ventricular. Todos estos parámetros indican la manera como viajan las señal ECG por el corazón y dan información acerca de la presencia de arritmias en el paciente.

Por consiguiente, para el entrenamiento del sistema se empleó una matriz que contenía los datos: frecuencia cardiaca (distancia R-R), duración del complejo QRS y duración de la onda T de varias señales de la base de datos.

4.2 ENTRENAMIENTO DE LA RED

Debe escogerse el modelo de la red y el algoritmo de aprendizaje a utilizar para establecer los pesos de la red. A continuación se explica la topología y el algoritmo de aprendizaje que se utilizaron para la implementación de la red neuronal y además se muestran los resultados de la clasificación de arritmias.

4.2.1 Arquitectura.

El tipo de arquitectura que se utilizó para el desarrollo de la red neuronal fue la del perceptrón multicapa, en la cual las neuronas en la capa de salida realizan la suma ponderada de las entradas y pasan el resultado a una función de activación la cual ayuda a tomar la decisión a la red neuronal. La salida depende del valor de la entrada neta.

Para mostrar el proceso computacional consideremos la matriz de pesos en forma general

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,r} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,r} \\ w_{s,1} & w_{s,2} & \dots & w_{s,r} \end{bmatrix} \quad (4.2.1)$$

Los pesos para una neurona están representados por un vector compuesto de los elementos de la i -ésima fila de w

$$w = \begin{bmatrix} w_{i,1} \\ w_{i,2} \\ \vdots \\ w_{i,r} \end{bmatrix} \quad (4.2.2)$$

Este tipo de redes son supervisadas con lo cual implica que para poder realizar el entrenamiento de la red, se debe conocer un valor esperado para cada una de las entradas presentadas, su comportamiento esta definido como

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_q, t_q\} \quad (4.2.3)$$

Siendo p la entrada de la red y t el valor esperado. Cuando p es aplicado los valores son comparados con el valor esperado t, y la salida esta determinada por

$$a = f\left(\sum_i w_i p_i\right) = fa\left(\sum_i w_i p_i\right) \quad (4.2.4)$$

Los valores de los pesos determinan el funcionamiento de la red los cuales se pueden fijar o adoptar aplicando algoritmos de entrenamiento.

Como se trabajó con tres tipos diferentes de arritmias cardiacas, para cada una de estas se definió un vector de salida que contenía valores entre 1 y -1, obteniendo los resultados esperados en la clasificación.

El modelo de red tipo perceptrón se muestra a continuación

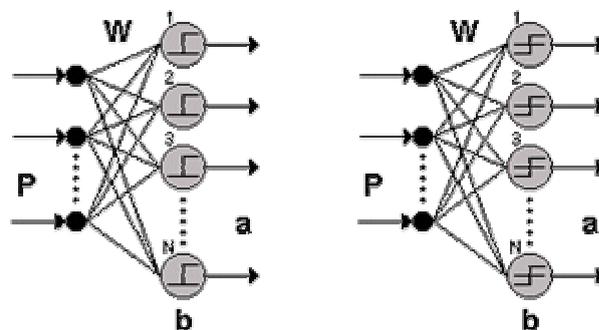


Figura 4.1 Conexiones del perceptrón

4.2.2 Algoritmo de aprendizaje.

Para el aprendizaje de la red se implementó el algoritmo de backpropagation o retropropagación del error. El algoritmo trabaja de la siguiente manera:

Una vez se ha aplicado un patrón de entrada a la red como estímulo, este se propaga desde la primera capa hasta las capas posteriores, hasta generar una salida, la salida se compara con la salida deseada, generando una señal de error para cada una de las salidas, las señales de error se propagan hacia todas las neuronas de la capa oculta que contribuyen con la salida. Sin embargo las neuronas de la capa oculta reciben solo una fracción del error, basándose aproximadamente en la contribución relativa que haya aportado cada neurona a la salida original, basándose en la señal de error se actualizan los pesos de conexión de cada neurona para hacer que la red converja hacia un estado que permita clasificar correctamente todos los patrones de entrenamiento.

Este tipo de redes trabajan bajo aprendizaje supervisado y por tanto necesitan un set de entrenamiento que le describa cada salida y su valor de salida esperado. El algoritmo debe ajustar los parámetros de la red para minimizar el error medio cuadrático. Con el cual se busca el camino mas adecuado para la actualización de los pesos y ganancias que al final del entrenamiento producirán una respuesta satisfactoria a todos los patrones de entrenamiento, esto se logra minimizando el error medio cuadrático en cada iteración del proceso de aprendizaje. La estructura típica se muestra a continuación

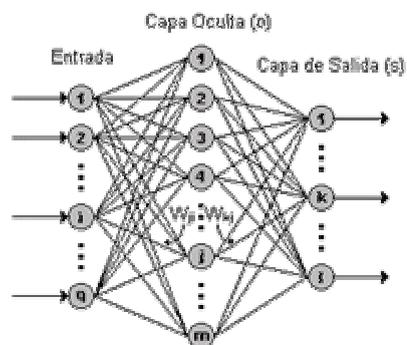


Figura 4.2 Disposición de una red sencilla de 3 capas

4.2.3 Neuronas.

Después de obtener todas las características del diseño de la red neuronal, se deben escoger, como siguiente paso, el número de capas y de neuronas. En esta tarea muchas veces es más eficaz la experiencia del diseñador que cualquier regla sobre el tema. Sin embargo hubo ciertas características que se tuvieron en cuenta al momento de diseñar cada una de las capas de la red neuronal. Como primera medida se tuvo en cuenta las características de las señales de entrada y además del tamaño del vector de entrada para asumir en el diseño el número de neuronas de la capa de entrada de la red. El número de neuronas en la capa oculta se seleccionó con el fin de no sobredimensionar la red neuronal y evitar el sobreentrenamiento, la cantidad de neuronas a la salida de la red se escogió según el número de arritmias a identificar.

La red se diseñó con 3 neuronas en la capa de entrada, las cuales correspondían al número de entradas que se le proporciona a la red. Se escogió 1 capa oculta con 20 neuronas en esta debido a que en varias pruebas realizadas a la red el mejor resultado se obtuvo con esta configuración, en la capa de salida se tenían 3 neuronas las cuales cada una corresponde con una diferente enfermedad a detectar.

La función de activación que se utilizó es la Función tangente hiperbólica. La cual es una función sigmoidea

$$gT(x) = \tanh(x) \quad (4.2.5)$$

En este caso, la función está acotada entre -1 y 1. La función tangente hiperbólica se relaciona mediante la ecuación:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (4.2.6)$$

La forma de la función se muestra a continuación

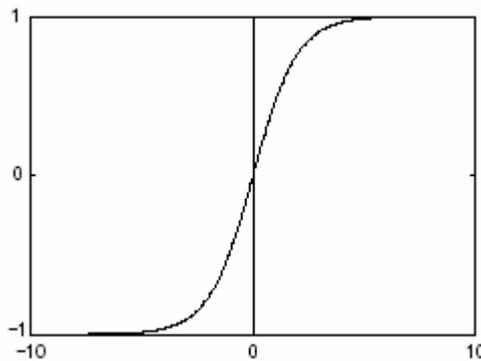


Figura 4.3 Función de activación de las neuronas

Estas condiciones arrojaron los mejores resultados al momento de la clasificación y detección de las diferentes arritmias.

