

**SISTEMA DE RECONOCIMIENTO Y DIAGNÓSTICO DE ARRITMIAS
CARDIACAS APLICADO A LA IDENTIFICACIÓN DE
TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS ANCHOS A PARTIR DEL
ELECTROCARDIOGRAMA**

OSCAR JAVIER OLARTE RODRÍGUEZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA
Y TELECOMUNICACIONES
MAESTRÍA EN INGENIERÍA. ÁREA INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMAGA
2007**

**SISTEMA DE RECONOCIMIENTO Y DIAGNÓSTICO DE ARRITMIAS
CARDÍACAS APLICADO A LA IDENTIFICACIÓN DE
TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS ANCHOS A PARTIR DEL
ELECTROCARDIOGRAMA**

Trabajo de Investigación desarrollado como requisito parcial para acceder al título de
MAGÍSTER EN INGENIERÍA EN EL ÁREA DE ELECTRÓNICA

OSCAR JAVIER OLARTE RODRÍGUEZ

DIRECTOR

MSc. DANIEL ALFONSO SIERRA BUENO

CODIRECTORES

MD. OSCAR LEONEL RUEDA OCHOA

MSc. JAIME GUILLERMO BARRERO PEREZ

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA
Y TELECOMUNICACIONES
MAESTRÍA EN INGENIERÍA. ÁREA INGENIERÍA ELECTRÓNICA
BUCARAMAGA
2007**

A mis padres, por enseñarme el valor de cada cosa

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mis agradecimientos a Daniel Alfonso Sierra Bueno, por su orientación y dirección siempre oportuna a lo largo del trabajo de investigación, y en especial por su amistad y confianza.

A Oscar Leonel Rueda Ochoa, por sus indicaciones y apoyo.

A la Universidad Industrial de Santander, a la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones UIS , a la Escuela de Medicina UIS y a los grupos de investigación CEMOS y electrocardiografía UIS.

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCIÓN	1
1. VALOR DIAGNÓSTICO DEL ELECTROCARDIOGRAMA EN PRESENCIA DE TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS QRS ANCHOS (WCT)	3
1.1 HALLAZGOS ELECTROCARDIOGRÁFICOS	3
1.1.1 DURACIÓN DEL COMPLEJO QRS	5
1.1.2 FRECUENCIA Y RITMO	5
1.1.3 LATIDOS DE CAPTURA Y FUSIÓN	6
1.1.4 EJE DEL PLANO FRONTAL	6
<i>1.1.4.1 Derivaciones Bipolares de Extremidades</i>	6
<i>1.1.4.2 Derivaciones Unipolares de Extremidades</i>	7
1.1.5 PATRÓN CONCORDANTE A TRAVÉS DE LAS DERIVACIONES PRECORDIALES	8
1.1.6 COMPLEJOS RS	9
1.1.7 DISOCIACIÓN AURICULOVENTRICULAR (AV)	9
1.1.8 CRITERIOS MORFOLÓGICOS EN PRESENCIA DE MORFOLOGÍA DE BLOQUEO DE RAMA DERECHA E IZQUIERDA EN V1 Y V6	11
1.2 ANÁLISIS MULTIVARIABLE	14
1.2.1 ALGORITMO DE BRUGADA <i>ET AL.</i>	15
1.2.2 PROCEDIMIENTO DE MILLER <i>ET AL.</i>	16
1.2.3 DIAGNÓSTICO BAYESIANO POR LAU <i>ET AL.</i>	16
1.2.4 MÉTODO DE GRIFFITH <i>ET AL.</i>	18
1.3 DISCUSION	19
2. DETERMINACIÓN DE LOS PARÁMETROS ASOCIADOS AL FILTRO WAVELET POR UMBRALIZACIÓN APLICADO A FILTRADO DE INTERFERENCIAS ELECTROCARDIOGRÁFICAS	21
2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	22
2.1.1 TIPOS DE RUIDO ELECTROCARDIOGRÁFICO	22
2.1.2 TRANSFORMADA WAVELET	23
<i>2.1.2.1 Transformada Wavelet Continua</i>	24
<i>2.1.2.2 Transformada Wavelet Semi-discreta</i>	25
<i>2.1.2.3 Transformada Wavelet Discreta</i>	25
<i>2.1.2.3.1 TW Discreta con Diezmado. (DWT)</i>	26
<i>2.1.2.3.2 TW Invariante al Desplazamiento (SWT)</i>	26
2.1.3 FILTRADO WAVELET	27
<i>2.1.3.1 Filtrado por Umbral o Shinkage</i>	27
<i>2.1.3.2 Umbralización</i>	28
<i>2.1.3.3 Selección del Umbral (λ)</i>	29
<i>2.1.3.4 Escalamiento del Umbral</i>	30
<i>2.1.3.5 Varianza con el desplazamiento en la TW discreta, implicaciones prácticas para el proceso de filtrado</i>	30
<i>2.1.3.6 Selección de la Familia Wavelet</i>	33
<i>2.1.3.7 Número de Niveles de Descomposición.</i>	34
2.2 IMPLEMENTACIÓN Y DESARROLLO	36
2.2.1 SELECCIÓN DEL UMBRAL	37
2.2.2 SELECCIÓN DE LA FAMILIA WAVELET	39
2.3. DISCUSIÓN	41
3. SELECCIÓN DE UNA FAMILIA WAVELET ÓPTIMA PARA LA EXTRACCIÓN DE PROPIEDADES EN EL ECG	43

3.1 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS A TRAVÉS DE LA PRIMERA DERIVADA. (CRUCES POR CERO)	44
3.2 COMPORTAMIENTO EN FRECUENCIA DE LOS FILTROS WAVELET Y ACCIÓN DE SUS OSCILACIONES EN LA TRANSFORMADA	46
3.2.1. DISCRIMINACIÓN DE LA TRANSFORMADA WAVELET EN BANDAS DE FRECUENCIA	47
3.2.2. ACCIÓN DE LAS OSCILACIONES Y SIMETRÍA DE LAS FAMILIAS WAVELETS	51
3.3 DISCUSIÓN	53
4. IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE CARACTERÍSTICAS ORIENTADO A TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS ANCHOS (WCT)	54
4.1. PROCESO DE DETECCIÓN Y DELINEAMIENTO DE COMPLEJOS QRS	55
4.1.1 CORRECCIÓN DEL DESPLAZAMIENTO DE FASE	55
4.1.2 ANÁLISIS DEL CONTENIDO FRECUENCIAL PARA COMPLEJOS ANCHOS.	58
4.1.3 DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS	61
<i>4.1.3.1 Ventana de Inclusión:</i>	62
<i>4.1.3.2 Periodo Refractario</i>	62
<i>4.1.3.3 Proceso de Rebúsqueda</i>	63
4.1.4 DELINEAMIENTO DE COMPLEJOS QRS	65
<i>4.1.4.1 Detección de Puntos Laterales.</i>	65
<i>4.1.4.2 Establecimiento del Inicio y Fin del Complejo QRS.</i>	65
<i>4.1.4.3 Corrección de Línea Iso-eléctrica.</i>	67
4.2 DESARROLLO DEL PROCEDIMIENTO DE LAU ET AL (DIAGNÓSTICO BAYESIANO)	67
4.2.1 SISTEMA DE MEDICIÓN DEL ANCHO DEL COMPLEJO QRS	68
4.2.2 SISTEMA DE DETERMINACIÓN Y CLASIFICACIÓN DEL EJE ELÉCTRICO DEL COMPLEJO QRS EN EL PLANO FRONTAL	68
<i>4.2.2.1 Clasificación del Eje Eléctrico Como Medida Diagnóstica de WCT</i>	69
4.2.3 SISTEMA PARA ESTABLECER EL TIPO DE MORFOLOGÍA DE BLOQUEO DE RAMA	70
4.2.4 SISTEMA DE CLASIFICACIÓN DE MORFOLOGÍAS DEL COMPLEJO QRS	72
<i>4.2.4.1 Clasificación por Número y Disposición de Puntos Singulares del Complejo</i>	72
<i>4.2.4.2 Clasificación por Comparación de Formas-Base.</i>	73
<i>4.2.4.3 Clasificación por Redes Neuronales</i>	78
4.3 DESEMPEÑO DEL SISTEMA	81
4.3.1 DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN DE COMPLEJOS	81
4.3.2 DESEMPEÑO DE DETECCIÓN DEL ANCHO DEL COMPLEJO	82
4.3.3 DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE DETERMINACIÓN Y CLASIFICACIÓN DEL EJE ELÉCTRICO DEL COMPLEJO QRS	84
4.3.4 DESEMPEÑO DEL SISTEMA PARA ESTABLECER EL TIPO DE MORFOLOGÍA DE BLOQUEO DE RAMA	85
4.3.5 DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE CLASIFICACIÓN DE MORFOLOGÍAS DEL COMPLEJOS QRS	86
5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	88
5.1 CONCLUSIONES	88
5.2 TRABAJOS FUTUROS	92
BIBLIOGRAFÍA	93

LISTADO DE FIGURAS

	Pág
Figura 1.1 Latidos de Captura y Fusión	6
Figura 1.2 Dirección Vectorial y Sistema Triaxial	7
Figura 1.3. Generación de concordancia negativa y positiva.	8
Figura 1.4. Patrón morfológico de conducción normal en derivaciones precordiales.	11
Figura 1.5. Patrón morfológico de RBBB en las derivaciones V1 y V6.	12
Figura 1.6. Patrón morfológico de LBBB en las derivaciones V1 y V6.	13
Figura 1.7 Criterios morfológicos en las derivaciones V1 y V6	14
Figura 1.8 Algoritmo de Brugada.	16
Figura 2.1 Representación de la TW como celdas tiempo – escala (frecuencia).	24
Fig. 2.2. Algoritmo de descomposición de la DWT a través de banco de filtros	26
Figura 2.3. <i>Algorithme à trous</i> para el desarrollo de la DWT sin necesidad de diezmado	26
Figura 2.4. Error cuadrático medio del proceso de filtrado por medio de DWT, con umbral SURE y escalamientos <i>one</i> , <i>sln</i> y <i>mln</i> .	31
Figura 2.5. Filtrado con umbral SURE bajo los tres tipos de escalamiento.	32
Figura 2.6 Comparación de ponderación de umbral SQT.	38
Figura 2.7 Comparación de ponderación de umbral SURE	38
Figura 2.8. Comparación de los métodos SURE y SQT con ponderación <i>sln</i>	39
Figura 2.9. Comparaciones múltiples por método <i>TUKEY-KRAMER</i>	40
Figura 2.10. Error Cuadrático Medio - Promedio para las funciones <i>db6</i> , <i>sym6</i> , <i>coif2</i> y <i>bior3.5</i> en el desarrollo del proceso de filtrado.	40
Figura 3.1 Descripción del proceso de detección de cruces por cero.	40
Figura 3.2 Proceso de cruces por cero	44
Figura 3.3. Comportamiento de Cruces por cero ante movimiento de línea base.	45
Figura 3.4. Comportamiento de Cruces por cero ante ruido de alta frecuencia.	46
Figura 3.5 Descomposición wavelet sobre una señal electrocardiográfica contaminada con ruido.	46
Figura 3.6 Formas de onda de las <i>wavelet</i> empleadas	49
Figura 3.7. Comportamiento de las ondulaciones laterales I.	51
Figura 3.8 Comportamiento de las ondulaciones laterales II	52
Figura 4.1. Efecto en desplazamiento del cruce por cero	53
Figura 4.2. Resultados de cruce por cero empleando los filtros desplazados	56
Figura 4.3. Respuesta de aproximación de filtros desplazados	57
Figura 4.4 Comportamiento del desplazamiento del cruce por cero utilizando los filtros originales y desplazados	57
Figura 4.5. Espectro de potencia Relativo del ECG y sus componentes	58
Figura 4.6. Espectro promedio de datos normalizados para complejos anchos y angostos	59
Figura 4.7. Respuesta en frecuencia de los filtros <i>Cuadratic Spline</i>	60
Figura 4.8. Detección de complejos sintéticos de 210 ms. de duración	62
Figura 4.9 Influencia del periodo refractario en la detección de complejos QRS.	63
Figura 4.10. Disposición de las Ventanas de Inclusión y Refractaria	63

Figura 4.11. Diagrama de flujo del Proceso de detección de complejos QRS usando los procesos de protección.	64
Figura 4.12. Ejemplos de detección y delineamiento del complejo QRS	66
Figure 4.13. Ejemplo de corrección de la línea isoeletrica.	67
Figura 4.14. Ejemplo de extracción de los complejos y picos de las ondas en derivaciones frontales bipolares	69
Figura 4.15. Sectores diagnósticos según Lau <i>et al</i>	69
Figure 4.16. Comportamiento de puntos singulares en señal original y primera aproximación y segundo detalle <i>wavelet</i>	71
Figura 4.17. Errores particulares en el método de clasificación por puntos singulares.	73
Figura 4.18. Plantilla de formas Base.	74
Figura 4.19. Corrección de la Réplica de Singularidades	75
Figura 4.20. Resultado del proceso de clasificación por comparación (correlación Detalles).	75
Figura 4.21. Resultado del proceso de clasificación por comparación para las aproximaciones	76
Figura 4.22. Plantilla finalmente utilizada para el proceso de comparación por correlación	77
Figura 4.23. Agrupamiento en clasificación por correlación de detalles y aproximación	78
Figura 4.24. Sistemas Neuronales Implementados para clasificación del tipo de morfología del complejo QRS	79
Figura 4.25. Convergencia del procedimiento de entrenamiento de las redes neuronales para clasificación de morfologías.	80
Figura 4.26. Un ejemplo de localización y fallo en la detección de complejos QRS	82
Figura 4.27. Detección correcta de complejos	83
Figura 4.28. Algunos errores frecuentes en la detección del inicio y fin del complejo	83
Figura 4.29. Complejos donde la diferencia entre el ancho indicado por el médico y el sistema puede no considerarse importante.	83
Figura 4.30. Detección de inicio y fin en complejos anchos	84
Figura 4.31 Ejemplo de falsos negativos en determinación de morfología de bloqueo	86
Figura 4.32 Ejemplo de falsos positivos en determinación de morfología de bloqueo	86
Figura 4.33. Respuesta de Red al conjunto de datos de validación	87

LISTADO DE TABLAS

	Pág
TABLA 1.1. Sensibilidad y Especificidad de los criterios diagnósticos en WCT	15
TABLA 1.2 Criterios Diagnósticos Incluidos en el Diagnóstico Bayesiano y su LR	17
TABLA 1.3 Tasas de Coincidencia Total en Tres Observadores Para las Propiedades ECG en el Algoritmo Bayesiano de Lau <i>et al.</i>	19
TABLA 2.1 Familias <i>wavelet</i> seleccionadas para el proceso de filtrado.	34
TABLA 2.2 Bandas de Frecuencia Características de un ECG	35
TABLA 2.3 Componentes frecuenciales de las interferencias del ECG	35
TABLA 2.4 Frecuencias de corte de -3dB para los 10 primeros niveles de las <i>wavelets</i> seleccionadas en el proceso de filtrado	36
TABLA 3.1 Frecuencias de corte de -3dB para las escalas 1 a 5 de descomposición para las <i>wavelets</i> seleccionadas en la selección de una óptima	48
TABLA 4.1. Clasificación del Eje Eléctrico Como Medida Diagnóstica de WCT	70
TABLA 4.2 Mapa de Clasificación de las Morfologías Diagnósticas de WCT	72
TABLA 4.3 Disposición y cambios de signo para las morfologías diagnósticas.	72
TABLA 4.4 Comparación de Resultados del Eje Eléctrico y sector calculados por el médico y por el sistema implementado	85

RESUMEN

TÍTULO: SISTEMA DE RECONOCIMIENTO Y DIAGNÓSTICO DE ARRITMIAS CARDIACAS APLICADO A LA IDENTIFICACIÓN DE TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS ANCHOS A PARTIR DEL ELECTROCARDIOGRAMA*

AUTOR: Oscar Javier Olarte Rodríguez**

PALABRAS CLAVE: Electrocardiografía, complejos anchos, WCT, *wavelet*, redes neuronales, detección automática, *shrinkage*.

DESCRIPCIÓN:

El diagnóstico diferencial de taquicardias de complejos anchos se realiza mediante reconocimiento del comportamiento cardiaco sobre el electrocardiograma, empleando alguno de los procedimientos existentes desarrollados en estudios clínico-fisiológicos, que si bien ostentan niveles altos de sensibilidad y especificidad, su carácter subjetivo impide la reproducción de resultados. De esta forma, el presente trabajo tiene por objeto contribuir al desarrollo de una herramienta software que sirva de soporte al diagnóstico de esta enfermedad.

Para obtener las mejores prestaciones, se realiza un estudio de los parámetros implicados en un sistema de acondicionamiento de la señal con base en transformada *wavelet* (TW), y se establece, un sistema de filtrado por umbralización empleando la TW sin diezmado y función biortogonal 3.5.

El proceso de análisis de la señal cardiaca se desarrolla por la metodología de cruces por cero con TW. Por tal motivo, se analiza la discriminación de la información en bandas de frecuencia, el efecto de la simetría y el efecto de las ondulaciones en la identificación de elementos de diversas familias *wavelet*. Basados en este análisis se concluye que las funciones *quadratic Spline* y biortogonal 3.1 son adecuadas para el proceso.

Generado el anterior marco, se procedió a desarrollar los siguientes sistemas: sistema de cómputo de la duración del complejo, sistema de determinación del eje eléctrico del QRS, sistema de determinación de morfología de bloqueo de rama y sistema de clasificación de morfologías del complejo QRS. La técnica empleada se basó en detección de cruces por cero y valores singulares (máximos y mínimos) en la TW. Por otro lado, el sistema de clasificación se desarrolla con base en redes neuronales artificiales. El desempeño alcanzado por los sistemas acá numerados, en cada caso se encuentra sobre el 87% de sensibilidad y valor predictivo positivo, y error cuadrático medio menor a 25.2 ms.

* Trabajo de Investigación

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, Maestría en Ingeniería. Área Ingeniería Electrónica.

Director: Daniel Alfonso Sierra Bueno.

SUMMARY

TITLE: SYSTEM OF RECOGNITION AND DIAGNOSIS OF HEART ARRHYTHMIAS APPLIED TO THE IDENTIFICATION OF BROAD COMPLEX TACHYCARDIA FROM THE ELECTROCARDIOGRAM*

AUTHOR: Oscar Javier Olarte Rodríguez**

KEY WORDS: Electrocardiography, broad complex tachycardia, WCT, wavelet, neuronal network, self - detection, shrinkage.

DESCRIPTION:

The differential diagnosis of broad complex tachycardia is carried out in the course of the recognition of the cardiac behavior in the electrocardiogram, using some of the procedures developed in clinical-physiologic studies. These studies are evidence for high levels of sensibility and specificity, but this subjective character impedes the reproduction of results. The objective of this work is to contribute to the development of software which is used as a support in order to diagnose this disease.

To obtain the best benefits, a study of the implied parameters into a pre - processing system based on wavelet transform (WT) is carried out. And it sets up a system of thresholding denoising using the undecimated WT and biortogonal function 3.5.

The process of analysis of the cardiac signal is developed by zero crossings methodology in combination with WT. For this reason, are analyzed the discrimination of the information in frequency band, the effect of the symmetry, and the effect of the undulations in the identification of elements in different wavelet families. As a conclusion of this are established that the quadratic Spline and biortogonal3.1 functions are appropriate for the development.

The development systems are: calculation system of the length of the complex, system of determination of the electric QRS axis, system of determination of bundle branch block morphology, and classification system of morphologies of the QRS complex. The technique applied is based on zero crossings detection and singular points (maximum and minimum) in the WT. On the other hand, the classification system is developed based on artificial neuronal networks. The performance reached by these systems, in relation to the sensibility and positive predictive value are over 87% and mean quadratic error under 25.5 ms.

* Trabajo de Investigación

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, Maestría en Ingeniería. Área Ingeniería Electrónica.

Director: Daniel Alfonso Sierra Bueno.

INTRODUCCIÓN

A pesar de los avances en electrocardiografía, la mortalidad por enfermedad cardiovascular es aún responsable de muchos de los decesos en el mundo. Por ello, lograr un diagnóstico cardiovascular exacto es una de las tareas más importantes del médico. El electrocardiograma es una descripción gráfica de la actividad eléctrica del corazón registrada desde la superficie corporal y es elemento básico en el diagnóstico de todas las formas de enfermedad cardíaca. No obstante, para indicar un diagnóstico anatómico - fisiológico es indispensable una historia clínica cuidadosa, el examen físico detallado, junto con el electrocardiograma y la radiografía del tórax [Mudge 1998].

Uno de los problemas más comunes que se encuentran en clínica es la interpretación y clasificación de los trastornos del ritmo cardíaco, denominadas arritmias. Algunas de éstas requieren un esfuerzo mínimo para el correcto diagnóstico, mientras que otras, escapan muchas veces a detalladas inspecciones por parte del cuerpo médico.

Dentro de las múltiples lesiones o patologías cardíacas, un tema cardinal es la evaluación de pacientes que acuden a los centros de emergencia con taquicardias en las que el electrocardiograma muestra una morfología del QRS que supera la duración normal [Wellens 2001]. Estas son conocidas como taquicardias de complejos QRS anchos (WCT) y dependiendo de su origen se clasifican como Taquicardia Ventricular (TV), si se origina por debajo del tronco del Haz de Hiz, o Taquicardia Supraventricular si están involucradas estructuras superiores al tronco del Haz de Hiz.

El diagnóstico diferencial de esta patología se lleva a cabo por medio del reconocimiento de criterios basados en el electrocardiograma de superficie, que dependiendo de su presencia o ausencia, llevan al diagnóstico diferencial de las WCT. Si bien existen diversas metodologías para desarrollar el diagnóstico, varios estudios han mostrado falta de reproductibilidad en los resultados debido al carácter subjetivo de los criterios [Lau 2000], [Herbert 1996].

El presente trabajo tiene por objeto caracterizar la señal electrocardiográfica mediante una herramienta software para evaluar criterios relacionados con el diagnóstico diferencial de WCT con el propósito de

contribuir a un primer sistema que sirva de soporte al diagnóstico diferencial de esta enfermedad y/o a implementaciones futuras. Se indica el presente trabajo como primer sistema, dado que al momento del desarrollo no se cuenta con literatura que refiera el problema desde un enfoque de sistema de software. El sistema desarrollado se fundamenta en estudios fisiológicos soportados científicamente y que cuentan con elevados niveles de sensibilidad y especificidad.

Para el desarrollo del sistema se hace uso de la transformada *wavelet* (TW) como herramienta base en la discriminación de la información del electrocardiograma, y las redes neuronales artificiales como método de generalización en la clasificación de eventos.

En el presente texto, el capítulo uno expone los criterios empleados en diversos procedimientos diagnósticos, con el propósito de aclarar a qué hacen referencia y determinar sobre cuáles criterios realizar una primera identificación automática con una herramienta software, y/o establecer un marco de referencia para posteriores desarrollos.

El capítulo dos está dedicado a la discusión de los diversos parámetros asociados a un sistema de preprocesamiento basado en filtrado *wavelet* por umbralización, con el propósito de generar un sistema con las mejores prestaciones, y no basado en la idea de cierta similitud entre la función *wavelet* y la señal electrocardiográfica.

El capítulo tres examina el comportamiento de diferentes funciones *wavelet* en la discriminación de información en bandas de frecuencia, y el efecto de su simetría y ondulaciones en la identificación de elementos, mediante el procedimiento de cruces por cero. Este análisis se realiza con base en componentes frecuenciales y accidentes del registro electrocardiográfico.

En el capítulo cuatro se expone la implementación software de los criterios discutidos y seleccionados en el capítulo primero. Se realiza la validación de cada uno de los sistemas así implementados, empleando una serie de registros delineados por un médico especialista en medicina interna de las bases de datos *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database*, *malignant ventricular arrhythmia* y *MIT-BIH arrhythmia database*, disponibles en *physiobank* [PhysioBank 2006].

Finalmente se exponen conclusiones del trabajo y se indican trabajos futuros para complementar y mejorar la herramienta desarrollada.

1. VALOR DIAGNÓSTICO DEL ELECTROCARDIOGRAMA EN PRESENCIA DE TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS QRS ANCHOS (WCT)

Las taquicardias de complejos anchos se definen como un ritmo ventricular mayor a 100 latidos por minuto con complejos de duración mayor o igual a 120 ms. Estas taquicardias pueden tener origen ventricular o supraventricular y diferenciarlo es trascendental, ya que de esto depende el procedimiento inicial para revertir la arritmia y el posterior tratamiento a largo plazo del paciente [Cox 2001], [Edhouse 2002I], [Colin 2004].

En la actualidad existen diversos métodos basados en el electrocardiograma de superficie, para el diagnóstico diferencial de Taquicardias de Complejos Anchos (WCT), los cuales se desarrollan por inspección visual de diversas representaciones sobre el electrocardiograma. Dichos métodos o procedimientos presentan niveles de sensibilidad y especificidad altos, lo que los hace una herramienta aplicable y segura en el procedimiento médico. No obstante, dado que los diferentes criterios son altamente subjetivos, su reproducción y aplicación puede verse reducida [Herbert 1996].

El objetivo del presente capítulo es presentar diversos criterios diagnósticos empleados en diferentes procedimientos, con el propósito de aclarar a qué hacen referencia y determinar sobre cuáles criterios realizar una identificación automática con una herramienta software, y/o establecer un marco de referencia para posteriores desarrollos.

1.1 HALLAZGOS ELECTROCARDIOGRÁFICOS

El ritmo anormal cardíaco se debe a alguna de dos particularidades: la existencia de circuitos eléctricos anormales o la presencia de focos autónomo-automáticos. La existencia de un circuito eléctrico anormal por una vía de conducción anómala, evitando parcial o totalmente las vías normales, permite o evita (en alguna instancia o por completo) la conducción del impulso eléctrico. Por su parte, la

presencia de algún foco autónomo-automático envía pulsos o señales extras de activación eléctrica [Cox 2001]. Por estas causas y dependiendo de la fluidez del impulso eléctrico y/o frecuencia de disparo del foco ectópico, se presentan en el electrocardiograma comportamientos rítmicos que se desvían del patrón normal. Tales ritmos anormales son conocidos como arritmias y se clasifican en bradicardia, si la velocidad de despolarización es menor a 60 latidos por minuto (L/m), y en taquicardia, si es superior a 90 L/m.

En particular, las taquicardias dependiendo de su origen se catalogan como Taquicardias Ventriculares (VT) y Taquicardias Supraventriculares (SVT). Las VT se originan por debajo del tronco del haz de His, y se definen como tres o más latidos ectópicos ventriculares continuos; pueden ser de tres tipos: TV paroxística con frecuencias de 90 a 180 latidos por minuto (L/m), TV de ritmo lento con frecuencias de 60 a 80 L/m y Taquicardias idioventriculares con tasas de 40 a 60 L/m [Edhouse 2002]. Por su parte las SVT son aquellas originadas por encima del haz de His. No obstante, existen taquicardias que usan vías accesorias entre la aurícula y el ventrículo, lo que resulta en un circuito que incorpora ambas cavidades. Por tanto, las SVT se definen como aquellas cuyo origen y movimiento no se confinan al ventrículo. De acuerdo con lo anterior, las SVT pueden ser: Taquicardia Sinusal, Taquicardia Auricular, *Flutter* Auricular, Fibrilación Auricular, Reentrada Nodal y Taquicardias por movimiento circular por vía anómala [Arango 2003] [Gómez 2005].

También es posible clasificar las taquicardias de acuerdo a su presentación electrocardiográfica con respecto a la duración del complejo QRS. De esta forma se tienen las Taquicardias de Complejos Angostos, donde la duración del complejo es menor a 120ms; y las Taquicardias de Complejos Anchos (WCT), con duración mayor de 120ms. La mayoría de taquicardias de complejos anchos que se presentan en las admisiones a urgencias son ventriculares, aproximadamente el 80%. [Miller 2004], [Eckardt 2006], [Colin 2004].

Dentro de las posibles causas de Taquicardias de Complejos anchos (WCT) están: la SVT con bloqueo de rama preexistente (ya sea derecha o izquierda), la SVT ortodrómica, la SVT antidrómica, la existencia de conexiones como las fibras de Mahaim, las SVT como consecuencia de fármacos, las taquicardias ventriculares en sus diferentes modalidades (muscular, fascicular, macroreentrada, idiopática) y finalmente las VT por ritmos ventriculares estimulados por marcapasos.

Diagnosticar el origen de las WCT es un problema importante y aún vigente, no solo como ejercicio electrocardiográfico, sino por su relevancia en la selección de un tratamiento inicial, adecuado para

terminar con el proceso arritmico, y el posterior tratamiento a largo plazo del paciente. Si bien las taquicardias de complejos anchos ventriculares o supraventriculares con bloqueo de rama generan electrocardiogramas similares, la forma más fiable de diferenciarlos es por medio del ECG. Por tanto, es preciso estar familiarizado con los patrones electrocardiográficos de las diversas formas de bloqueos de rama (BR) y con los eventos hallados en TV.

Los siguientes criterios electrocardiográficos han sido sugeridos y/o usados, por diversos autores, para distinguir entre SVT con aberración y VT. [Edhouse 2002I], [Colin 2004], [Brugada 1991], [Wellens 1978], [Wellens 2001], [Miller 2004], [Gómez 2005], [Eckardt 2006], [Aktar 1988], [Edhouse 2002II].

1.1.1 DURACIÓN DEL COMPLEJO QRS.

El ancho del complejo QRS en la VT se relaciona con del sitio de origen de la taquicardia. Si el foco ectópico se encuentra en la pared libre del ventrículo, la secuencia de activación de los ventrículos resultará en un complejo QRS ancho. Ahora, si el origen de la VT se presenta cercano al septum interventricular, dicho complejo no presentará la duración del caso anterior. En el trabajo de Wellens *et al* se encuentra que el 69% de las VT tienen duraciones mayores a 140 ms, donde la morfología de Bloqueo de Rama Izquierda es en general de mayor duración que la morfología de Bloqueo de Rama Derecha [Wellens 1978]. En consecuencia, el diagnóstico probable de TV se realiza si el complejo es mayor a 140 ms en morfología RBBB, y en morfología de LBBB si es mayor a 160 ms. Es claro que este criterio descarta las VT con complejos en el rango de 120 a 140 ms y SVT con complejos QRS más extensos de 140 ms y 160 ms, que se pueden presentar bajo preexistencia de Bloqueo de Rama (BBB) con fibrosis, SVT con conducción AV sobre una vía accesoria y en presencia de fármacos antiarrítmicos [Edhouse 2002I], [Wellens 1978], [Wellens 2001], [Miller 2004], [Lau 2000].

1.1.2 FRECUENCIA Y RITMO.

Wellens *et al* determinaron que las frecuencias cardiacas correspondientes al rango de 170 a 200 L/m, en su mayoría se encuentran en pacientes con SVT, en tanto que el rango de 130 a 170 L/m corresponden a VT [Wellens 1978]. La regularidad del ritmo cardiaco también fue analizada, mostrando que en las VT monomórficas sostenidas el ritmo es regular, donde se permitió una variación menor de 20ms. (exceptuando la presencia de latidos de captura o fusión). Así, si una WCT monomórfica tiene un ritmo irregular el diagnóstico más probable es fibrilación atrial con conducción aberrante o pre-excitación [Edhouse 2002I], [Colin 2004],[Wellens 1978].

1.1.3 LATIDOS DE CAPTURA Y FUSIÓN

Un latido de captura sucede cuando un impulso atrial lleva a la despolarización total ventricular. Por su parte, un latido de fusión ocurre cuando el impulso sinusal, que se dirige a los ventrículos, se fusiona con el impulso creciente en ellos. Como los ventrículos están parcialmente despolarizados, por los impulsos que llegan del sistema His-Purkinje y por los ventriculares, se producirá un QRS intermedio entre un latido normal y los pertenecientes a la taquicardia. Los latidos de captura y fusión, mostrados en la figura 1.1, no se presentan en todas las taquicardias y dan soporte al diagnóstico de taquicardias ventriculares, aunque su ausencia no excluye este diagnóstico [Edhouse 2002I] [Miller 2004] [Arango 2003].