4.3 CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACAS

Para la clasificación de arritmias se introduce a la red un conjunto de n vectores, cada uno de i componentes, clasificados como pertenecientes a una de entre las 3 diferentes clases de arritmias, para ello, primero se tuvo que identificar a que tipo de arritmia pertenecía la muestra e indicárselo a la red, para que esta pudiera actualizar de manera satisfactoria cada uno de los pesos que unían a cada una de las neuronas, y tratar de obtener el mas bajo porcentaje de error en la clasificación de los mismos, este entrenamiento se realiza varias veces hasta obtener el porcentaje de error mas bajo el cual tiene un valor del 9.8 %.

Los tres tipos de arritmias a detectar son los siguientes:

- Contracciones Ventriculares prematuras
- Ritmo Idioventricular Acelerado
- Taquicardia Sinusal

Al comprobar la red entrenada con las señales que no había visto anteriormente igualmente los resultados fueron los más satisfactorios.

4.4 RESULTADOS

Al evaluar la red con las diferentes señales de la MIT-BIH los resultados y porcentaje de error encontrados fueron los siguientes:

Tabla 4.1 Porcentaje de error en la clasificación de las diferentes arritmias

Resultado Clase	Contracciones Ventriculares prematuras	Ritmo Idioventricular Acelerado	Taquicardia Sinusal	Total	% Error
Contracciones Ventriculares Prematuras	30	1	1	32	6.25
Ritmo Idioventricular Acelerado	4	27	2	33	18.18
Taquicardia Sinusal	1	1	35	37	5.40

Los porcentajes de error que se presentaron al detectar el ritmo idioventricular acelerado se debe a que las contracciones ventriculares prematuras tiene características similares a estas, y el sistema decidió clasificar estos datos de acuerdo como el los había aprendido. A parte de esto porcentaje de error en la clasificación se observan que los resultados son muy buenos, especialmente en la identificación de contracciones ventriculares prematuras y taquicardia sinusal que presentan los porcentajes más altos en al clasificación.

5. DISEÑO DE LOS ALGORITMOS PARA LA CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACA

Para el desarrollo de cada uno de los algoritmos presentes en el sistema de clasificación se utilizó el programa de MATLAB en la versión 5.3, el cual brinda una gama de funciones y toolboxes que ayudan, de manera eficiente, al análisis de todo tipo de señales. Para el análisis de la señal ECG se utilizó el toolbox de wavelet como herramienta para trabajar sobre la señal original y otras funciones para la detección de cada uno de las ondas de la señal ECG que se explicara a continuación.

5.1 HERRAMIENTAS UTILIZADOS PARA LA DETECCIÓN DE CRUCES POR CEROS

Para la detección de las ondas R y T se aplicó la Transformada Wavelet con la función madre biortogonal y escala 32.

Un ejemplo de la utilización de la transformada Wavelet se muestra a continuación

$$C=cwt(s,32:32,'bior3.9'); \quad (5.1)$$

Donde “s” es la señal a analizar, “32” es la escala y “bior3.9” es la wavelet madre utilizada para el análisis de la función, los coeficientes de la señal son contenidos en la variable “C” a partir de esto se puede analizar la cantidad de cruces por ceros presentes en la señal, para la detección del pico de la onda R y el punto medio de la onda T

Para la detección de cruces por cero se utiliza el análisis de cruces por cero de la señal transformada definida por

```
ss=sign(S (vmax:vmin));  
d=diff(ss);  
v=find(d~=0);
```

(5.2)

Se busca los valores máximos y mínimos de la señal transformada, por cero con la función “sign” en MATLAB se analiza los cruces por cero, se utiliza las funciones “diff” y “find” para encontrar el punto exacto en el que se encuentra el cruces por cero de la señal.

A raíz de esto se halla con más precisión el punto donde se encuentra la onda R y el punto medio de la onda T, los cuales se hallan de la forma ya explicada anteriormente, teniendo caracterizado dos puntos importantes en el análisis de la señal ECG.

5.2 HERRAMIENTAS UTILIZADOS PARA LA DETECCIÓN DE INICIO Y FINAL DEL COMPLEJO QRS

Para la detección del complejo QRS, simplemente se cambia la escala de la transformada wavelet, utilizando en este caso la escala 8, los puntos significativos se encuentran hacia delante y hacia atrás del la onda R, para esto se determinan ciertos valores que fueron hallados de manera estadísticas para saber cuanto seria el desplazamiento a lo largo de la señal. Estos valores nos permiten identificar cada uno de los puntos de inicio y final del complejo QRS y poder tener mayor exactitud en el análisis de los mismos, el valor utilizado fue de 200 ms, pero además se tuvo en cuenta la respuesta de la señal a través del tiempo

5.3 CRITERIOS UTILIZADOS PARA EL ENTRENAMIENTO DE LA RED NEURONAL

Para el entrenamiento de la red se utilizaron vectores que contenían los 3 tipos de arritmias a identificar, estos vectores se dividieron en dos partes, una parte para entrenar la red y la otra parte para calcular el error que la red presente al analizar los datos. Cada uno de los datos fueron normalizados con el fin de realizar de manera más fácil el entrenamiento.

Los parámetros utilizados para el entrenamiento fueron los siguientes

```
red.trainparam.epochs = 500; son la cantidad de épocas para el entrenamiento de la red
```

```
red.trainparam.goal = 1e-10; indica el error promedio que se busca al analizar los datos de entrenamiento de la red
```

Al final de todo esto el programa nos da un archivo llamado red el cual contiene la red neuronal ya entrenada y lista para utilizar, para obtener esta red se utiliza el siguiente código

```
red = train(red, Pen, Ten, [ ], [ ], V);
```

Al terminar el entrenamiento de la red se valida el error que este presenta con los datos que se tienen para la validación de la siguiente manera

```
ff = sim(red, Ptn);  
ffr = postmnmx(ff, minTe, maxTe); %post procesa los datos normalizados ffr=ff  
[m, res] = max(ff);  
[m, dat] = max(Tt);  
vecerr = find(res~=dat)  
error = length(vecerr)*100/length(ffr)
```

Gracias a esta función se simula nuevamente la red con los datos de validación, y arroja el error entre los datos simulados y la respuesta esperada, esta parte es supervisada por el programador y se obtiene el mínimo valor esperado, si es necesario se vuelve a entrenar la red hasta encontrar el mínimo valor esperado

5.4 SISTEMA UTILIZADO PARA LA CLASIFICACIÓN DE ARRITMIAS CARDIACAS

Para la clasificación de las arritmias, se deben obtener, primero que todo, el vector que se utilizara para el análisis de la señal, este vector será el que se introducirá dentro de la red neuronal que se entreno previamente.