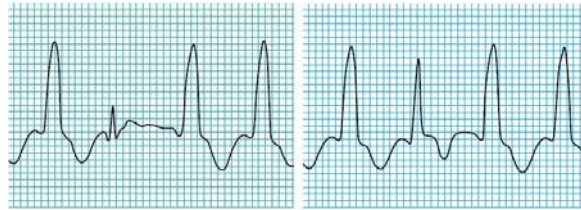


Figura 1.1 Latidos de Captura (izquierda) y Fusión (Derecha). Tomado de [Edhouse 2002 I]

1.1.4 EJE DEL PLANO FRONTAL.

Se utilizan vectores para representar la magnitud y dirección de la corriente. Este vector se localiza en un círculo, cuya mitad superior mide 0° a 180° en sentido anti-horario y se expresa con signo negativo (-). La parte inferior mide de 0° a 180° en sentido horario y se expresa con signo positivo (+). De forma tal que puede ubicarse cualquier vector sobre este plano (Ver figura 1.2).

1.1.4.1 Derivaciones Bipolares de Extremidades

La finalidad de una derivación electrocardiográfica es medir la corriente que va en la dirección marcada por una línea recta que une los electrodos utilizados. En una derivación bipolar de extremidades se coloca el electrodo positivo en una extremidad y el negativo en otra, midiendo la diferencia de potencial entre ambos.

En la derivación DI se ubica el electrodo positivo en el brazo izquierdo y el negativo en el brazo derecho; con esta disposición se mide la corriente que va por el eje de 0° a 180° . La derivación DII tiene el electrodo positivo en la pierna izquierda y el negativo en el brazo derecho, midiendo la corriente que va por el eje de $+60^\circ$ a -120° . La derivación DIII tiene el electrodo positivo en la pierna

derecha y el negativo en el brazo izquierdo, mide la corriente que va por el eje $+120^\circ$ a -60° . De esta forma, si se ubican en un mismo punto los orígenes de cada vector, se obtiene un diagrama conocido como triaxial, en el cual mediante suma vectorial de DI, DII y DIII se determina el eje eléctrico (ver Figura 1.2).

1.1.4.2 Derivaciones Unipolares de Extremidades

Estas derivaciones se idearon para medir la fuerza de potencial eléctrico absoluto de un electrodo positivo en el cuerpo. Por lo tanto se requiere que el otro electrodo sea de potencial cero, lo cual se consigue con la unión de los cables de las extremidades correspondientes a los electrodos negativos, de manera que se anulen sus potenciales respectivos. A estas derivaciones se les llamaron derivaciones V . Así, a la que va en el brazo izquierdo se llamo VL , al brazo derecho VR , y a la pierna izquierda se llamo VF . Estos potenciales al ser ampliados, se agrego la letra a en su notación (aVL , aVR y aVF).

Al unir los electrodos negativos del brazo derecho y la pierna izquierda se forma el potencial cero, situado a la mitad del camino entre el brazo derecho (BD) y la pierna izquierda (PI). La línea que une este punto cero y el brazo izquierdo (BI) disecciona a DII y forma a VL, cuyo eje es -30° a $+150^\circ$. Si hacemos positivo el BD y unimos como negativos a BI y a PI se obtiene VR, cuyo eje es -150° a $+30^\circ$. VF se forma haciendo positivo a PI y negativos los brazos, así su eje es $+90^\circ$, -90° . Con esto se cuenta con otro sistema triaxial que permite calcular el eje eléctrico. (ver Figura 1.2)

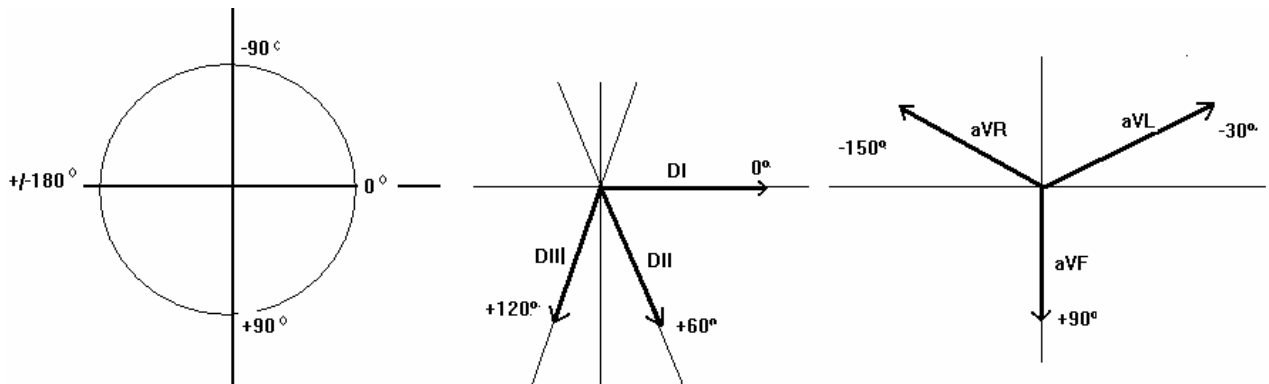


Figura 1.2. De izquierda a derecha: Dirección Vectorial, Sistema Triaxial de derivaciones frontales bipolares, Sistema Triaxial de derivaciones frontales unipolares. (Inspirado en [Mudge 1998])

Con las definiciones anteriores es posible inferir que una vez obtenidos los vectores del sistema triaxial (cualquiera de ellos), mediante una suma vectorial se obtiene el eje eléctrico del sistema.

Referente a taquicardias de complejos anchos, Wellens y colaboradores observaron que las taquicardias con conducción aberrante SV generaron ejes de -30 a 90 grados para la configuración de LBBB, y mayores de 90 grados para RBBB [Wellens 1978]. Esto deja una sección en el plano frontal correspondiente a desviaciones menores de -30 grados, poco probable para las SVT y donde se centraron en gran proporción las taquicardias ventriculares. Es así que, entre más positivo sea aVR mayor es la probabilidad que el registro estudiado haga referencia a una taquicardia ventricular [Edhouse 2002I], [Wellens 1978], [Wellens 2001], [Miller 2004].

El eje en el plano frontal también puede dar indicios del sitio específico de la VT; así, si la arritmia se origina en la parte apical del ventrículo se obtendrá un eje superior, y un eje inferior si el origen es la parte basal del ventrículo [Wellens 2001].

1.1.5 PATRÓN CONCORDANTE A TRAVÉS DE LAS DERIVACIONES PRECORDIALES.

Cuando todas las derivaciones precordiales muestran complejos positivos o negativos es llamado concordancia positiva o negativa respectivamente. En presencia de VT, la concordancia positiva indica que el origen de la taquicardia se genera en la pared posterior ventricular, ya que el impulso se dirige de atrás hacia adelante produciendo complejos positivos, como se indica en la figura 1.3b. Por su parte, la concordancia negativa indica una VT con origen en la zona apical del corazón, ya que el impulso eléctrico generado por el foco ectópico se aleja de las derivaciones, (ver figura 1.3a). La concordancia es poco frecuente, muy rara en SVT y aparece en aproximadamente 20% de las VT. En consecuencia, su presencia es indicativo de VT con una especificidad de alrededor de 90%, pero con sensibilidad de solo el 20% [Miller 2004][Wellens 2001] [Edhouse 2002I].

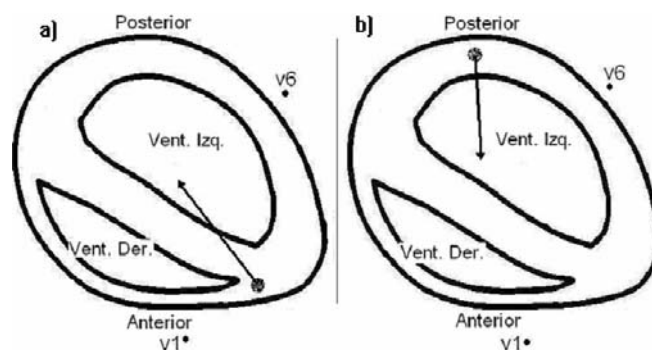


Figura 1.3. Focos en la zona apical (3.a) y posterior (3.b), generando concordancia negativa y positiva respectivamente (Inspirada en [Mudge 1998])

1.1.6 COMPLEJOS RS

Brugada *et al* plantearon que la presencia y duración de un complejo RS en cualquier derivación unipolar podría ayudar a diferenciar entre VT y SVT con aberración, sin tener en cuenta el patrón morfológico de la arritmia [Brugada 1991]. Hallaron que un complejo RS se presentó en al menos una derivación precordial en todas las SVT con conducción aberrante, en tanto que en el 26% de las VT no contaron con estos complejos en ninguna precordial. De esta forma, la ausencia de complejos RS en las derivaciones precordiales permite realizar el diagnóstico de VT [Brugada 1991].

Ahora, en presencia de complejos RS en alguna derivación precordial, si el intervalo entre el inicio de la onda R al nadir de la S era mayor de 100 ms, se diagnosticaba VT [Miller 2004], [Brugada 1991]. Es necesario tener cuidado en el uso de este último criterio diagnóstico, ya que tal duración de ondas RS puede presentarse en ciertos tipos de SVT [Wellens 2001]. Finalmente, cabe aclarar que aunque el criterio de existencia de RS no se presenta bajo un esquema conceptualizado, se deriva del hecho que si el ECG de WCT no presenta características de aberración, entonces es altamente probable que se refiera a una VT [Miller 2004].

1.1.7 DISOCIACIÓN AURICULOVENTRICULAR (AV)

La disociación auriculoventricular o Atrio-Ventricular es un síndrome electrocardiográfico que describe una variedad de condiciones de conducción cardiaca anormal en las cuales las aurículas y los ventrículos funcionan de manera independiente. En general, su existencia depende del correcto o incorrecto funcionamiento del marcapaso natural del corazón, *i.e.* el nodo sinusal, de la existencia o inexistencia de un foco ectópico, que origine una despolarización fuera de tiempo y del buen o mal estado del sistema de conducción eléctrico del corazón [Harrigan 2001].

El bloqueo AV y la disociación están relacionados. La disociación AV muestra una situación donde la activación ventricular es producida por un foco no auricular. En tanto en el Bloqueo AV (BAV) se presenta una conducción patológica del impulso auricular, sea dentro de la aurícula, en el nodo AV y/o en el sistema His-Purkinje. Cuando el fallo de la conducción del impulso es completo, aún el ventrículo debe despolarizarse; en consecuencia, el bloqueo de tercer grado (Bloqueo Completo) es una causa de disociación AV [Harrigan 2001], [Schawartzman 2004].

La disociación AV puede ser sub-clasificada en *disociación auriculo-ventricular por defecto* (Bradicardia Auricular) y en *disociación auriculo-ventricular por usurpación* (Aceleración de marcapasos auxiliares). En el primer caso, un marcapaso ventricular independiente responde antes que el marca-paso dominante (nodo sinusal), ya sea por bloqueo en alguna línea de conducción eléctrica del corazón o debido a una lenta respuesta del músculo cardíaco. En el caso de usurpación, la aceleración de un marcapaso latente toma el control de la conducción cardíaca excediendo la tasa atrial intrínseca, ya sea por el fenómeno de reentrada o la existencia de un foco ectópico, [Harrigan 2001], [Schawartzman 2004]].

Electrocardiográficamente la disociación AV se manifiesta con la independencia de las ondas P y los complejos QRS latiendo a ritmos diferentes, incluso con periodos regulares de conducción, y por tanto de comportamiento cardíaco. Bajo esta descripción, es posible encontrar una *disociación auriculo-ventricular completa*, en la cual el latido atrial no llega a los ventrículos ocasionando que los intervalos P-P y R-R sean uniformes, pero el intervalo P-R varíe. Por su parte, la regularización ocasional de los latidos conduce a una *disociación AV incompleta*, donde esporádicamente hay comunicación de las aurículas y ventrículos. En este caso existen periodos irregulares R-R ya que el ventrículo es capturado por el marcapaso sinusal [Harrigan 2001], [Arango 2003]. En todo caso, tanto el bloqueo AV completo como el incompleto pueden dar lugar a disociación AV [Schawartzman 2004].

Finalmente, existe un tipo de disociación auriculo-ventricular conocida como *isoarrítmica*, y ocurre cuando las aurículas y ventrículos laten de manera independiente pero con tasas muy cercanas. Diferenciar este último tipo de patología no es claro y generalmente es necesario hacerlo en electrocardiogramas de larga duración [Harrigan 2001],[Schawartzman 2004]].

La disociación AV es una de las características electrocardiográficas más útiles para discriminar VT de SVT con aberración, ya que está presente entre el 20% al 50% de las VT y casi en ninguna SVT. Si bien la disociación es un criterio electrocardiográfico de alta especificidad (aprox 1.0), su sensibilidad es baja, ya que aproximadamente el 30% de las VT presentan conducción 1:1 retrógrada. Además diagnosticar la disociación AV depende en muchos casos de la experiencia y destreza del observador, ya que algunas ondas P disociadas solo son determinadas por observadores experimentados y cuidadosos [Edhouse 2002I],[Arango 2003],[Eckardt 2006].

Para determinar si existe disociación AV en los electrocardiogramas donde la onda P no se presenta clara, se recomienda observar posibles diferencias latido a latido; en especial en el segmento ST, y

existencia de latidos de fusión y/o captura. Otra posible indicación de disociación AV es la variación de la amplitud del complejo QRS, ya que esto puede ser debido a la suma escalar de la onda P con el complejo o a variaciones del llenado ventricular en presencia de la disociación. Debe tenerse especial cuidado con la porción final del QRS, ya que pueden simular ondas P. Por otro lado se recomienda, cuando sea posible, un registro simultáneo de varias derivaciones, para determinar posibles errores de ondas P no existentes [Miller 2004], [Edhouse 2002I],[Wellens 2001],[Curione 1988].

1.1.8 CRITERIOS MORFOLÓGICOS EN PRESENCIA DE MORFOLOGÍA DE BLOQUEO DE RAMA DERECHA E IZQUIERDA EN V1 Y V6

Bajo el contexto de **conducción normal** la primera zona del miocardio en despolarizarse es el tabique interventricular, a través de la primera división de la rama izquierda del sistema Purkinje, en dirección izquierda a derecha. Con esta despolarización inicial, la derivación unipolar situada sobre el ventrículo derecho (V1) registrará fuerzas de despolarización que se mueven hacia él, generando una inscripción positiva pequeña en el ECG. En tanto, el electrodo V6 capta la misma fuerza inicial alejándose, produciendo una inscripción negativa. Llevada a cabo la despolarización septal se activan simultáneamente las ramas derecha e izquierda del haz de His, sin embargo debido a que la despolarización del ventrículo izquierdo enmascara la del derecho, el electrodo V1 registra fuerzas que se apartan de él, provocando una deflexión profunda negativa en V1; el caso contrario sucede en V6, que registra fuerzas positivas. Las otras cuatro derivaciones precordiales V2 a V5 se encuentran adecuadamente espaciadas entre V1 y V6 registrando la transición entre el electrodo explorador del ventrículo derecho y el explorador del izquierdo, ver figura 1.4. [Mudge 1998], [Arango 2003], [Guyton 1997]

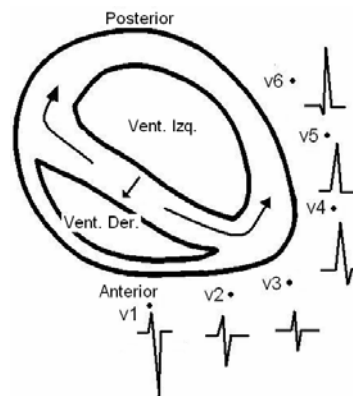


Figura 1.4. Patrón morfológico de conducción normal en derivaciones precordiales. (Inspirada en [Mudge 1998])

En el **Bloqueo de Rama derecha** (RBBB) la conducción por esta vía está alterada, no representando necesariamente un defecto anatómico sino que puede ser resultado de un retraso fisiológico/funcional. Aunque exista interrupción de la conducción en la rama derecha, la secuencia de despolarización septum - ventrículo izquierdo permanece inalterada. Esto permite que la porción inicial del complejo QRS no se vea afectada por la aberración del RBBB. Por otro lado, la despolarización del ventrículo derecho, que se encuentra retrasada, se dirige de izquierda a derecha y adelante generando una segunda onda R (R') en V1, prolongando la duración del complejo hasta 120-160 ms, como se muestra en la figura 1.5, [Mudge 1998][Arango 2003][Guyton 1997].