Antes de analizar los datos estos deben ser normalizados con el fin de que tengan las mismas características de los datos que se utilizaron para el entrenamiento de la red, de lo contrario causaría un error al momento de analizar los datos por medio de la red. La normalización se realiza de la siguiente manera

$$D_n = \text{trammx}(\text{dato}, \text{minPe}, \text{maxPe}); \quad (5.3)$$

Ya con los datos normalizados se puede simular la red neuronal y obtener los cálculos de la red de salida esta respuesta es la que nos dira que tipo de arritmia presenta la señal, si la señal a analizar no contiene algún tipo de arritmia que se utilizó para el entrenamiento previo, el sistema nos indica que la señal a identificar es desconocida, la función para la simulación de la red se presenta a continuación.

$$rta = \text{sim}(\text{red}, D_n); \quad (5.4)$$

La respuesta es mostrada en la pantalla para mayor facilidad de análisis de los

datos

5.5 INTERFAZ GRAFICA UTILIZADA PARA EL ANÁLISIS DE LOS DATOS

La interfaz grafica utilizada se empleo en MATLAB utilizando la herramienta para el desarrollo de entornos gráficos llamado GUIDE. Su utilización es rápida y sencilla y permite mostrar y acomodar la ventana de acuerdo al gusto del programador. En esta interfaz se presenta de manera sencilla la grafica de la señal a analizar, las pulsaciones por minuto de la misma y el tipo de arritmia que en esta se encuentra, además, se pueden escoger de un listado de la base da datos que señal desea analizar para comparar el resultado y mirar su comportamiento en diferentes tipos de señales. A continuación se muestra la interfaz desarrollada:

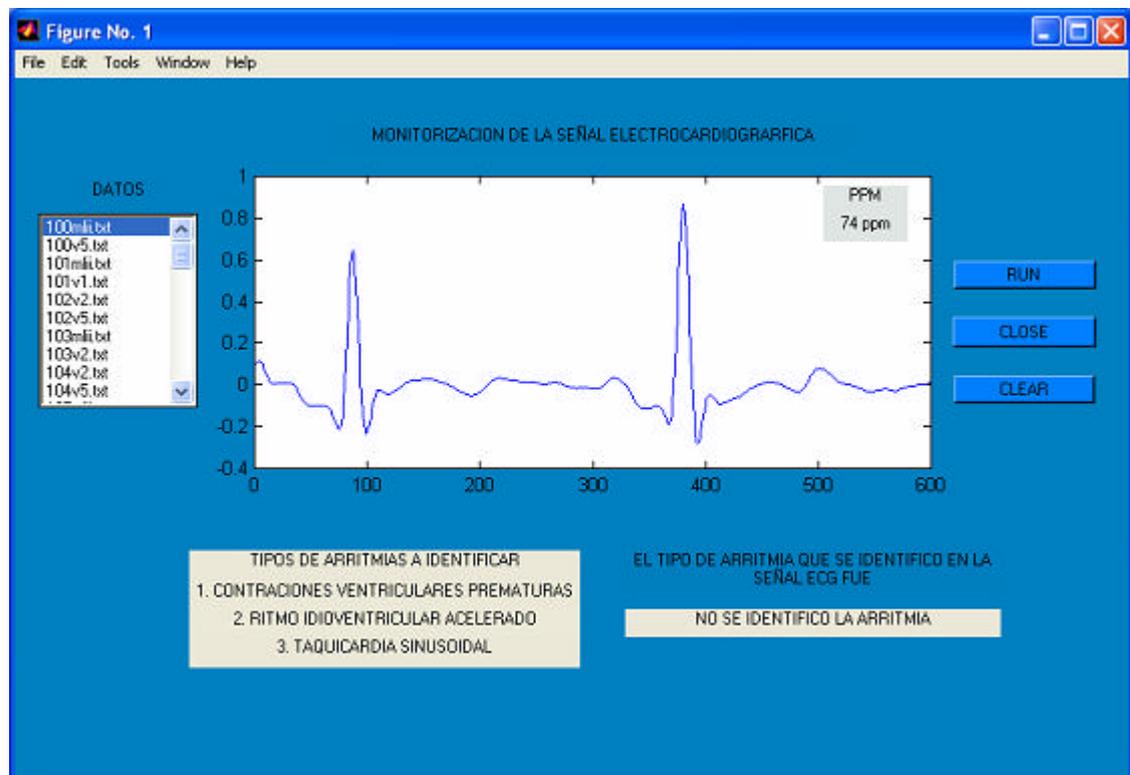


Fig 5.1 interfaz utilizada para mostrar los datos del análisis de la señal ECG

Para arrancar el análisis a través del programa, primero se tiene que escoger de una lista la señal ECG que se quiere analizar, esta lista aparece al lado izquierdo de la interfaz gráfica. Para arrancar el análisis se oprime el botón RUN, al finalizar el análisis el programa muestra que tipo de arritmias puede presentar la señal analizada y la cantidad de palpitations por minuto que presenta la señal ECG, al igual que la gráfica de la señal que se analizó en ese instante.

Si se quiere analizar otra señal simplemente se escoge la otra señal a analizar de la lista de señales y se siguen los mismos pasos anteriores, si la arritmia presente en la señal no se encuentra dentro del entrenamiento realizado a la red el programa simplemente muestra que arritmia no fue identificada, con lo cual se evita un análisis erróneo de la señal

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

6.1 CONCLUSIONES

Al haber realizado las pruebas del algoritmo tanto en la parte de la segmentación como la red neuronal a las muestras obtenidas de la base de datos de la MIT-BIH, se obtuvieron las siguientes conclusiones:

Al momento de estudiar la señal, para evitar errores en el cálculo de los puntos significativos, es mejor realizar la segmentación de la misma, de esta manera se reduce la carga computacional que pueda presentar el algoritmo. Cuando se analiza la señal por segmentos, se puede asumir que el ruido presente en la misma es estacionario en cada uno de los segmentos y de esta manera el filtrado se realiza de una mejor manera. Con todo lo anterior se logra un procesamiento más rápido y un análisis más confiable de las señales sobre las que se están trabajando.

Cuando se empieza a analizar la señal ECG, es preferible que el estudio de la misma, después de haberla filtrado, empiece por el análisis del complejo QRS, debido que este complejo se puede tomar como el eje central de los diferentes periodos de la señal ECG, facilitando la identificación y estudio de las diferentes ondas, segmentos e intervalos que hacen parte de la señal ECG.