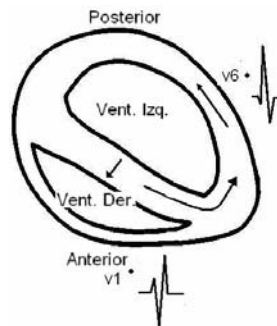


Figura 1.5. Patrón morfológico de RBBB en las derivaciones V1 y V6. (Inspirada en [Mudge 1998])

Con lo anterior en mente, se define la **Morfología de Bloqueo de Rama Derecha** como un complejo QRS de 120 ms de duración con una deflexión final positiva en la derivación V1. Cabe aclarar que la morfología de bloqueo de rama derecha o izquierda sólo denota un comportamiento, sin que implique que en realidad exista enfermedad His-Purkinje, [Miller 2004], [Aktar 1988].

Ahora, en el de **bloqueo de rama izquierda** (LBBB) se altera toda la activación ventricular izquierda, Entonces el impulso sinusal es conducido por la rama derecha, iniciando la despolarización ventricular con una onda R de baja amplitud en V1. Así la masa septal se despolariza de derecha a izquierda con fuerzas que se alejan de V1 formando una onda S en esta derivación, y en V6, una onda R. La despolarización del ventrículo izquierdo continúa en dirección derecha izquierda dilatando la onda R en V6 y la S en V1, (ver Figura 1.6). Paralelamente al caso anterior, se define la **Morfología de Bloqueo de Rama Izquierda** como un complejo QRS de 120 ms. de duración con una deflexión terminal predominantemente negativa en la derivación V1, [Miller 2004], [Aktar 1988].

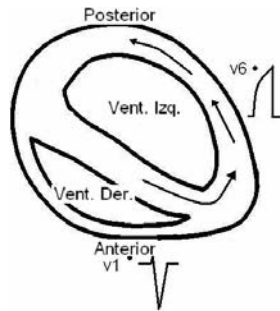


Figura 1.6. Patrón morfológico de LBBB en las derivaciones V1 y V6. (Inspirada en [Mudge 1998])

Bajo las anteriores definiciones de morfología de bloqueo de rama derecha e izquierda, diversos estudios como los de Marrito-1970, Wellens et al-1977 y Akhtar et al-1988 han determinado comportamientos electrocardiográficos en V1 y V6 que tradicionalmente se han empleado para el diagnóstico de VT vs. SVT. El concepto que permite tal diagnóstico diferencial es que en la mayoría de casos de SVT con aberración, se presentan morfologías como las de los bloqueos de rama en ritmo sinusal. No obstante existen casos de VT cuyo registro en V1 y V6 son prácticamente indistinguibles de estos.

En resumen, los criterios morfológicos de VT o SVT en las derivaciones V1 y V6 se describen en los siguientes puntos:

- ✓ Los patrones del complejo QRS en V1 concordantes con RBBB pueden ser, según el comportamiento de rama derecha descrito con anterioridad y a las observaciones realizadas en los trabajos mencionados, ondas rSr' , rR , rsr , o rSR' . Los patrones que sugieren VT presentan una onda R monofásica, onda R ancha mayor de 30 ms (con cualquier tipo de fuerzas iniciales negativas), o un qR .
- ✓ Para V6 con patrón de RBBB. La aberración exhibe patrones qRs , Rs o RS , con cociente R/S mayor que uno, lo cual muestra la despolarización por la rama izquierda. Los patrones para VT son rS , Qrs , QS , QR , onda R monofásica o si existe patrón RS la razón R/S debe ser menor a la unidad.
- ✓ V1 con patrón de LBBB. Bajo aberración se presentan patrones rS o QS con fuerzas iniciales rápidas. Patrones diferentes implican VT. Estos son: onda R mayor a 30 ms, melladura en el descenso de la onda S o un intervalo entre el inicio del QRS y el nadir de S mayor o igual a 60 ms.
- ✓ V6 con patrón de LBBB. Para SVT se presenta complejo RR' o R monofásica. En VT los patrones son QR , QS , QrS o Rr' . La figura 1.7 inspirada en [Miller 2004] resume los criterios morfológicos.

	V1		V6	
Normal				
	BRI	BRD	BRI	BRD
S V T				
VT				

Figura 1.7 Criterios morfológicos en las derivaciones V1 y V6 (inspirada en [Miller 2004])

1.2 ANÁLISIS MULTIVARIABLE

Como muestra el apartado anterior, existe diversidad de criterios basados en el ECG de superficie, algunos más sensitivos y específicos que otros (Tabla 1.1), pero sin duda directamente aplicables, que permiten llevar a cabo el diagnóstico diferencial de CWT. A pesar de esto, aún hoy se presentan dudas e incertidumbres al realizar dicho procedimiento, sea por poca familiaridad con los criterios, con su aplicación o reconocimiento.

Algunas de las preguntas centrales al enfrentarse ante las WCT son: ¿cuál o cuáles criterios aplicar?, ¿cuál o cuáles son más convenientes?, ¿cómo asegurar que el diagnóstico es correcto?, etc. Además, las circunstancias clínicas que suelen rodear la llegada de un paciente con WCT hacen necesaria la adopción de medidas rápidas, directas y precisas para llegar a un juicio correcto. Bajo estas circunstancias varios investigadores han propuesto la aplicación metódica de los criterios, con el objetivo de llegar a niveles de especificidad y sensibilidad altos. Algunos de los principales trabajos reconocidos y aplicados por sus niveles de precisión son los desarrollados por los grupos de investigación de Brugada *et al* [Brugada 1991], Miller *et al* [Miller 2004], Lau *et al* [Lau 2000] y Griffith *et al* [Griffith 1994]. Estos trabajos proponen diferentes metodologías para el diagnóstico diferencial de VT y SVT en WCT, con niveles de sensibilidad y especificidad altos.

TABLA 1.1

Sensibilidad y Especificidad de los diversos criterios.
Tomados de Brugada et al y de Lau et al.

Propiedad del ECG	Sn	Sp
Ancho del complejo QRS		
>0.14 s.	0.79	0.69
>0.16 s.	0.65	0.97
Eje del QRS		
(-60° a ± 180°)	0.22	0.97
(-60° a -90°) en morfología RBBB	0.23	0.97
(+120° a ±180°) en morfología LBBB	0.11	0.97
Ninguno de los anteriores	0.57	0.91
Concordancia en precordiales		
Presente	0.09	1.00
RS en precordiales		
RS > 100 ms.	0.51	1.00
Disociación AV		
Presente	0.21	1.00
Criterios morf. en morfología RBBB en V1		
Onda R monofásica	0.60	0.84
QR o RS	0.30	0.98
Complejo trifásico	0.82	0.91
Criterios morf. en morfología RBBB en V6		
Razón R/S < 1	0.41	0.94
QS o QR	0.29	1.00
Onda R monofásica	0.01	1.00
Complejo trifásico	0.64	0.95
Razón R/S > 1	0.30	0.76
Criterios morf. en morfología LBBB en V1		
R > 30 ms.	1.00	0.89
Inicio de R a nadir de S > 60 ms.	1.00	0.89
Criterios morf. en morfología LBBB en V6		
QR o QS	0.17	1.00
Onda R monofásica	1.00	0.17

Sn: sensibilidad, Sp: Especificidad, morf: morfología

1.2.1 ALGORITMO DE BRUGADA *ET AL.*

En 1991, Brugada *et al.* propusieron un algoritmo para el diagnóstico de WCT que en la actualidad es el sistema más comúnmente usado; el algoritmo consiste en la aplicación consecutiva y ordenada de cuatro pasos que aumentan la sensibilidad y especificidad en el diagnóstico diferencial. El estudio se realizó de manera prospectiva y se analizaron 554 taquicardias con QRS ancho (384 ventriculares y 170 supraventriculares). Se concluyó que la aplicación cuidadosa del diagrama de flujo de la figura 1.8 lleva al diagnóstico diferencial de taquicardias regulares de complejos anchos con sensibilidad de 0.987 y especificidad de 0.965 [Brugada 1991]. La definición y significado de cada uno de los pasos del algoritmo fueron presentados en el ítem anterior.

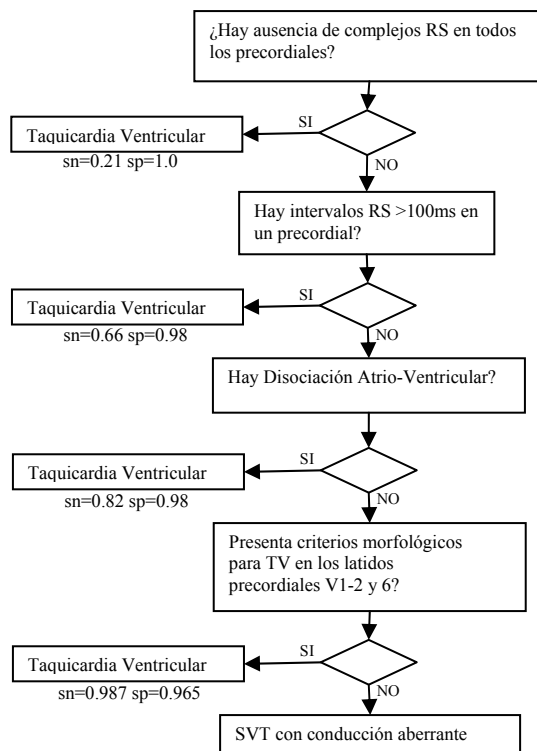


Fig. 1.8 Algoritmo de Brugada. (Fuente: inspirado en [Brugada 1991])

1.2.2 PROCEDIMIENTO DE MILLER *ET AL.*

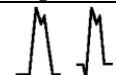
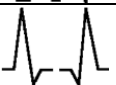
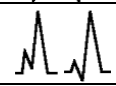
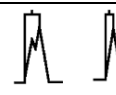
En este método diagnóstico se alude en primera instancia, al concepto diferencial simple entre VT y SVT. Así, si la WCT no presenta un patrón electrocardiográfico concordante con aberración es poco probable que se trate de una SVT aberrada, y por tanto es más probable que el ECG sea producto de una VT. Este concepto se desarrolla comparando el ECG durante el episodio de WCT reconociendo patrones de aberración en las derivaciones V1 y V6. El estudio de Miller *et al.* se desarrolló sobre una serie de 300 electrocardiogramas en los que se conocía el diagnóstico correcto [Miller 2004]. Se reporta en el estudio sensibilidad de 0.96 y especificidad de 0.65.

1.2.3 DIAGNÓSTICO BAYESIANO POR LAU *ET AL.*

El método Bayesiano está basado en asumir que la presencia de algún determinado evento tiene una probabilidad previa y que esta tendencia se modifica bajo la presencia de información asociada, llevando a que dicha probabilidad sea modificada a un nuevo valor (probabilidad posterior). El proceso de modificación se realiza multiplicando la posibilidad previa del evento (*prior odds* en el original, traducción sugerida por Tapia y Nieto [Tapia 1993]) por la relación de posibilidades (en inglés *Likelihood Ratio*, LR) asociado con cada información disponible.

El diagnóstico Bayesiano de Lau *et al* está basado en que la prevalencia de VT es cuatro veces la presencia de SVT. Por tal motivo asigna que un registro electrocardiográfico tiene una ventaja de cuatro a uno de pertenecer a una VT, [Lau 2000].

TABLA 1.2
Criterios Diagnósticos Incluidos en el Diagnóstico Bayesiano y su LR [Fuente Lau *et al.*, 2000]

Propiedades del ECG		LR
Ancho del QRS		
≤ 0.14 s.		0.31
> 0.14 s. y ≤ 0.16 s.		0.46
> 0.16 s		22.86
Eje del QRS en el plano frontal		
Superior Derecho (-90° a ± 180°)		7.86
Eje izquierdo (-60° a - 90°) (morfología RBBB)		8.21
Eje Derecho (+120° a ± 180°) (morfología LBBB)		3.93
Ninguno de los anteriores		0.47
Derivación V1 en morfología (RBBB)		
Pico izquierdo amplio		50
Comp. Bifásico Rs o qR		4.03
Comp. Trifásico rsR o rR		0.21
Ninguno de los anteriores		1.41
Deriv. V1 o V2 en morfología LBBB		
<ul style="list-style-type: none"> • r ≥ 0.04s. • muesca en S • Long. Inicio de R nadir de S > 0.06 s. 		50
Ninguno de los anteriores		0.13
Deflección en V6		
≥ 0.08s.		19.30
< 0.08s.		0.46
Morfología en V6		
Comp monofásico QS		50
Comp. Bifásico rS (r/S < 1) (morf. RBBB)		50
Comp. Trifásico qRs (R/s > 1) (morf. RBBB)		0.13
Ninguno de los anteriores		0.57

Ahora, según el método es necesario observar con qué otra información se cuenta para corroborar o debilitar la afirmación que el registro pertenece a una VT. Dicha información corresponde a la presencia o ausencia de los diversos criterios electrocardiográficos descritos en el numeral anterior. De esta forma, Lau y colaboradores, basados en la sensibilidad y especificidad de los diversos criterios, calcularon el LR. Posteriormente seleccionaron aquellos criterios que fueron más efectivos en la discriminación de VT/SVT [Lau 2000]. Finalmente, si la posibilidad posterior (resultado de la posibilidad previa multiplicada por los LR de los eventos que están presentes/ausentes en el ECG) es

mayor o igual a la unidad, el registro electrocardiográfico corresponderá a una VT. En caso contrario será una SVT. Una posibilidad posterior (*odds ratio*) superior a la unidad es equivalente a una probabilidad posterior superior a 0.5 para VT. [Tapia 1993]

La Tabla 1.2 muestra los criterios incluidos en el diagnóstico y su respectiva tasa de probabilidad. Cabe aclarar que aún cuando el criterio de disociación AV presenta alto grado de especificidad, en el diagnóstico diferencial no fue tenido en cuenta, debido a que no siempre puede ser determinada. Esta es una gran ventaja del procedimiento de Lau ya que el resultado no dependerá de la experiencia o capacidad del especialista que realiza el proceso, como se vio en el numeral correspondiente. De igual manera, si algún o algunos de los criterios incluidos no son identificables en el registro, no serán tenidos en cuenta para obtener la probabilidad posterior.

El método de Lau *et al.* fue evaluado sobre 244 registros que mostraban WCT. Tres observadores ciegos realizaron el diagnóstico bajo sus propios criterios, metodologías y experiencias, diagnosticando correctamente el 35% de SVT y el 85% de VT. En comparación, al aplicar el método Bayesiano se clasificaron en forma correcta el 52% de las SVT y el 95% de las VT.

1.2.4 MÉTODO DE GRIFFITH *ET AL.*

En los métodos anteriores, el diagnóstico por defecto corresponde a SVT; de forma tal que el diagnóstico de VT se lleva a cabo únicamente si se cumplen uno o varios criterios de VT. Ahora, dado que en numerosos casos, dichos criterios no son satisfechos o identificables, el proceso puede llevar al diagnóstico erróneo de una VT como SVT; conduciendo a graves consecuencias para el paciente [Griffith 1994], [Colin 2004],[Wellens 2001]. Por este motivo, Griffith *et al.* plantean que el diagnóstico por defecto sea VT, y que únicamente se diagnostique SVT si se cumplen los criterios relacionados con ésta.

Con el cambio de visión propuesto, el método de Griffith *et al.* sólo requiere conocimientos de los patrones de bloqueos de rama. Así, los criterios diagnósticos para identificar SVT en el ECG de superficie se restringen a:

- En LBBB: V1 ondas rS o QS, longitud del inicio de R al nadir de S menor a 70 ms y en V6 onda R sin presencia de onda Q.
- En RBBB: ondas rSR' en V1 y ondas RS en V6 con $R/S > 1$. (Ver parte superior de la Fig 5.)

El método fue evaluado sobre 102 registros electrocardiográficos con WCT, alcanzando sensibilidad y especificidad de 91% y 85% respectivamente.

1.4 DISCUSIÓN

En este capítulo se presentaron diferentes hallazgos electrocardiográficos referentes al diagnóstico diferencial de WCT y se expusieron cuatro diferentes métodos diagnósticos que argumentaron niveles de sensibilidad y especificidad altos.

Herbert *et al* analizó el método de Brugada y se halló que tres observadores (uno certificado en medicina interna, otro certificado en medicina de emergencia y uno más residente en medicina de emergencia) no coincidieron en el diagnóstico en el 33% de los casos. Este resultado se dio aún cuando durante el desarrollo del estudio los observadores contaron con el algoritmo de Brugada a mano, motivo por el cual el desconocimiento del algoritmo no afectó los resultados. En consecuencia, concluye que los criterios del algoritmo de Brugada no son suficientemente reproducibles entre observadores.

Por su parte Lau *et al* en el diagnóstico Bayesiano, estudiaron el grado de coincidencia de los diferentes criterios utilizados por su algoritmo, encontrando que el mayor sesgo se presenta en la identificación de las morfologías en la derivación precordial V1. Con criterios que podrían considerarse objetivos, como el ancho del complejo QRS y la deflexión en V6, el grado de coincidencia aún permaneció bajo. Se logró mayor concordancia en la determinación del eje y patrones de bloqueo en V1 [Lau 2000]. Estos resultados presentan la misma tendencia en VT o SVT sugiriendo que el fenómeno se debe a las propiedades visuales en la interpretación del ECG (Tabla 1.3). Finalmente, el diagnóstico Bayesiano tiene la gran ventaja que al evaluar un criterio que parezca dudoso puede dejarse de lado para el cálculo de la probabilidad posterior. Un punto crítico de este algoritmo es que se asume que los criterios son mutuamente independientes, propiedad que no ha sido verificada.

TABLA 1.3
 Tasas de Coincidencia Total en Tres Observadores
 Para las Propiedades ECG en el Algoritmo Bayesiano de Lau *et al.* [Lau 2000]

Propiedad ECG	VT	SVT
Ancho del Complejo QRS	53%	32%
Eje QRS	84%	89%
Patrón de BBB en V1	87%	95%
V1 en morfología RBBB-VT	6.3%	15%
V1 en morfología LBBB-VT	22%	31%
Deflexión en V6	44%	69%
Morfología en V6	72%	63%

Si bien la disociación AV es una de las características electrocardiográficas más útiles para discriminar VT de SVT con aberración, su diagnóstico depende en muchos casos de la experiencia y destreza del observador, ya que algunas ondas P disociadas sólo son determinadas por observadores experimentados y cuidadosos [Edhouse 2002II],[Arango 2003],[Eckardt 2006].

Al igual que en el caso de la disociación AV, existen dos tópicos más de especial interés a tener en cuenta en los métodos expuestos. El primero de ellos es la presencia o ausencia de ondas RS, ya que Brugada *et al* indican que estos complejos deben presentarse en forma clara, pero no explican este significado [Brugada 1991]. El segundo es la presencia frecuente de morfologías no concordantes a los patrones de V1 y V6, lo que puede llevar a un diagnóstico errado.

Respecto a los métodos de Miller y Griffith, al momento no se ha encontrado literatura de crítica, pero como básicamente el proceso es sobre la base de la identificación, se podría esperar tendencias similares que en los casos anteriores.

Si bien, los métodos presentados muestran diferencias metodológicas, están orientados a la identificación de patrones sobre las derivaciones electrocardiográficas. Proceso que debe realizarse en forma cuidadosa, teniendo claridad y conocimiento sobre cada uno de los criterios. Con base en Lau *et al*. [Lau 2000] y Herbert *et al*. [Herbert 1996], es prudente señalar que aún cuando los métodos presentan excelentes grados de sensibilidad y especificidad es posible que el carácter subjetivo de la identificación impida reproducir la exactitud reportada en los estudios originales.

Con base en la anterior discusión, el presente trabajo toma como referencia los criterios determinados por el método de Lau *et al*, como algoritmo base para el desarrollo de una herramienta software en el diagnóstico diferencial de WCT. Esto es motivado en especial, por que dicho algoritmo deja de lado el criterio de disociación AV, el cual presenta mayor grado de subjetividad entre observadores. [Edhouse 2002I],[Arango 2003],[Eckardt 2006].

2. DETERMINACIÓN DE LOS PARÁMETROS ASOCIADOS AL FILTRO *WAVELET* POR UMBRALIZACIÓN APLICADO A FILTRADO DE INTERFERENCIAS ELECTROCARDIOGRÁFICAS

La señal electrocardiográfica está propensa a presentar inclusiones de ruido que hacen que la información se presente difusa y en algunas ocasiones se pierda por completo. Para mejorar la calidad de la señal es necesario desarrollar etapas de pre-procesamiento de forma tal que el tratamiento y los resultados finales no se vean reducidos por dichas interferencias.

Este capítulo hace referencia a la etapa de pre-procesamiento basado en el desarrollo de sistema de filtrado por umbralización mediante transformada *wavelet* (*shrinkage*). Sobre éste, se discuten y evalúan sus diferentes parámetros, con el objetivo de definirlos para el tratamiento de señales electrocardiográficas.

Los parámetros estudiados son: orden de las familias *wavelet*, número de niveles de descomposición a umbralizar, tipo de estimador de umbral, tipo de transformada *wavelet* (variante o invariante al desplazamiento) y finalmente elección de una familia *wavelet*. El estudio involucra una revisión del estado del arte y comprobaciones experimentales. Así se logra proponer un sistema confiable, y no solo basado en la similitud de la señal ECG con la función *wavelet*.

Es posible encontrar en diversas bases de datos, gran número de trabajos, en los cuales se desarrollen o propongan sistemas de filtrado de señales Electrocardiográficas (ECG). Así, con una revisión básica es fácil determinar que las prácticas clásicas con filtros digitales, han sido ampliamente superadas por técnicas tiempo-frecuencia, en especial por aquellas que implementan la transformada *Wavelet* (TW).

Lo anterior no es de extrañar, dadas las capacidades que la TW ofrece, como es la misma ubicuidad tiempo-frecuencia y su aplicación sobre señales no estacionarias. En consecuencia, la TW puede seccionar la señal a tratar en componentes de ruido de alta frecuencia, componentes propias de la señal ECG y finalmente componentes de artefactos y línea base. Esta división es llevada a cabo conservando la información temporal, característica deseable en un sistema de filtrado.

Dentro de las técnicas de filtrado en las cuales la transformada *wavelet* es empleada se tienen como las más difundidas el filtrado *Shrinkage* o por umbralización [Donoho 1995], el filtrado por correlación entre escalas adyacentes [Yansu 1994] y el filtrado por *wavelet Máxima* [Mallat 1992]. En el presente trabajo se desarrolla el filtrado *Shrinkage* dada su facilidad de implementación y por los buenos resultados que con este procedimiento se han logrado. Guo *et al* encontraron que el procedimiento por umbral logra mejores resultados que el método *wavelet Máxima* [Guo 2000].

En el desarrollo del sistema de filtrado *Shrinkage* están involucrados diferentes parámetros que conllevan a plantear cuestionamientos sobre sus valores, cualidades y las diferentes técnicas para su cálculo. Por tal motivo, a lo largo del presente texto se pretende dar respuesta y explicación a dichos cuestionamientos, teniendo como base las teorías planteadas y resultados de diversos experimentos.

El capítulo está organizado de la siguiente manera: en primera instancia se expone la presencia de diferentes interferencias en la toma electrocardiográfica y sus características. Posteriormente se comentan uno a uno los parámetros involucrados en el sistema general del filtrado *Shrinkage* y sus principales variantes. De esta forma se agrupan las conclusiones de esta discusión. Finalmente, por medio de pruebas experimentales, se plantea un sistema con las mejores prestaciones.

2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

2.1.1 TIPOS DE RUIDO ELECTROCARDIOGRÁFICO.

La toma electrocardiográfica está propensa a diversos accidentes ya sea por la condición y/o disposición del paciente, los elementos utilizados en la recepción de la señal o por el ambiente en el cual se desarrolla la toma; en general estos inconvenientes se traducen en diferentes tipos de ruido sobre el registro electrocardiográfico, lo cual afecta la lectura del mismo. Friesen *et al* sintetizan siete tipos de ruido electrocardiográfico, los cuales, para efectos del desarrollo, se modelan bajo cinco sistemas teniendo en cuenta sus componentes frecuenciales [Friesen 1990]:

- 1) Interferencia de línea de potencia: Consiste en ruido de 60 Hz. y sus armónicos, los cuales pueden ser modelados por sinusoides a tales frecuencias. La amplitud máxima que presenta es del orden del 50% de la señal ECG.
- 2) Movimientos de línea base: Es simulado mediante un desplazamiento de la línea base en segmentos del ECG, y se relaciona con los siguientes dos tipos de ruido:

- a. Ruido por contacto de los electrodos: Es una interferencia transitoria causada por pérdida de contacto de los electrodos y la piel. Este tipo de ruido es modelado como movimientos de línea rápidos y aleatorios, presentando a su vez interferencia de 60 Hz. La duración típica es alrededor de 1 segundo y su amplitud puede ser la máxima salida del dispositivo.
 - b. Artefactos de movimiento (*Motion artifacts*): Este ruido es dado por vibraciones o movimientos del paciente. La forma de este disturbio puede ser asumido como un ciclo de una onda senoidal con duración de 100 a 500 ms. y amplitud de 500 % del pico a pico de la señal ECG.
- 3) Interferencia Electro-miográfica (EMG): Las contracciones musculares se modelan mediante ruido blanco con media cero y baja amplitud (máximo el 50% de la amplitud máxima del ECG). En algunos casos, dependiendo de la amplitud, este ruido puede ser tolerado.
- 4) Movimiento de línea base debidos a la respiración: pueden ser representados como componentes sinusoidales a las frecuencias típicas de la respiración, sumadas a la señal ECG. La amplitud y frecuencia de esta componente pueden ser variables. Los parámetros típicos son 15% de la amplitud pico a pico del ECG con frecuencias en el rango de 0.15 a 0.3 Hz.
- 5) Ruido compuesto: son combinaciones de todos los tipos de ruido antes descritos.
- 6) Otros tipos de interferencias.
- a. Ruido generado por dispositivos electrónicos: La señal bajo este tipo de ruido no puede ser corregida, ya que la salida del dispositivo se satura en forma permanente. La diferencia con 2 y 3, donde también es posible la saturación del sistema, es que dicha saturación es transitoria.
 - b. Ruido electro-quirúrgico: Este tipo de ruido destruye completamente la información cardiaca de la toma y puede ser representado como una amplia senoide (200% de la amplitud pico a pico) con frecuencias entre 100 kHz. - 1 MHz. De esta forma se presenta solapamiento entre esta señal y el ECG, ya que el rango de muestreo generalmente está alrededor de 250-1000 Hz.

2.1.2 TRANSFORMADA WAVELET

La transformada *wavelet* es una operación lineal que descompone una señal en componentes a diferentes escalas, donde la función *wavelet*, $\psi(t)$, es una función de valor real o complejo en las señales de energía finita ($L^2(R)$) [Chuy 1997], [Olarte 2004] que satisface las siguientes características:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} [\psi(t)] = 0 \quad (1)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2)$$

La condición (1) indica que la función debe decaer fuera de cierto intervalo, de esta forma la transformada garantiza la localización temporal. En (2) la función se comporta como un filtro pasa-banda, permitiendo la localización en frecuencia.

Se pueden definir tres tipos de TW dependiendo de la señal que se esté analizando (continuas o discretas) y el sistema de cómputo en el cual se pretende implementar. Estas son: TW Continua, TW Discreta y TW Semi-discreta.

2.1.2.1 Transformada Wavelet Continua:

La TW de una función $f(t)$ en la escala a y posición τ está dada por (3)

$$Wf(j, k) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t - \tau}{a} \right) dt \quad (3)$$

En (3), el factor de escala a debe ser un valor positivo y el factor $1/\sqrt{a}$ normaliza la energía. La TW depende de dos parámetros, la escala a y la posición τ , que varían continuamente sobre los números reales. Para valores pequeños de a la *wavelet* se contrae en el tiempo y la TW brinda información sobre detalles finos de la señal. Para elevados valores de a , la *wavelet* se expande y la transformada muestra datos sobre una señal aproximada. Así, la relación escala-frecuencia consiste en un grupo de celdas, en donde las escalas menores corresponden a altas frecuencias y las mayores corresponden a bajas, como se ilustra en la figura 2.1. Estas celdas no tienen área nula, lo cual indica que no es posible conocer la ubicación y el contenido de frecuencia en un punto específico, sino por regiones. La relación inversa entre el tiempo y la frecuencia hace que cada una de las celdas tenga la misma área, lo cual está determinado por el principio de incertidumbre de *Heisenberg*.

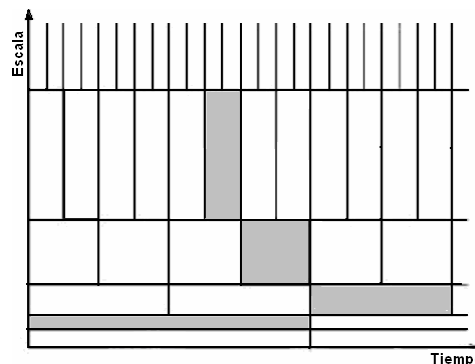


Figura 2.1 Representación de la TW como celdas tiempo – escala (frecuencia). (Fuente: Inspirada en [Misiti 2002])

La TW continua es reversible siempre que la *wavelet* cumpla las condiciones (1) y (2). La transformada inversa está dada por (4)

$$f(t) = \frac{1}{k_\psi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} wf(a, \tau) \psi(a, \tau) \frac{dad\tau}{a^2} \quad (4)$$

$$\text{con } k_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{w} dw < \infty \quad (5)$$

2.1.2.2 Transformada Wavelet Semi-discreta:

En esta transformada los parámetros de escala y desplazamiento son discretos. Por ejemplo, en escala diádica, corresponde a la ecuación (6) con los parámetros $a=2^j$, $b=2^j k$, con (j,k) pertenecientes a números enteros (Z).

$$Wf(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t - k2^j}{2^j} \right) dt \quad (6)$$

Un aspecto importante en los tipos de TW anteriores es que son del tipo invariantes al desplazamiento. En el caso de la TW semi-discreta se discretiza la escala pero no el desplazamiento, ver [Mallat 1999]. De esta forma, si la señal es desplazada en el tiempo sus coeficientes permanecerán inalterados, tan solo desplazados debido al corrimiento previo de la señal original. Esta característica es de gran utilidad en la detección de formas y patrones, ya que su descripción sería compleja si los coeficientes de la transformada dependieran del momento en que se capturara la señal.

2.1.2.3 Transformada Wavelet Discreta

Un importante desarrollo para la aplicación de la teoría *wavelet* en el procesamiento de señales discretas es presentado por Mallat [Mallat 1999] a través del Análisis Multirresolución (AM). Bajo este contexto, la TW en el dominio discreto es implementada vía filtros pasa-altos y pasa-bajos, que corresponden con las *wavelets* del proceso continuo.

En general, existen dos procedimientos para el desarrollo de la transformada *wavelet* en el dominio discreto. El procedimiento no redundante (DWT) (o diezmado, variante al desplazamiento o no estacionario) y el procedimiento redundante (SWT) (o invariante al desplazamiento, estacionario o no diezmado). En los siguientes dos numerales, se expresan algunas características de estos sistemas, su implementación y comportamiento en el proceso de filtrado por umbralización.

2.1.2.3.1 TW Discreta con Diezmado. (DWT)

Esta transformada, bajo el planteamiento de Mallat [Mallat 1999], corresponde a un banco de filtros en octava, y es implementado como una cascada de filtros FIR pasa-bajas y pasa-altas seguidos de sub-muestreo, como ilustra la figura 2.2. El procedimiento de reconstrucción, a no ser por errores de aproximación (los cuales dependen del sistema de cómputo empleado) lleva al restablecimiento de la señal original si ningún coeficiente es alterado.

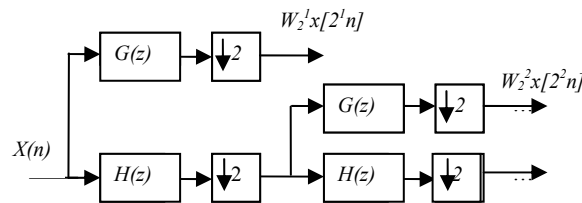


Figura 2.2. Algoritmo de descomposición de la DWT a través de banco de filtros (Fuente [Mallat 1999]).