La transformada Wavelet es una herramienta eficaz para caracterizar las ondulaciones y cambios bruscos de las señales, ofrece información multiescala, con lo cual se facilita el análisis de cualquier tipo de señal, ya que permite trabajar sobre todo el espectro de frecuencia, evitando de esta manera ignorar ciertos puntos que son importantes para caracterizar la señal y además

suprime componentes que pueden dificultar el análisis de las mismas.

Con una buena selección de la escala es posible minimizar los errores en la detección de los puntos de interés, los cuales son los que muestran la información del ritmo cardiaco, que se proporciona a la red neuronal para la detección de las arritmias con robustez frente a diferentes tipos de ruido.

Al momento de emplear una red neuronal se deben definir inicialmente cuantas neuronas en la capa de entrada y cuantas neuronas en la capa de salida se deben implementar, con el fin de evitar ambigüedades en la respuesta obtenidas por la red.

Al implementar las neuronas en la capa oculta, se debe evitar el implementar un gran numero de las mismas, debido a que el sistema puede memorizar las diferentes salidas y haber conflictos de aprendizaje, y al momento de ingresarles señales que no hacen parte de las señales de entrenamiento haber una mala clasificación en el sistema

6.2 TRABAJOS FUTUROS

Cabe la posibilidad de poder implementar y entrenar el sistema con datos propiamente de la región, crear una base de datos propia que sirva para realizar las mejoras del algoritmo de acuerdo a la fisiología del pueblo cartagenero primeramente.

Investigar otras características de la señal en el dominio del tiempo y de la frecuencia, que ofrezcan más información para efectuar el análisis y clasificación de arritmias cardíacas.

Utilizar otras herramientas de clasificación, tales como lógica fuzzy, maquinas de soporte vectorial entre otras, para ver como es su respuesta y mirar que mejoras presenta sobre las redes neuronales. Realizar una comparación de cada uno de estas herramientas y escoger la que mejor comportamiento tenga frente a señales electrocardiográficas, para utilizarlas en los trabajos futuros.

Se podría implementar el sistema sobre un microcontrolador o DSP, para operación en tiempo real, y ver cual el son las posibles repuestas que pueda presentar este sistema, sobre los pacientes, y de esta manera poder realizar la mejoras si fuese menester.

7. BIBLIOGRAFÍA

USHER Jodie, CAMPBELL Duncan, VOHRA Jitu, CAMERON Jim. "Fuzzy Classification of Intra-Cardiac arrhythmias". 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Amsterdam 1996.

PARK, Sang-Hui, LEE Seok-Pil, "EMG Pattern Recognition Based on Artificial Intelligence Techniques". IEEE Transaction and Rehabilitation Engineering, Vol. 6. December 1998.

I. Romero, L. Serrano. "ECG Frequency Domain Features Extraction: A New Characteristic for Arrhythmias Classification". Public University of Navarra.

R. González, J. Martínez, A. Fernández, H. Garrido, J. Rodríguez. "Diseño de un Electrocardiógrafo Portátil". Instituto Central de Investigación Digital, La Habana, Cuba.

BUSTAMANTE Camilo, JARA Wilmo, YAPUR Miguel. "Diseño y Construcción de un Contador de Ritmo Cardíaco, Basado en un Principio Óptico". Revista Tecnológica. Vol. 15 No. 1, Diciembre 2002.

G.Krishna Prasad, J. S. Sahambi. "Classification of ECG Arrhythmias using Multi-Resolution Analysis and Neural Networks". Department of Electronics & Communication Engineering, Indian Institute of Technology Guwahati. Guwahati, Assam

SAHAN Zorina, BOGDAN Ruxandra, CAPALNEANU Radu. "Fuzzy Expert System for Cardiovascular Disease Diagnosis – Test And Performance

Evaluation". 5th Seminar on Neural Network Applications in Electrical Engineering , NEUREL 2000. Facultad of Electrical Engineering, University of Belgrade, Yugoslavia, Septiembre 2000.

MATEO Javier, LAGUNA Pablo. "Análisis espectral de la Variabilidad del Ritmo Cardíaco mediante la señal Temporización Cardíaca". Departamento De Ingeniería Electrónica Y Comunicaciones Universidad De Zaragoza, Zaragoza (España).

SEGURA José, CUESTA FRAU David, SAMBLAS PEÑA Luis, ABOY Mateo. "A Microcontroller-Based Portable Electrocardiograph Recorder". Ieee Transactions On Biomedical Engineering, Vol. 51, No. 9, Septiembre 2004

ADDISON Paul, WATSON James, CLEGG Gareth, HOLZER Michael, STERZ Fritz, ROBERTSON Colin. "Evaluating Arrhythmias in ECG Signals Using Wavelet Transform". IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine. September 2000.

LI Cuiwei, ZHENG Chongxun, Tai Changfeng. "Detection of ECG characteristics Points Using EWavelets Transform". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 42, No. 1. January 1995

S. Jasbir, THOMAS Joy. "New Techniques for Mapping Cardiac Arrhythmias", University of Wisconsin Medical School. Wisconsin, USA. 2001.

NYGAARD Ranveig, MELNIKOV Gerry, KATSAGGELOS Aggelos. "A Rate Distortion Optimal ECG Coding Algorithm". IEEE Transactions On Biomedical Engineering, Vol. 48, No. 1, January 2001.

MORATALLA LÓPEZ Antonio. "Electrofisiología Cardíaca". Curso de Imagen Cardiológica. Madrid 2001.

KLEISINGER Gretchen, DEL VALLE Eduardo, MONZÓN Jorge. "Detección de Parámetros Electrocardiográficos con Modelos SOM y LVQ de Redes Neuronales". Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales y Agrimensura UNNE. Argentina, Julio 2000.

ROCHA Luis, "Modelos de Células para Simulación en Electrofisiología Cardíaca". Instituto de Ingeniería Biomédica.

D. Cuesta, D. Novak, V. Eck, J.C. Pérez, G. Andreu, C. Sastre, M. Llorca, "Reducción del Ruido en Señales Electrocardiográficas mediante la Transformada Wavelet", XVIII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica, Cartagena, 2000.

D. Cuesta, D. Novak, V. Eck, J.C. Pérez, G. Andreu, " Electrocardiogram Baseline Removal Using Wavelet Approximations", Libro de actas Biosignal 2000, pp 136-138, rno (R. Checa), Junio 2000.

D. Cuesta, C. Sastre, "Dynamic Time Warping Applied to the Clustering of Electrocardiographic Signals", Libro de actas European Medical and Biological Engineering Conference- EMBEC99. Viena (Austria), 1999.

D. Cuesta, J.C. Pérez, G. Andreu, "Clustering Analysis of Electrocardiographic Signals", Simposium Nacional de Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes, Castellón, 2001.