En este algoritmo el proceso de sub-muestreo elimina la redundancia en la representación. Luego del filtrado sólo se tiene parte (la mitad) del ancho de banda de la señal original, entonces sólo son necesarias la mitad de las muestras para su representación. Es decir, a través de la Figura 2.2 se consigue una transformada *wavelet* no-redundante, a costa de perder la invarianza al desplazamiento ofrecida por la TW de tiempo continuo.

2.1.2.3.2 TW Invariante al Desplazamiento (SWT)

Este proceso fue analizado por Holschneider *et al* [Mallat 1999] introduciendo un algoritmo rápido para su cálculo, conocido en Francés, como *algorithme à trous*. Este algoritmo es similar al desarrollado por Mallat pero sin el proceso de sub-muestreo. Figura 2.3.

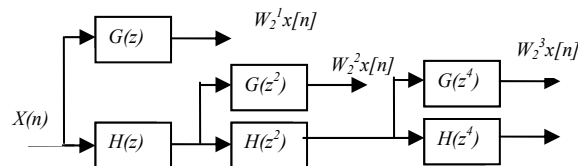


Figura 2.3 *Algorithme à trous* para el desarrollo de la DWT sin necesidad de diezmado (Fuente [Mallat 1999]).

Cabe mencionar que el costo por obtener la invarianza al desplazamiento es que el sistema se transforma en redundante.

2.1.3 FILTRADO WAVELET

Donoho introdujo una formulación para filtrado por transformada *wavelet* (TW) [Schremmery 2001]. Este autor formula dos algoritmos basados en esta transformada: *Linear denoising* y *Non-linear denoising*. En el primero se asume que el ruido está presente en las componentes de alta frecuencia de la señal (niveles de descomposición bajos); sin embargo, este tipo de filtrado es raramente usado en la práctica, ya que genera grandes pérdidas [Cai 1998]. Por su parte, el filtrado *Non-linear denoising, wavelet shrinkage* o filtrado por umbral, establece que el ruido puede estar presente en todos los niveles de descomposición y se utilizan funciones no lineales para su anulación.

Considerando el caso particular de las señales ECG donde existen varios tipos de interferencias a diferentes bandas (ver numeral anterior) es lógico considerar su filtrado a través de filtrado por umbral o *shrinkage*.

2.1.3.1 Filtrado por Umbral o Shrinkage

En primera instancia, es importante aclarar que este procedimiento no consiste en un suavizado de la señal, ya que el suavizado remueve las altas frecuencias reteniendo las bajas. En tanto, el filtrado pretende remover cualquier ruido presente y conservar la señal sin que influyan las bandas donde ésta se encuentre. Para alcanzar tal fin, el filtrado por umbral desarrolla los siguientes pasos: 1) TW a la señal, 2) Proceso de umbralización no-lineal, y 3) Transformada *wavelet* inversa [Schremmery 2001], [Donoho 1995].

De manera más precisa, un sistema que desarrolle los anteriores tres pasos debe asumir en primera instancia que los datos observados están dados bajo el modelo de señal expuesto en (7); donde $X(t)$ es la señal observada, compuesta de la señal real $S(t)$ y ruido blanco aditivo $N(t)$.

$$X(t) = S(t) + N(t) \quad (7)$$

Con base en (7) se puede establecer que el filtrado *Shrinkage* pretende “limpiar” la señal $X(t)$ y recuperar una señal $\hat{S}(t)$ como un estimativo de $S(t)$. El modelo planteado que permite esto a través de TW se presenta en (8). Donde $D(.,\lambda)$ denota el operador de filtrado por umbralización con umbral λ , y $W_{(\psi,j)}(.)$ y $W_{(\psi,j)}^{-1}(.)$ denotan la TW y su inversa respectivamente, con función *wavelet* ψ y j niveles de descomposición.

$$Y = W_{(\psi,j)}(W)$$

$$Z = D(Y, \lambda) \quad (8)$$

$$\hat{S} = W_{(p,j)}^{-1}(Z)$$

Como se puede observar, el modelo describe de manera general el proceso, pero no aclara o especifica las diferentes variantes que cada uno de los operadores presenta, y que son ineludibles al momento de proporcionar una metodología o desarrollar un experimento. Por tal razón, en adelante se describe cada uno de los términos del modelo, sus posibles casos o variantes, y de éstos los seleccionados para desarrollar el procedimiento de filtrado de señales ECG; sustentando dicha elección en teorías y conclusiones de trabajos previamente desarrollados.

2.1.3.2 Umbralización

El proceso de umbralización $D(.,\lambda)$ presenta, en su forma básica, dos métodos: *umbralización hard* ($D_h(Y,\lambda)$) y *umbralización soft* ($D_s(Y,\lambda)$) de la siguiente forma:

$$D_h(Y, \lambda) = \begin{cases} Y, & |Y| \geq \lambda \\ 0, & |Y| < \lambda \end{cases} \quad (9)$$

$$D_s(Y, \lambda) = \begin{cases} \text{sgn}(Y)(|Y| - \lambda), & |Y| \geq \lambda \\ 0, & |Y| < \lambda \end{cases} \quad (10)$$

El procedimiento *hard* anula todos los valores de Y para los cuales $|Y| < \lambda$, y retiene los valores para $|Y| \geq \lambda$. El procedimiento *soft* nuevamente anula los valores $|Y| < \lambda$, pero a diferencia de *hard*, reduce (*shrinks*) los valores $|Y| \geq \lambda$ en una cantidad λ .

En filtrado de señales ECG es común observar el procedimiento de umbralización por medio de la técnica *hard*, seguramente debido a que dicho procedimiento lleva a mejores resultados en términos del error cuadrático medio (*Error RMS*). Esto resulta coherente con el hecho que el valor de la señal está mejor estimado que cuando es reducida en el procedimiento *soft*. No obstante, el empleo de la umbralización *soft* asegura, con alta probabilidad [Donoho 1995], [Donghui 2005], que el resultado será tan suave como la señal original y además garantiza menores oscilaciones ficticias [Fletcher 2007], [Misiti 2002] (las generadas por la umbralización y que no corresponden con la señal en estudio). De esta forma, el desarrollo del presente trabajo es llevado a cabo con umbralización *soft*, ya que lo importante en el filtrado ECG es la conservación de la información y la suavidad de la señal de entrada, más que los resultados numéricos de los errores. Más aún, cuando la interpretación, medición

y la estimación de la señal son relativas. Es decir la información que los profesionales de la salud observan en un ECG puede variar cuando no se presentan con claridad sus componentes.

2.1.3.3 Selección del Umbral (λ)

Es posible encontrar una gran variedad de literatura acerca de filtrado *wavelet* donde la atención se centre en la estimación y elección del valor del umbral (λ), empleando diferentes técnicas para ello, pero básicamente están centradas en los tipos de umbral desarrollados por Donoho y Johnstone [Agoris 2004] los cuales se desarrollaron en el contexto de estimadores estadísticos. Estos umbrales son:

a) Umbral Universal (*sqtwolog*¹)

$$\lambda = \sqrt{2 \times \log(n)} \quad (11)$$

donde n representa la longitud de la señal.

b) Umbral Aplicando el principio de riesgo no sesgado de Stein (*rigrsure*¹)

$$\lambda = \sqrt{NV(k)} \quad (12)$$

En general, el procedimiento requiere obtener el nuevo vector $NV(k)$ el cual es obtenido por el ordenamiento del vector de datos del mínimo al máximo y tomar su raíz cuadrada. El algoritmo de riesgo en el índice k esta dado por (13) [Guo 2000]

$$Risk(k) = \frac{n - 2k + \sum_{j=1}^k NV(j) + (n - k) * NV(n - k)}{n} \quad (13)$$

c) Umbral Minimax (*minimax*¹)

Su selección se realiza utilizando el principio de minimax, el cual es usado en estadística para el diseño de estimadores. Ver [Guo 2000], [Misiti 2002].

d) Umbral por combinación (*heursure*¹)

La selección del umbral se realiza por combinación de los umbrales anteriores seleccionando el de menor valor [Misiti 2002], [Guo 2000]. Este tipo de umbral es el más conservativo con la señal, a costa de retener más ruido [Cai 1998].

¹ Nombre tomado de la *toolbox Wavelet* de MatLab.

Dado que *heursure* selecciona el umbral de menor valor y a que *mínimax* es más conservativo que los dos primeros [Cai 1998], el presente trabajo, se desarrolla utilizando los umbrales universal y de riesgo de Stein (llamado SURE de acá en adelante).

2.1.3.4 Escalamiento del Umbral

En la práctica, usualmente, los umbrales no se utilizan directamente, sino que son ponderados por un factor σ , un escalamiento de la Desviación Media Absoluta (AMD) (14) [Donoho 1995], basado en algún nivel de descomposición *wavelet*. Se emplean comúnmente tres tipos de ponderación [Misiti 2002]:

- a) Ponderación *one*, donde el término de ponderación es el escalar uno. ($\sigma=1$)
- b) Ponderación *sln*, donde el término de ponderación es proporcional a la AMD del primer nivel de descomposición.
- c) Ponderación *mln*, el término de ponderación es proporcional a la AMD de los niveles de descomposición a umbralizar.

$$\sigma = \frac{AMD}{0.6745} \quad (14)$$

2.1.3.5 Varianza con el desplazamiento en la TW discreta, implicaciones prácticas para el proceso de filtrado

Observando con cierto cuidado el efecto del diezmado de la DWT respecto a sus coeficientes, es posible encontrar que si se desplaza la señal original una posición, entonces los coeficientes de salida en la primera escala de descomposición serán diferentes a los obtenidos con la señal original (sin desplazamiento). Ahora, si el corrimiento fuera de dos muestras, entonces los coeficientes de salida en el primer nivel podrían ser los mismos que los de la señal original, excepto obviamente por el desplazamiento, pero los coeficientes del segundo nivel y mayores muy seguramente llegarían a ser diferentes [Quan 1999]. En forma general, en el nivel j son necesarios corrimientos múltiplos de 2^j para que los coeficientes *wavelet* de una señal desplazada sean iguales a los de la señal sin desplazamiento.

El anterior comportamiento de la DWT en el contexto del filtrado, específicamente en el cálculo y ponderación del umbral, hará que no sea posible una estimación completa de la señal, a no ser que se realicen todos los desplazamientos correspondientes, y en cada caso se estime su umbral. Pero puede darse el caso que el mejor umbral en una ubicación específica no sea conveniente para otra [Donoho 2007]. Por tanto, si bien el diezmado no es impedimento para la reconstrucción, puede llegar a ser un problema serio en la estimación del ruido (o de la señal), en el proceso de filtrado planteado en (8). Y

será mayor inconveniente si la señal presenta fuertes discontinuidades ya que el diezmado puede anular tal discontinuidad.

Con el propósito de mostrar que la estimación del umbral es afectada por la ubicación de los componentes de la señal, en la figura 2.4 se muestra la respuesta del proceso de filtrado por medio de la DWT para una señal y la misma desplazada una posición (una muestra), empleando el umbral universal y las tres ponderaciones previamente expuestas. Se puede observar que la estimación del ruido depende de la ubicación o desplazamiento, es decir, la medida de desempeño del filtro (en este caso el error cuadrático medio RMS) varía conforme la señal es sometida a desplazamientos.

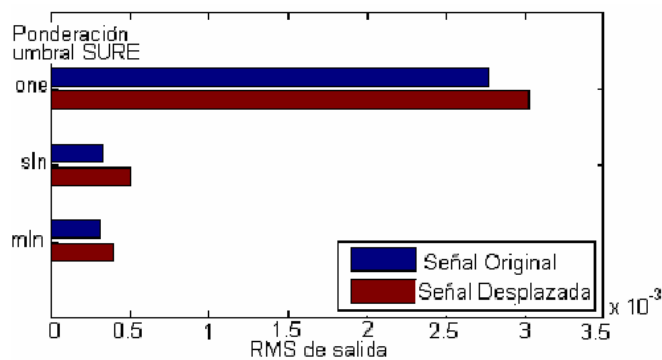


Figura 2.4. Error cuadrático medio del proceso de filtrado por medio de DWT, con umbral SURE y escalamientos *one*, *sln* y *mln*. Se observa que la respuesta del proceso de filtrado por medio de la DWT depende de la ubicación de la señal ECG [Fuente: Autor].

Una solución al anterior comportamiento lo ofrece la SWT, que puede considerarse como el cálculo de la DWT a cada uno de los desplazamientos de la señal, junto a un factor que los relacione [Lang 1995]. En el caso de señales de longitud finita este desplazamiento hace referencia a un desplazamiento circular.

Lo anterior lleva, como ya se señaló, a una TW redundante, lo cual implica que no hay una relación de igualdad entre la energía de la señal y el espacio de su transformada (aún bajo las familias *wavelets* ortonormales). En otras palabras, el sistema no cumple el teorema de Parseval (15). En su lugar, se emplea una relación más general (16).

$$\|x\|^2 = \|X\|^2 \quad (15)$$

$$A\|x\|^2 \leq \|X\|^2 \leq B\|x\|^2 \quad (16)$$

donde x es la señal y X su transformada.

La violación del teorema de Parseval en la implementación de la SWT conduce a la teoría de *frames*, la cual estudia la integridad, estabilidad y redundancia de representaciones discretas de la señal. Un *frame* es una familia de vectores $\{\Phi_n\}$ que caracteriza una señal f a través del producto interno $\langle f, \phi_n \rangle$. La redundancia de los *frames* es usada en la reducción de ruido aditivo, Un ejemplo de esto se presenta en los conversores A/D de sobre-muestreo, ya que la redundancia del sobre-muestreo reduce los errores debidos a la cuantización [Mallat 1999]. Otra forma de visualizar el proceso es que la proyección sobre el grupo de vectores del *frame* (en el caso general redundantes), hace que sea posible una mejor estimación del ruido.

Trabajos como [Quan 1999], [Donoho 2007], [Donghui 2005], [Carrè 2000] muestran el desarrollo del proceso de filtrado a través de la transformada *wavelet* estacionaria (STW), mostrando importantes ventajas. Uno de estos trabajos es el desarrollado por Coifman y Donoho [Donoho 2007] donde se despliegan diversos ejemplos, mostrando que el empleo de la transformada *wavelet* invariante mejora el proceso de filtrado en dos aspectos: reduce oscilaciones generadas por el proceso de umbralización y reduce el fenómeno de Gibbs en la señal reconstruida en presencia de fuertes discontinuidades, ya sean propias de la señal o debidas al proceso de umbralización.

En la figura 2.5 se pueden observar algunos resultados, en el caso específico de señales ECG, comparando la implementación mediante DWT y SWT, resultando el proceso SWT más conveniente y concordante a los trabajos previamente referidos. Es así que con base en lo anterior el proceso de filtrado aquí propuesto se implementa mediante SWT.

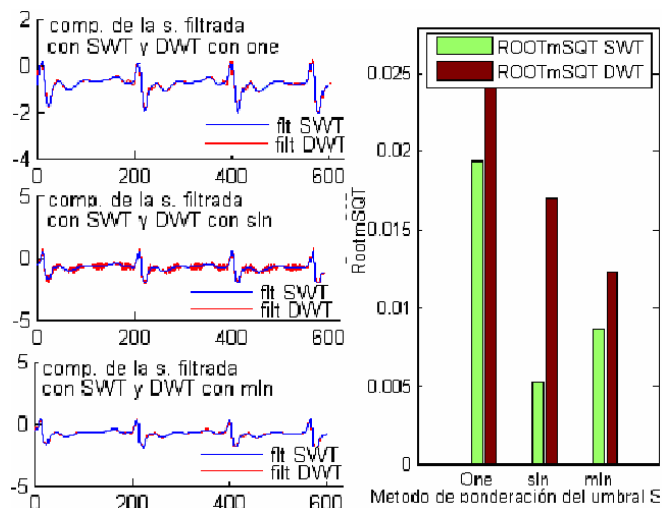


Figura 2.5. Filtrado con umbral SURE bajo los tres tipos de escalamiento. El proceso con DWT muestra mayores oscilaciones que el método SWT. La figura a la derecha muestra el Error Cuadrático Medio. [Fuente: Autor]

Retomando el modelo expuesto en (8), se han señalado las alternativas para la umbralización y tipo de umbral, así como la implementación de la TW. Sin embargo, falta considerar la familia o familias *wavelets* a utilizar, e igualmente al número de niveles de descomposición. En lo que resta del presente numeral se expondrán estos tópicos conservando la metodología presentada al momento.

2.1.3.6 Selección de la Familia Wavelet

La selección de la familia *wavelet* tal vez es la pregunta más interesante al momento de elaborar una aplicación, dado que basándose 100% en la accidentalidad de la señal a tratar, no es posible escoger una familia de manera adecuada. Esto debido a que las *wavelets* no están asociadas con la señal o el tipo de señales a analizar, sino a limitantes matemáticas al momento de ser calculadas.

Usualmente, la selección de la familia *wavelet* se lleva a término con base a principios de observación en resultados convenientes o aceptables para una aplicación dada, más que a una elección adecuada y metódica. Tal es el caso que aún cuando los resultados son convenientes, se tiene la incertidumbre sobre si la elección realizada fue adecuada o simplemente si la selección aplica en forma general a una amplia gama de señales. Por otro lado, persuadir que las incertidumbres planteadas han sido superadas requiere de un experimento metódico que cubra todas las expectativas. Este último aspecto se intentó subsanar, eligiendo un grupo de familias *wavelet* que cumplan ciertas características, y teniendo en cuenta trabajos previamente publicados.

Teóricamente existen un infinito número de familias *wavelet*, por tanto observar el comportamiento de un sistema para cada una de ellas resulta complejo y seguramente impráctico, así que es necesario acotar el conjunto a analizar. Para tal propósito se centró la elección de las familias en su principal característica: el número de momentos desvanecientes (que en el caso de las familias ortogonales está íntimamente relacionado con su soporte, [Mallat 1999]). Este número de momentos refieren la capacidad que tiene la *wavelet* en suprimir ciertos polinomios. Por ejemplo, si se añade una señal de orden $p-1$ a nuestra señal original, y el soporte de la *wavelet* es de orden mayor, entonces al momento de realizar la descomposición, la señal añadida presentará coeficientes con amplitudes nulas [Nibhanupudi 2003], [Mallat 1999]. En otras palabras si $\psi(t)$ tiene p momentos desvanecientes, significa que $\psi(t)$ es ortogonal a cualquier polinomio de grado $p-1$.

Dado que las interferencias de ruido no se presentan bajo un polinomio específico, esta elección no puede realizarse con exactitud. De esta manera se acudió a resultados presentados en [Ballesteros 2004], donde se plantea que la utilización de filtros con pequeños órdenes no ofrece buenos resultados

y determinan como óptimos los filtros con ordenes alrededor de 10, ya que ordenes mayores no generan mejoras significativas. Siguiendo la definición de Ballesteros, orden corresponde al número de coeficientes del filtro *wavelet* [Ballesteros 2004].

Si bien el proceso anterior reduce el conjunto de *wavelets*, aún no es suficiente. Por tal motivo, se hizo referencia a características secundarias sobre el conjunto restante, junto a que dichas familias estuvieran definidas en el sistema de desarrollo empleado, en este caso MatLab. Las características secundarias a consideración fueron: la *wavelet* debe ser de tipo real y estar definidas en el dominio discreto. De esta forma, junto al requerimiento de orden, el conjunto se reduce a las familias daubechies (db), symlet (sym), coiflet (coif) y biortogonal (bior). Finalmente el orden seleccionado, junto a las familias elegidas se muestran en la Tabla 2.1.

Tabla 2.1
Familias *wavelet* seleccionadas para el proceso de filtrado. [Fuente: Autor]

Familia	Orden Seleccionado
Daubechies	6, 8 y 10
Symlet	6, 8 y 10
Coiflet	2, 3, 4
Biortogonales	3.5, 3.7 y 3.9

*Las *wavelets* seleccionadas pueden clasificarse también por su simetría: La familia biortogonal presenta simetría impar, las familias symlet y coiflet presentan alto grado de simetría par, en tanto que las daubechies presentan regularidad arbitraria.

2.1.3.7 Numero de Niveles de Descomposición.

Un aspecto importante en el desarrollo de un sistema de filtrado bajo TW es determinar el número de niveles de descomposición necesarios o convenientes que envuelve dicho proceso, para definirlos se inspecciona la presencia de interferencia y las componentes frecuenciales del ECG en relación con el comportamiento de los filtros *wavelet* a lo largo de las escalas de descomposición. En la tabla 2.2 se muestran las bandas de frecuencia de los diferentes componentes electrocardiográficos, los cuales recaen bajo los seis primeros niveles de descomposición. En la Tabla 2.3 se resumen las componentes de las interferencias que abarcan toda la banda de frecuencias, la línea de potencia recaen en los primeros dos niveles y las interferencias con relación a movimiento de línea base se presentan en las escalas 7 a 10. Finalmente en la Tabla 2.4 se consignan las frecuencias de corte de -3dB de las primeras 10 escalas de las familias *wavelet* seleccionadas.

Tabla 2.2
Bandas de Frecuencia Características de un ECG (Inspirada en [Thakor 1984])

Componente del ECG	Rango de Frecuencias
Complejo QRS	5 – 10 Hz.
Onda P	1 – 5 Hz.
Onda T	1 – 6 Hz.
Línea Base	50 Hz.

Tabla 2.3
Componentes frecuenciales de las interferencias del ECG (Basada en [Friesen 1990])

Tipo de Interferencia	Frecuencias
Línea de potencia	60 Hz
Movimiento de Línea base y por artefactos	0 a 2 Hz
Señal EGM (Ruido Blanco)	Toda la banda
Movimiento por Respiración	0.15 – 0.3

Determinado el número de niveles a desarrollar es necesario establecer sobre cuántos y cuáles niveles de descomposición se ha de aplicar la umbralización, ya que en todos no es favorable. Si bien las componentes de la señal ECG se presentan con mayor intensidad del segundo al sexto nivel es necesario considerar que en los niveles de descomposición mayores ($j > 5$) los coeficientes dominantes son los referentes al movimiento de línea y artefactos (presentan frecuencias < 2 Hz.), en tanto que los coeficientes correspondientes a la señal ECG se muestran reducidos, Así la umbralización sobre estos niveles eliminaría componentes de la señal ECG, más no la interferencia deseada. Por otro lado, el análisis del comportamiento del Ruido Blanco bajo la WT desarrollada por Grossmann *et al* muestra que el decaimiento de este, a través de las escalas de la TW es proporcional a $1/a$ [Mallat 1992].

En base a lo anterior, y en los niveles de descomposición de las *wavelets* seleccionadas (ver tabla 2.4) el proceso de umbralización se realiza sobre los cuatro primeros niveles de descomposición, ya que los niveles 5 y 6 pueden contener interferencia de línea base.

Ahora bien, Para realizar la corrección de la línea base se requiere una metodología diferente a la umbralización. En consecuencia, se propone estimar los movimientos de línea mediante muestras tomadas sobre la señal cada 0.25 seg. Este proceso fue desarrollado de manera experimental por González en [González 2006], quien establece que el muestreo cada 0.25 s genera buenos resultados de estimación. Una vez se cuente con la estimación se procede a evaluar la energía de la correlación entre dicha estimación y los niveles de aproximación 7 a 10. De esta forma, a partir del nivel en que genere mayor concordancia con la estimación de línea evaluada, los coeficientes son eliminados, lo cual elimina el movimiento de línea base sin afectar considerablemente la señal.

Tabla 2.4
Frecuencias de corte de 3dB para los 10 primeros niveles algunas de las *wavelets* seleccionadas.
[Fuente: Autor] (Transformada de Fourier (TF) de Respuesta al impulso de los filtros *wavelet*)

Familia <i>Wavelet</i>	Escala 2^j	Pasa Altos Descomposición	
		Frec.Inferior (Hz)	Frec.Superior (Hz)
Daubechies 8	1	62.5	
	2	31.25	62.41
	3	15.62	31.25
	4	7.81	15.62
	5	3.9	7.81
	6	1.95	3.91
	7	0.97	1.95
	8	0.48	0.97
	9	0.24	0.48
	10	0.12	0.24
Symlet 8	1	62.56	
	2	31.2	62.48
	3	15.62	31.21
	4	7.8	15.6
	5	3.9	7.8
	6	1.9	3.9
	7	0.97	1.95
	8	0.48	0.97
	9	0.24	0.488
	10	0.12	0.24
Coiflet 3	1	62.56	
	2	31.25	22.53
	3	15.62	31.25
	4	7.81	15.59
	5	3.9	7.81
	6	1.95	3.9
	7	0.97	1.95
	8	0.48	0.97
	9	0.24	0.48
	10	0.12	0.24
Biorotogonal 3.7	1	87.58	
	2	36.98	74.79
	3	17.97	39.09
	4	8.9	19.77
	5	4.39	9.85
	6	2.22	4.94
	7	1.09	2.47
	8	0.55	1.25
	9	0.27	0.64
	10	0.06	0.09

2.2 IMPLEMENTACIÓN Y DESARROLLO

En el numeral anterior, con base al modelo planteado en (8), se expusieron los aspectos de un sistema de filtrado para señales electrocardiográficas y se esbozaron los parámetros a tener en cuenta al momento de su implementación. Es así que el presente trabajo establece para el filtrado de señales ECG un procedimiento basado en transformada *wavelet* estacionaria (SWT), donde se determine mediante experimentación cuál combinación de estimación del umbral y ponderación del umbral es

conveniente para el tipo de señales a tratar. Además se debe determinar qué tipo de familia o familias *wavelet* ofrece mejores resultados.

Cabe aclarar que en cada caso la umbralización para el filtrado de ruido de alta frecuencia y de línea de potencia se desarrolla sobre los cuatro primeros niveles de descomposición, en tanto la corrección de línea base se realiza sobre los 3 últimos (7 a 10), como se comentó con anterioridad.

Como medida de desempeño para cada uno de los experimentos se emplea el Error Cuadrático Medio, ya que Donoho lo establece en este sentido en el diseño de los estimadores por umbral, junto a la condición que la señal filtrada sea tan suave como la original [Donoho 1995]. Se objeta como medida de desempeño la SNR a la salida del filtro ya que una mejor relación señal a ruido a la salida no garantiza que la respuesta del filtro presente la misma suavidad que la señal original.

2.2.1 Selección del umbral

Para determinar el tipo y ponderación de umbral adecuado, se observó el efecto de las *wavelet* sobre el proceso de umbralización. Para esto se seleccionaron, de forma aleatoria, 15 señales de la base de datos de señales EKG de *physiobank* [PhysioBank 2006], donde se extrajeron 15 segmentos de 10 segundos c/u. Sobre estas señales se aplicaron los procesos de umbralización atrás señalados, con el objetivo de visualizar posibles efectos de las *wavelet* sobre las estimaciones y escalamientos de umbralización. Los resultados obtenidos muestran, para todas las *wavelets*, ya sea con estimación del umbral SURE o SQT que el mejor desempeño es logrado a través del tipo de ponderación *sln*. Ver figuras 2.6 y 2.7. Finalmente en la figura 2.8 se comparan estos resultados, mostrando que el procedimiento SURE-*sln* genera mejores resultados que el procedimiento SQT-*sln*. No sobra aclarar que si bien el comportamiento del umbral SURE-*sln* presenta un buen resultado con las *wavelets* presentadas, esto no es indicativo que todas generen igual desempeño usando el método propuesto.

De los resultados se puede concluir que el umbral que presenta mejor desempeño es la combinación SURE-*sln*. Por tanto falta determinar, en el modelo propuesto, qué *wavelet*, dentro de las seleccionadas, logra mejor el cometido propuesto: Lograr un proceso de filtrado bajo transformada *wavelet* que garantice óptimos resultados.

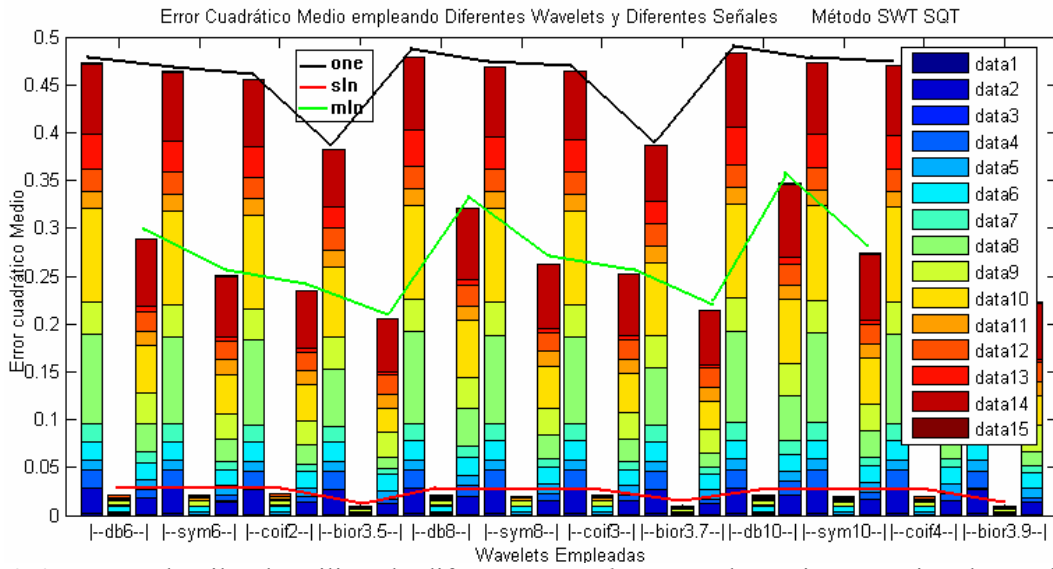


Figura 2.6 Proceso de Filtrado utilizando diferentes *wavelets*, para determinar qué tipo de ponderación del umbral SQT es adecuada. Se observa que la ponderación *sln* genera mejores resultados. [Fuente: Autor]

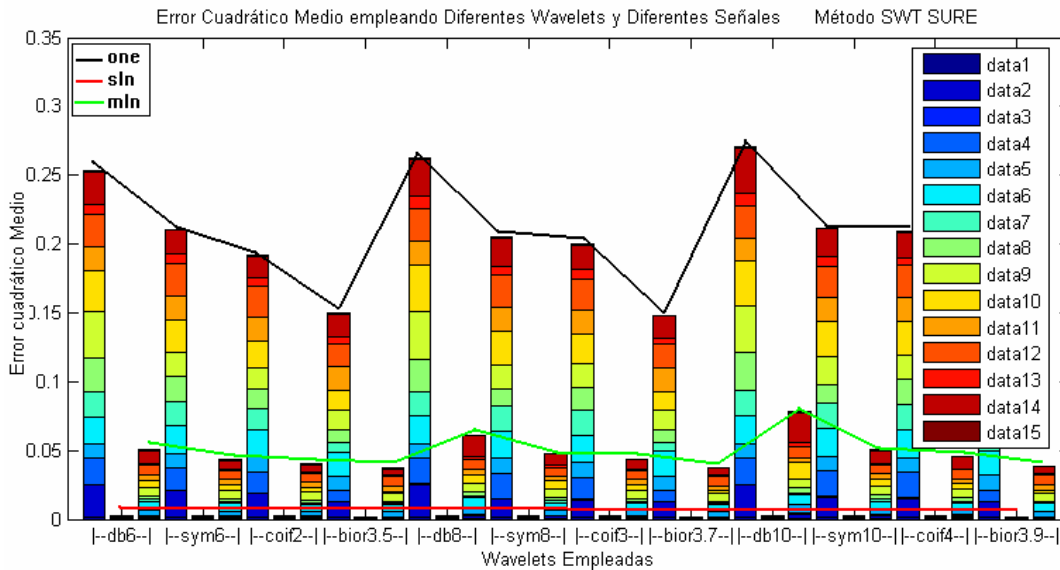


Figura 2.7 Proceso de Filtrado utilizando diferentes *wavelets*, para determinar qué tipo de ponderación del umbral SURE es adecuada. Se observa que la ponderación *sln* genera mejores resultados. [Fuente: Autor]

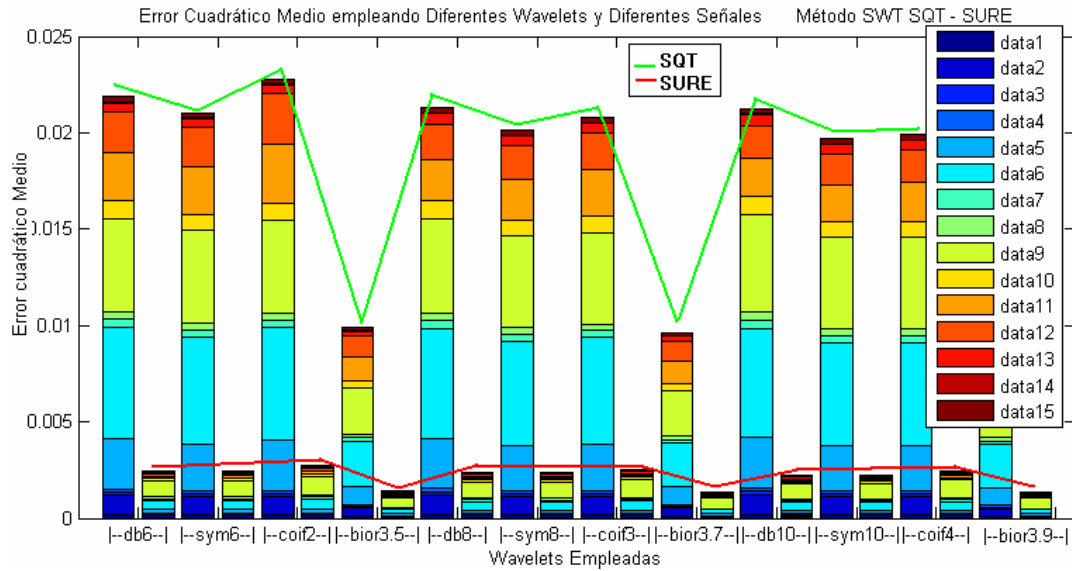


Figura 2.8. Comparación de los métodos SURE y SQT con ponderación sln . La combinación SURE- sln presenta mejores resultados. [Fuente: Autor]

2.2.2 Selección de la Familia Wavelet.

Para el desarrollo de este experimento se pretendió observar el comportamiento sobre un número reducido de señales esperando encontrar un comportamiento patrón que indicara qué tipo o tipos de *wavelet* generaban mejores resultados. Dentro de este proceso, los resultados de los primeros experimentos no mostraron ningún hecho evidente, así que se procedió a realizar un Análisis de Varianza (ANOVA) con una mayor cantidad de señales.