FM Roberts, RJ Povinelli, KM Ropilla. "Rhythm Classification Using Reconstructed Phase Space of Signal Frequency Sub-bands". Marquette University, Milwaukee, USA.

CHEN Yang Quan, MOORE Kevin, BAHL Vikas. "Improved Path Following of USU ODIS by Learning Feedforward Controller Using Dilated B-Spline Network". Proceedings of 2001 IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. Canada 2001

GONZÁLEZ Alain, GONZÁLEZ Daniel, HERNÁNDEZ Juan, HERNÁNDEZ Alberto. "Procesamiento Digital De La Señal U Del Corazón". Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Instituto Tecnológico de Toluca. Mexico.

CUESTA FRAU, David. "Estudio de métodos para procesamiento y agrupación de señales electrocardiográficas". Valencia, 2001, 191 p. Universidad Politécnica de Valencia. Departamento de Informática de Sistemas y Computadoras (DISCA). Septiembre 2001.

ROSADO MUÑOZ, Alfredo. "Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia". Valencia, 2000, 140 p. Universidad de Valencia. Departamento de Ingeniería Electrónica. 2000.

PEREZ ORTIZ, Juan Antonio. "Modelos Predictivos Basados En Redes Neuronales Recurrentes De Tiempo Discreto". Alicante, 2002, 179 p. Universidad de Alicante. Departamento de Lenguajes y Sistemas Informáticos. Julio de 2002

HILERA GONZÁLEZ, José Ramón. "Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, Modelos y Aplicaciones". México D. F : Alfaomega : Ra-ma, 2000, 390 p.

MARTIN DEL BRIO, Bonifacio. "Redes Neuronales y Sistemas Difusos". México D. F : Alfaomega, 2002, 399 p.

HILERA GONZÁLEZ, José Ramón. "Redes Neuronales Artificiales: Fundamentos, Modelos y Aplicaciones". Addison Wesley, 1995, 390 p.

AAMI, Association for the Advancement of Medical Instrumentation, <http://www.aami.org>.

ANEXOS

Anexó A.

Programa fuente para le extracción de características

```
s1=dlmread(muestradat);

[B,A]=butter(4,0.1);
s2=filter(B,A,s1);

%la siguiente function perimte que se realice el filtrado de %la
%linea base
signal=s2;
level1=6;
level2=8;
wavelet='db4';
newsignal=BaseLineRemoval(signal,wavelet,level1,level2,0);
s=newsignal;
h=s(1:600);
plot(h)

l=length(s);

cer(1)=0;
cer(2)=0;
cerS=0;
dat=0;
i=1;

C=cwt(s(1:600),8:8,'bior3.9');

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%halla la intrevalo R-R en los dos primeros picos de la señal
[M1,K1]=min(C);
[M2,K2]=max(C);

if abs(K1-K2)>100
    if K1>250
        [M2,K2]=max(C(250:600));
        K2=250+K2;
    elseif K1<=250
        [M2,K2]=max(C(1:250));
    end
end
un=0.7*M1;
up=0.7*M2;

if K1<K2;
    f2=K1;
    f3=K2;
```

```

    ss=sign(C(K1:K2));
    d=diff(ss);
    v=find(d~=0);
    cer(i)=K1+max(v);
    dmax=K2-cer(i);
    dmin=cer(i)-K1;
elseif K2<K1,
    mm=K1;
    mi=K2;
    f2=K2;
    f3=K1;
    ss=sign(C(K2:K1));
    d=diff(ss);
    v=find(d~=0);
    cer(i)=K2+max(v);
    dmax=K1-cer(i);
    dmin=cer(i)-K2;
end
if dmin>dmax
    dmin=dmax;
else
    dmax=dmin;
end
cer(i);

%aquí hago restricciones para que la amplitud se tenga en %cuenta

if cer(i)<204%por si el primer max esta en el primer periodo
C1=cwt(s((cer(i)+100):550),32:32,'bior3.9');
[M3,K3]=min(C1);
[M4,K4]=max(C1);

if (M3<un & M4>up)
    if K3<K4
        ss=sign(C1(K3:K4));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);
        cer(i+1)=(cer(1)+100)+K3+max(v);
        dmax=(cer(1)+100+K4)-cer(i+1) ;
        dmin=cer(i+1)-(cer(1)+100+K3) ;
    elseif K4<K3
        ss=sign(C1(K4:K3));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);
        cer(i+1)=(cer(1)+100)+K4+max(v);
        dmax=(cer(1)+100+K3)-cer(i+1) ;
        dmin=cer(i+1)-(cer(1)+100+K4);
    end

    cer(i+1);
end
end
end

```

```

if cer(i)>205%si el primer maximo esta en el segundo periodo
WW=cer(1)-50;
C1=cwt(s(1:(WW)),32:32,'bior3.9');
[M3,K3]=min(C1);
[M4,K4]=max(C1);
if(M3<un & M4>up)
    if K3<K4
        f2=K3;
        f3=K4;
        h=32;

        ss=sign(C1(K3:K4));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);

        cer(2)=cer(i);
        cer(i)=K3+max(v);

    elseif K4<K3
        f2=K4;
        f3=K3;
        H=33;

        ss=sign(C1(K4:K3));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);

        cer(i+1)=cer(i);
        cer(i)=K4+max(v);

    end
end
end
cer;

%nos da la cantidad de muestras entre cada complejo
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
if (cer(2)==0)
    cer(2);
C=cwt(s(cer(1)+100:cer(1)+72+360),32:32,'bior3.9');
[M3,K3]=min(C);
[M4,K4]=max(C);

if (M3<un & M4>up)
    if K3<K4
        ss=sign(C(K3:K4));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);

        cer(i+1)=cer(1)+100+max(v)+K3;
        dmax=(cer(1)+100+K4)-cer(i+1);
        dmin=cer(i+1)-(cer(1)+100+K3);
    elseif K4<K3

```

```

        mm=K3;
        mi=K4;
        ss=sign(C(K4:K3));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);

        cer(i+1)=cer(1)+100+max(v)+K4;
        dmax=(cer(1)+100+K3)-cer(i+1) ;
        dmin=cer(i+1)-(cer(1)+100+K4);
    end
end
end
%%para ver si la distancia es mayor de lo esperado
Iw(1)=abs(cer(1)-cer(2));

if (cer(2)==0 )
    unn=0.5*un;
    upp=0.5*up;
    if (M3<unn & M4>upp)
        if K3<K4
            mm=K4;
            mi=K3;
            ss=sign(C(K3:K4));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);

            cer(i+1)=cer(1)+100+max(v)+K3;
            dmax=(cer(1)+100+K4)-cer(i+1) ;
            dmin=cer(i+1)-(cer(1)+100+K3);
        elseif K4<K3
            mm=K3;
            mi=K4;
            ss=sign(C(K4:K3));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);

            cer(i+1)=cer(1)+100+max(v)+K4;
            dmax=(cer(1)+100+K3)-cer(i+1) ;
            dmin=cer(i+1)-(cer(1)+100+K4) ;
        end
    end
end
if (cer(2)==0 )
    unn=0.3*un;
    upp=0.3*up;
    if (M3<unn & M4>upp)
        if K3<K4
            mm=K4;
            mi=K3;
            ss=sign(C(K3:K4));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);

            cer(i+1)=cer(1)+100+max(v)+K3;

```



```

tqrs=(fins-iniq)/360;
iniq;
fins;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%el primer periodo se desprecia para hacer que queden los vectores
%de igual tamaño
%onda T

if Ip<180
    fin=180;
    ini=36;
elseif Ip<=255
    ini=36;
    fin=0.7*Ip;
elseif Ip>255
    ini=50.47;
    fin=180;
end

C=cwt(s(1:cer(2)+fin),32:32,'bior3.9');
[MT,PT]=max(C(cer(2)+ini+25:cer(2)+fin-55));
[MIT,PMT]=min(C(cer(2)+ini+25:cer(2)+fin-55));

PT=cer(2)+ini+PT+25;
PMT=cer(2)+ini+PMT+25;

if PT<PMT
    hboi=35;
    ss=sign(C(PT:PMT));
    d=diff(ss);
    if d==0
        v=1;
    elseif d~=0
        v=find(d~=0);
    end
    cerT(i)=max(v)+PT;
    pfin=PMT;
    pini=PT;
elseif PMT<PT

    hboi=36;
    ss=sign(C(PMT:PT));
    d=diff(ss);
    if d==0
        v=1;
    elseif d~=0
        v=find(d~=0);
    end
    cerT(i)=max(v)+PMT;

```

```

    pfin=PT;
    pini=PMT;

end
%inicio onda t
%inicio de la onda T

tfin(i)=(pfin+1.5*((pfin)- cerT(i)))+7;
tini(i)=(pini-abs(1.5*((pini)- cerT(i))));
fins;
iniq;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%agregando ciclo infinito

while(dat < 1)

    C=cwt(s(cer(i)+72:cer(i)+100+Ip),32:32,'bior3.9');
    x=length(C);
    i=i+1;
    [M3,Q1]=min(C);
    [M4,Q2]=max(C);

    cer(i)=0;

    if(M3<un(i-1) & M4>up(i-1))
        if Q1<Q2;
            f2=Q1;
            f3=Q2;
            ss=sign(C(Q1:Q2));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);
            cer(i)=cer(i-1)+72+Q1+max(v);
            dmax=(Q2+cer(i-1)+72)-cer(i);
            dmin=dmax;

        elseif Q2<Q1,
            f2=Q2;
            f3=Q1;
            ss=sign(C(Q2:Q1));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);
            cer(i)=cer(i-1)+72+Q2+max(v);
            dmax=(Q1+cer(i-1)+72)-cer(i);
            dmin=dmax;
        end
    end
    cer;

    if (cer(i)==0)

```

```

C=cwt(s(cer(i-1)+72:cer(i-1)+72+360),32:32,'bior3.9');
x=length(C);
[M3,K3]=min(C);
[M4,K4]=max(C);

if (M3<un(i-1) & M4>up(i-1))
    if K3<K4
        ss=sign(C(K3:K4));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);
        cer(i)=cer(i-1)+72+max(v)+K3;
        dmax=(K4+cer(i-1)+72)-cer(i);
        dmin=dmax;
    elseif K4<K3
        ss=sign(C(K4:K3));
        d=diff(ss);
        v=find(d~=0);
        cer(i)=cer(i-1)+72+max(v)+K4;
        dmax=(K3+cer(i-1)+72)-cer(i);
        dmin=dmax;

    end
end
end

cer;

Iw(i)=abs(cer(i)-cer(i-1));
%%para ver si la distancia es mayor de lo esperado
if ( Iw(i)>(Ip*1.3))

    CC=C(1:x-50);

    [M3,K3]=min(CC);
    [M4,K4]=max(CC);
    harold=32;

    if (M3<unn & M4>upp)
        if K3<K4
            ss=sign(CC(K3:K4));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);
            cer(i)=cer(i-1)+72+max(v)+K3;
            dmax=(K4+cer(i-1)+72)-cer(i);
            dmin=dmax;
        elseif K4<K3
            ss=sign(CC(K4:K3));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);
            cer(i)=cer(i-1)+72+max(v)+K4;
            dmax=(K3+cer(i-1)+72)-cer(i);
            dmin=dmax;

        end
    end
end

```

```

end
end

Iw(i)=abs(cer(i)-cer(i-1));

if (cer(i)==0 )

    CC=C(1:x-100);

    [M3,K3]=min(CC);
    [M4,K4]=max(CC);

    unn=0.6*un(i-1);%%%%%%%%%%
    upp=0.6*up(i-1);%%%%%%%%%%

    if (M3<unn & M4>upp)
        if K3<K4
            ss=sign(CC(K3:K4));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);
            cer(i)=cer(i-1)+72+max(v)+K3;
            dmax=(K4+cer(i-1)+72)-cer(i);
            dmin=dmax;
        elseif K4<K3
            ss=sign(CC(K4:K3));
            d=diff(ss);
            v=find(d~=0);
            cer(i)=cer(i-1)+72+max(v)+K4;
            dmax=(K3+cer(i-1)+72)-cer(i);
            dmin=dmax;
        end
    end
end
if (cer(i)==0)
    cer(i)=cer(i-1)+Ip;
end

up(i)=0.5*up(i-1)+0.2*M4;
un(i)=0.5*un(i-1)+0.2*M3;

cer;

Iw(i)= abs(cer(i)-cer(i-1));
Ip=sum(Iw)/i;
dat=cer(i)+72+Iw(i)+360;

```

```
%%%%%%%%%%
```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%buscamos el qrs toda la señal
%onda QRS

G=cwt(s(cer(i)-100:cer(i)+100),8:8,'bior3.9');
v=0;

%para el fin del S
[M5,K5]=min(G(100+dmax:115+dmax));
[M6,K6]=max(G(100+dmax:115+dmax));

K5=K5+99+dmax;
K6=K6+99+dmax;
if K5<K6
    hbo=31;
    ss=sign(G(K5:K6));
    d=diff(ss);
    if d==0
        v=1;
    elseif d~=0
        v=find(d~=0);
    end
    cerS(i)=cer(i)+max(v)+dmax;
    fins(i)=cer(i)+dmax+v+(K6-(K5+max(v)))+5;
elseif K6<K5
    hbo=32;
    ss=sign(G(K6:K5));
    d=diff(ss);
    if d==0
        v=1;
    elseif d~=0
        v=find(d~=0);
    end
    cerS(i)=cer(i)+max(v)+dmax;
    fins(i)=cer(i)+dmax+v+(K5-(K6+max(v)))+5;
end

%para el inicio Q
[M5,K5]=min(G(100-(dmin+7.5):100-dmin));
[M6,K6]=max(G(100-(dmin+7.5):100-dmin));

K5=99-(dmin+8-K5);
K6=99-(dmin+8-K6);
if K5<K6
    hbo=33;
    ss=sign(G(K5:K6));
    d=diff(ss);
    if d==0
        v=1;
    elseif d~=0
        v=find(d~=0);
    end
end

```

```

cerQ(i)=cer(i)-(100-(K5+min(v)));
iniq(i)=cer(i)-(100-K5)-4;
elseif K6<K5
hbo=34;
ss=sign(G(K6:K5));
d=diff(ss);
if d==0
v=1;
elseif d~=0
v=find(d~=0);
end
cerQ(i)=cer(i)-(100-(K6+min(v)));
iniq(i)=cer(i)-(100-K6)-4;

end

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

tqrs(i)=(fins(i)-iniq(i))/360;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

if Ip<180
fin=180;
elseif Ip<=255
ini=36;
fin=0.7*Ip;
elseif Ip>255
ini=50.47;
fin=180;
end

C=cwt(s(cer(i):cer(i)+fin),32:32,'bior3.9');
[MT,PT]=max(C(ini+25:fin-55));
[MIT,PMT]=min(C(ini+25:fin-55));

PT=ini+PT+25;
PMT=ini+PMT+25;

if PT<PMT
hboi=35;
ss=sign(C(PT:PMT));
d=diff(ss);
if d==0
v=(PMT+PT)/2-PMT;
elseif d~=0
v=find(d~=0);
end

cerT(i)=min(v)+PT+cer(i);

```

```

        pfin=PMT+cer(i);
        pini=PT+cer(i);
elseif PMT<PT

        hboi=36;
        ss=sign(C(PMT:PT));
        d=diff(ss);
        if d==0
            v=(PMT+PT)/2-PMT;
        elseif d~=0
            v=find(d~=0);
        end
        cerT(i)=min(v)+PMT+cer(i);
        pfin=PT+cer(i);
        pini=PMT+cer(i);
    end
    %inicio onda t
    %inicio de la onda T

    tfin(i)=(pfin+1.5*((pfin)- cerT(i)))-20;
    tini(i)=(pini-abs(1.5*((pini)- cerT(i))))-11;

end
clc
%disp('Ubicación Onda R'),
cer(20)-(iniq(20)-50)
%disp('Inicio QRS'),
iniq(20)
%disp('Fin QRS'),
fins(20)-(iniq(20)-50)
%disp('tiempo qrs'),
sum((fins-iniq)/360)/i
%disp('Inicio Onda T'),
tini(20)-(iniq(20)-50)
%disp('Fin Onda T'),
tfin(20)-(iniq(20)-50)
%disp('tiempo onda t'),
sum((tfin-tini)/360)/i
%disp('Intervalo RR'),
rr=Ip/360
%disp('Frecuencia cardiaca pul/min'),
60/rr

time=length(s)/360

durT = (tfin-tini)/360;
Iw=Iw/360;

% Variable que devuelve la función
ecg = [Iw;tqrs;durT];
ecg = ecg(:,2:end);

%guarda el workspace para utilizarlo en la red
save vectorecg

```

Anexó B.

Programa fuente para el entrenamiento de la red neuronal

```
close all,clc

load vector
nd = size(ecg,1);

y = ecg;
for k=1:nd-3,
    [y(k,:), min(k,:), max(k,:)] = premnmx(y(k,:));
end

y = y(:,randperm(size(y,2))); %revolver la matriz

N = size(y,2);

ne = round(0.6*N);
nt = round(0.8*N);
Pe = y(1:nd-3,1:ne); % este vector almacena el 60% de los valores
de las entradas para entrenamiento
Te = y(nd-2:nd,1:ne); % este vector almacena el 60% de los valores
de las salidas para entrenamiento
Pv = y(1:nd-3,ne+1:nt);% este vector almacena el 20% de los valores
de las entradas para validación
Tv = y(nd-2:nd,ne+1:nt); %este vector almacena el 20% de los
valores de las salidas para validación
Pt = y(1:nd-3,nt+1:end);% este vector almacena el 20% de los
valores de las entradas para prueba
Tt = y(nd-2:nd,nt+1:end); % este vector almacena el 20% de los
valores de las salidas para prueba

%[Pen,minPe,maxPe] = premnmx(Pe); se normaliza nuevamente el vector
de entrada, en este punto cambian los valores
[Ten,minTe,maxTe] = premnmx(Te); %se normaliza nuevamente el vector
de salida, no es necesario

Pen = Pe;
Ten = Te;
minPe = min;
maxPe = max;

Pvn = Pv;
[Tvn] = trammx(Tv,minTe,maxTe);% deben estar transformadas usando
la misma normalización

Ptn = Pt;
```

```

[Ttn] = trammx(Tt,minTe,maxTe);

V.P = Pvn;
V.T = Tvn;

red = newff (minmax(Pen), [15 3],{'tansig', 'tansig'});

%red.trainfcn = 'traingda';           % Algoritmo de entrenamiento
%red.trainparam.lr = 0.015;          % Rata de aprendizaje
%red.trainparam.lr_inc = 1.9;        % Incremento rata de
aprendizaje
%red.trainparam.lr_dec = 0.1;        % Incremento rata de
aprendizaje
red.trainparam.epochs = 500;

red.trainparam.goal = 1e-10;         % error promedio
red.trainparam.show = 1;

tic
figure
red = train(red,Pen,Ten,[],[],V);
toc

ff = sim(red,Ptn);

% Ajuste de las salidas a los valores reales

ffr = postmnmx(ff,minTe,maxTe);%post procesa los datos normalizados
ffr=ff
[m,res] = max(ff); %/0.58
[m,dat] = max(Tt);
vecerr = find(res~=dat)
error = length(vecerr)*100/length(ffr)

```

Anexó C.

Programa fuente para la deteccion de arritmias

cardiacas

```
run programa

clc

load vectorecg %se lee el vector obtenido al analizar cada
                %uno de las ondas de la señal ECG
dato = ecg;

load redentrenada % se lee la Red entrenada previamente

Dn = trammx(dato,minPe,maxPe); % Normalización de los datos

rta = sim(red,Dn); % Cálculo de las salidas de la red

rtatotal = sum(rta,2)/size(rta,2); % Promedia las respuestas por
clase (fila)
pos = find(rtatotal>0.15);%busca respuestas por encima de un umbral
para evitar errores

if pos == [];
    clc
    tfinal='NO SE IDENTIFICO LA ARRITMIA';
else
    [m,clase] = max(rtatotal);
    if clase == 1,
        tfinal='CONTRACCIONES VENTRICULARES PREMATURAS';
    elseif clase == 2,
        tfinal='RITMO IDIOVENTRICULAR ACELERADO';
    elseif clase == 3
        tfinal='TAQUICARDIA SINUSOIDAL';
    end
end

%lo siguiente se utiliza para mostrar la respuesta en %pantalla
tanto del tipo de arritmia como la frecuencia %cardiaca

units= ' ppm'
frecuencia =round(60/rr)

HH = findobj(gcf,'Tag','tfinal');
set(HH,'String',tfinal)
kk=findobj(gcf,'Tag','PPM');
set(kk,'String',[num2str(frecuencia) units])
clc
```

Anexó D

Programa fuente para la interfaz grafica

```
function fig = listo()
% This is the machine-generated representation of a Handle %
Graphics object
% and its children. Note that handle values may change when %
these objects
% are re-created. This may cause problems with any callbacks %
written to
% depend on the value of the handle at the time the object % was
saved.
% This problem is solved by saving the output as a FIG-file.
%
% To reopen this object, just type the name of the M-file at % the
MATLAB
% prompt. The M-file and its associated MAT-file must be on % your
path.
%
% NOTE: certain newer features in MATLAB may not have been %
saved in this
% M-file due to limitations of this format, which has been %
superseded by
% FIG-files. Figures which have been annotated using the % plot
editor tools
% are incompatible with the M-file/MAT-file format, and %
should be saved as
% FIG-files.

load listo

h0 = figure('Color',[0 0.501960784313725 0.752941176470588], ...
'Colormap',mat0, ...
'FileName','C:\MATLABR11\work\listo.m', ...
'PaperPosition',[18 180 576 432], ...
'PaperUnits','points', ...
'Position',[8 50 796 502], ...
'Tag','Fig1', ...
'ToolBar','none');
h1 = axes('Parent',h0, ...
'Box','on', ...
'CameraUpVector',[0 1 0], ...
'Color',[1 1 1], ...
'ColorOrder',mat1, ...
'Position',[0.2148241206030151 0.4427184466019418
0.6080402010050251 0.4174757281553398], ...
```

```

        'Tag', 'Axes1', ...
        'XColor', [0 0 0], ...
        'YColor', [0 0 0], ...
        'ZColor', [0 0 0]);
h2 = line('Parent', h1, ...
        'Color', [0 0 1], ...
        'Tag', 'Axes1Line1', ...
        'XData', 1, ...
        'YData', 0);
h2 = text('Parent', h1, ...
        'Color', [0 0 0], ...
        'HandleVisibility', 'off', ...
        'HorizontalAlignment', 'center', ...
        'Position', [0.997929606625259 -1.229665071770335
17.32050807568877], ...
        'Tag', 'Axes1Text4', ...
        'VerticalAlignment', 'cap');
set(get(h2, 'Parent'), 'XLabel', h2);
h2 = text('Parent', h1, ...
        'Color', [0 0 0], ...
        'HandleVisibility', 'off', ...
        'HorizontalAlignment', 'center', ...
        'Position', mat2, ...
        'Rotation', 90, ...
        'Tag', 'Axes1Text3', ...
        'VerticalAlignment', 'baseline');
set(get(h2, 'Parent'), 'YLabel', h2);
h2 = text('Parent', h1, ...
        'Color', [0 0 0], ...
        'HandleVisibility', 'off', ...
        'HorizontalAlignment', 'right', ...
        'Position', [-0.7122153209109732 1.660287081339713
17.32050807568877], ...
        'Tag', 'Axes1Text2', ...
        'Visible', 'off');
set(get(h2, 'Parent'), 'ZLabel', h2);
h2 = text('Parent', h1, ...
        'Color', [0 0 0], ...
        'HandleVisibility', 'off', ...
        'HorizontalAlignment', 'center', ...
        'Position', mat3, ...
        'Tag', 'Axes1Text1', ...
        'VerticalAlignment', 'bottom');
set(get(h2, 'Parent'), 'Title', h2);
h1 = uicontrol('Parent', h0, ...
        'Units', 'points', ...
        'BackgroundColor', [1 1 1], ...
        'Callback', mat4, ...
        'Position', [12.75 199.5 84.75 104.25], ...
        'String', mat5, ...
        'Style', 'listbox', ...
        'Tag', 'Listbox1', ...
        'Value', 2);
h1 = uicontrol('Parent', h0, ...

```

```

    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0 0.501960784313725 0.752941176470588], ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[168.75 336.75 279 14.25], ...
    'String','MONITORIZACION DE LA SEÑAL ELECTROCARDIOGRARFICA', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText1');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0 0.501960784313725 0.752941176470588], ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[33 311.25 45 10.5], ...
    'String','DATOS', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText2');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0 0.501960784313725 1], ...
    'Callback',mat6, ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[500.8125 263.25 75.75 15], ...
    'String','RUN', ...
    'Tag','Pushbutton1');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0 0.501960784313725 0.752941176470588], ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[324 102 203.25 21], ...
    'String','EL TIPO DE ARRITMIA QUE SE IDENTIFICO EN LA SEÑAL ECG
FUE', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText8');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0 0.501960784313725 1], ...
    'Callback','close(gcf)', ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[500.4375 231.75 76.5 16.5], ...
    'String','CLOSE', ...
    'Tag','Pushbutton4');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0.925490196078431 0.913725490196078
0.847058823529412], ...
    'BusyAction','cancel', ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[325.5 76.5 200.25 15], ...
    'Style','text', ...
    'Tag','tfinal');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0.925490196078431 0.913725490196078
0.847058823529412], ...
    'ListboxTop',0, ...

```

```

        'Position',[93 106.5 208.5 16.5], ...
        'String','TIPOS DE ARRITMIAS A IDENTIFICAR', ...
        'Style','text', ...
        'Tag','StaticText4');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[93 91.5 208.5 15], ...
    'String','1. CONTRACCIONES VENTRICULARES PREMATURAS', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText5');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[93 76.5 208.5 15], ...
    'String','2. RITMO IDIOVENTRICULAR ACELERADO', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText6');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0.925490196078431 0.913725490196078
0.847058823529412], ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[93 60 208.5 16.5], ...
    'String','3. TAQUICARDIA SINUSOIDAL', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText7');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0.874509803921569 0.901960784313726
0.8901960784313731], ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[431.25 303.75 45 15], ...
    'String','PPM', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','StaticText3');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0.874509803921569 0.901960784313726
0.8901960784313731], ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[431.25 288.75 45 15], ...
    'String','0 ppm', ...
    'Style','text', ...
    'Tag','PPM');
h1 = uicontrol('Parent',h0, ...
    'Units','points', ...
    'BackgroundColor',[0 0.501960784313725 1], ...
    'Callback',mat7, ...
    'ListboxTop',0, ...
    'Position',[501.1875 201.75 75 15], ...
    'String','CLEAR', ...
    'Tag','Pushbutton2');
if nargout > 0, fig = h0; end

```