El experimento consistió en tomar, de manera aleatoria, las señales de las bases de datos: *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database*, *malignant ventricular arrhythmia*, *MIT-BIH arrhythmia database* y *MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database* todas disponibles en *physiobank* [PhysioBank 2006], y desarrollar el algoritmo de filtrado para cada una de las *wavelets* propuestas. Para posteriormente analizar los datos obtenidos.

Un primer análisis sobre los datos crudos indicó su carencia de normalidad (se comportaron como una distribución asimétrica) por tal motivo, y según el comportamiento, se procedió a aplicar transformación logarítmica sobre ellos, esta transformación resultó adecuada al corroborarla mediante el análisis de residuos. El ANOVA mostró un valor de p de 0.0236, el cual indica un nivel de significancia para dudar de la hipótesis nula de igualdad entre las medias.

Posteriormente se examinaron los residuos, los cuales mostraron que cumplían con la linealidad en la gráfica de probabilidad normal, luego se analizaron los residuos estandarizados asegurando que no se presentaron valores atípicos, en último lugar la estimación de independencia y varianza también fueron cumplidas. Asegurado que el modelo es correcto se procedió a realizar comparaciones múltiples por el método de *TUKEY-KRAMER*, donde se observó que los tratamientos con las familias *daubechies*, *symlet* y *coiflet* no generan diferencias significativas. Se da el caso contrario con las funciones *wavelet* biortogonales que, según los resultados, generan efectos diferentes a las otras familias, y similares entre ellas mismas a diferentes ordenes (para los ordenes acá empleados). Ver figura 2.9. ubicación ubicación

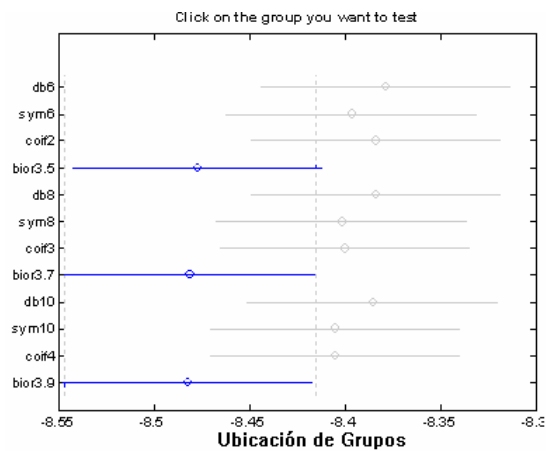


Figura 2.9. Comparaciones múltiples de medias por método *TUKEY-KRAMER* (C.I. de 95%). Se puede observar que los tratamientos con las *wavelets* biortogonales presentan diferencias con respecto a las otras familias. [Fuente: Autor]

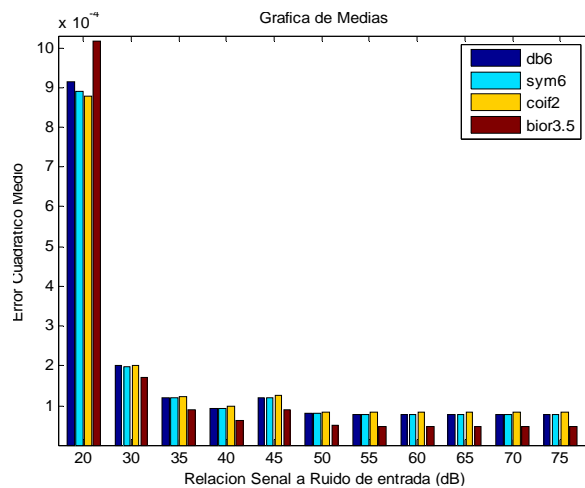


Figura 2.10. Error Cuadrático Medio - Promedio para las funciones db6, sym6, coif2 y bior3.5 en el desarrollo del proceso de filtrado para señales ECG contaminadas con Ruido blanco en el rango de 20 a 75 dB. [Fuente: Autor]

Por su parte, el comportamiento del error se evaluó mediante la gráfica de las respuestas medias de las ondas, variando la relación señal a ruido a las señales ECG en un rango de 10 a 75 dB. La figura 2.10 muestra que en el rango de 30 a 75 dB el menor error-promedio se logra con la *wavelet* biortogonal, en tanto que en menores SNR las otras familias alcanzaron mejor resultado. Dado que en términos generales la toma ECG presenta SNR superiores a 30 dB., se elige como *wavelet*, para la implementación final del sistema, a la función biortogonal 3.5.

2.3. DISCUSIÓN

Se desarrolló una discusión de los términos implicados en un proceso de filtrado por transformada *wavelet*, con el objeto de determinar con base en resultados previos, cuáles deben ser los parámetros para el desarrollo de un sistema de filtrado de señales electrocardiográficas con base en esta transformada.

Se propuso un sistema de filtrado mediante transformada *wavelet* estacionaria (SWT) con el objeto de reducir las ondulaciones generadas por el proceso de umbralización. La mejor evaluación del nivel de ruido en la señal ECG se logra mediante el estimador SURE y ponderación *sln*. Respecto a la corrección de la línea base se lleva a cabo por estimación de la misma sobre la señal original y correlación con los niveles 7 a 10 de descomposición de la SWT.

El análisis de selección de la familia *wavelet* adecuada para llevar a cabo el sistema propuesto se realizó por medio de análisis de varianza y comparaciones múltiples, los cuales indican que existe diferencia en emplear las funciones biortogonales respecto a las otras familias evaluadas. Una observación del comportamiento del sistema de filtrado, en señales contaminadas con una SNR en el rango de 30 a 70 dB, muestra que la función *bior3.5* presenta mejores promedios.

En diversas ocasiones en simposios y seminarios se argumenta que el desempeño de la WT esta condicionada a la familia o familias empleadas, indicando que cualquier alteración o cambio del conjunto de experimentación cambiaría el resultado. Indicando además que se requiere cierta similitud entre la *wavelet* y la señal a analizar para un mejor desempeño. En el presente trabajo que tales afirmaciones no necesariamente son acertadas ya que los resultados tienden hacia una familia particular, que no necesariamente presenta similitudes con la señal electrocardiográfica. Por otro lado,

el diseño o establecimiento de las funciones *wavelet* es un procedimiento sujeto a condiciones matemáticas y no basado en una aplicación particular.

3. SELECCIÓN DE UNA FAMILIA *WAVELET* ÓPTIMA PARA LA EXTRACCIÓN DE PROPIEDADES EN EL ECG

La transformada *wavelet* (TW) fue utilizada en el capítulo anterior para filtrar la señal electrocardiográfica por medio del diseño de un sistema de filtrado por umbralización *shrinkage*. Por otra parte, la TW también permite representar características temporales de una señal a diferentes resoluciones, convirtiéndola en una herramienta adecuada para analizar la señal electrocardiográfica, en la cual coexisten una serie repetida de patrones (ondas, intervalos y complejos) mezclados con ruido a diversos rangos de frecuencia.

En la literatura es posible encontrar aplicaciones en las que la TW se ha empleado con diferentes familias para la extracción de singularidades. Así, la elección de una función *wavelet*, que se adecúe de manera óptima a la extracción de singularidades en el ECG, depende del enfoque para su desarrollo y de las características de la función misma. Se pueden considerar diversas propiedades, como la habilidad de reconstruir una señal a partir de su descomposición, la preservación de energía en el proceso de transformación, la longitud de la *wavelet* como factor incidente en el costo computacional, la simetría y ondulaciones para evitar turbiedad en la información, la capacidad de discriminación en tiempo y frecuencia por medio de corrimientos y escalamientos, entre otras.

El objetivo del presente capítulo es explorar criterios en la elección de una *wavelet* que permita un desarrollo factible del método de cruces por cero para caracterizar la señal electrocardiográfica a través de la TW. Para alcanzar tal propósito, el trabajo examina tres características de diferentes familias *wavelets* utilizadas en publicaciones preliminares: la discriminación de la información en bandas de frecuencia, el efecto de la simetría y el efecto de las ondulaciones en la identificación de elementos. Tales propiedades son evaluadas con relación a las componentes frecuenciales y accidentes de un registro electrocardiográfico.

3.1 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS A TRAVÉS DE LA PRIMERA DERIVADA. (CRUCES POR CERO)

La idea básica planteada para el reconocimiento de características empleando la primera derivada consiste en que una pendiente positiva en la señal presenta como derivada un valor positivo, en tanto que una pendiente negativa presenta su derivada con valor negativo. Así, para una señal que exhibe ondulaciones, su derivada presentará oscilaciones, pares de máximos y mínimos (MAX-MIN) por cada oscilación de la onda original, donde los máximos o mínimos de la onda original se presentan como cruces por cero en la primera derivada, ver figura 3.1. De acá en adelante debe entenderse que al hablar de un “par Max-Min” se hace referencia al par en la derivada de la señal.

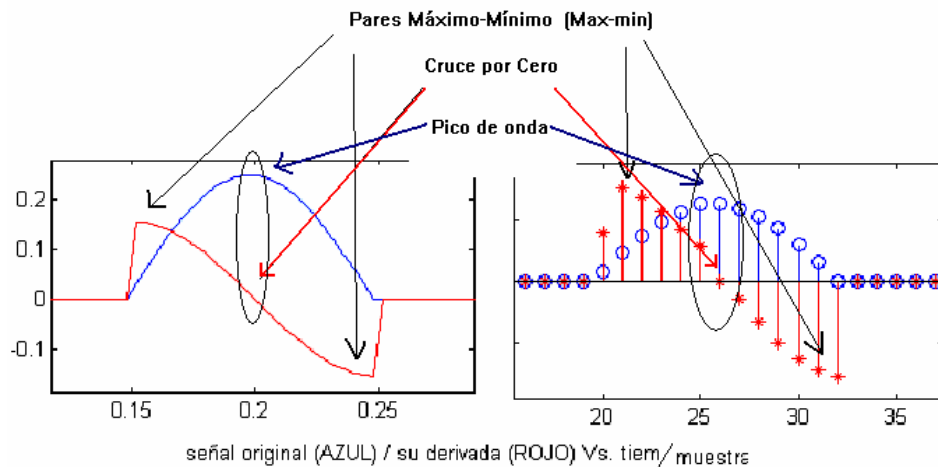


Figura 3.1 Descripción del proceso de detección de cruces por cero. El máximo de una ondulación puede detectarse a través del análisis de la primera derivada como un cruce por cero, rodeado de pares máximos y mínimos a cada uno de sus lados. [Fuente: Autor]

Ahora bien, el número de cruces por cero que presente la derivada depende de la morfología que presente la onda original, por ejemplo en la figura 3.2 se pueden apreciar dos picos correspondientes a la señal inicial, pero se detectan tres muestras de valor cero en su derivada. Obsérvese que la muestra cero de la mitad no corresponde a un máximo o mínimo en la onda original, sino a un punto de inflexión; esto se puede detectar en forma directa en la derivada, ya que dicha muestra de valor cero no corresponde a un cruce del eje.

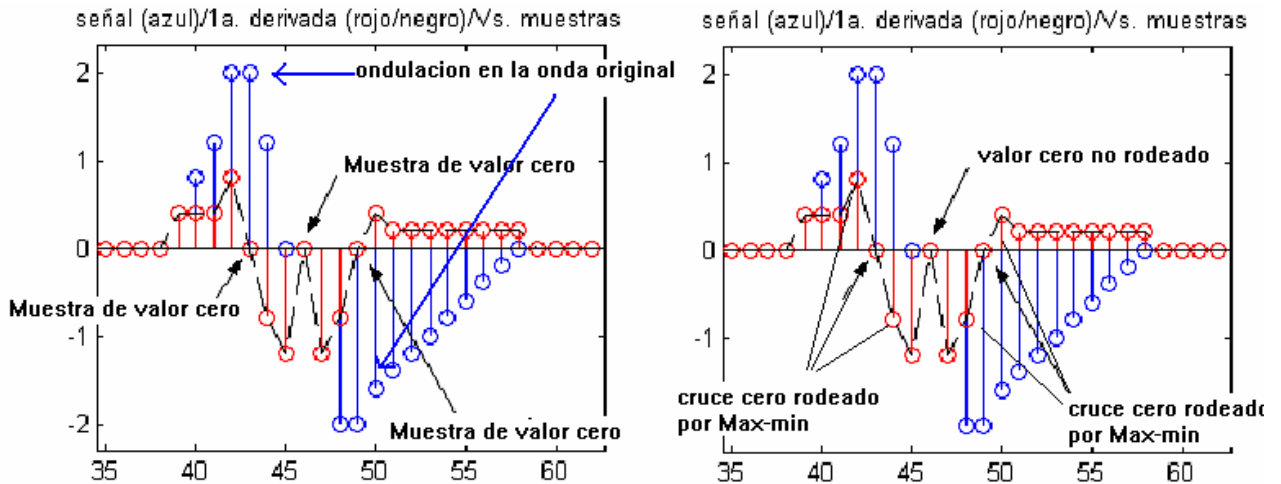


Figura 3.2 Proceso de cruces por cero. Obsérvese los dos cruces por cero rodeados de max-min corresponden a una ondulación de la señal (azul) y el punto de inflexión en la señal presenta un valor cero en la derivada, no rodeado de pares max min. [Fuente: Autor]

De manera general se puede decir que existen dos casos en los cuales la derivada de una función es cero: Existencia de pico máximo o mínimo, donde la derivada cruza el eje cero, y existencia de punto de inflexión, cuando la derivada conserva el signo antes y después de dicho punto. Lo anterior es conocido como el criterio de la primera derivada. (El signo de la segunda derivada es quien indica qué tipo de caso que se presenta) [Steward 1998].

En conclusión, caracterizar una señal utilizando el método de primera derivada involucra:

- a) Reconocer que el punto máximo de una onda implica determinar el cruce por cero de la derivada (rodeado de pares max-min), el cual indica el punto correspondiente al pico de la onda original. (Figuras 3.1 y 3.2)
- b) El inicio/fin de la onda original corresponde al inicio/fin del par max-min.

Desarrollar la idea anterior, aplicando la derivada en forma directa a la señal ECG, puede llevar muy seguramente a generar pares max-min erróneos, por la presencia de ruido de alta frecuencia y de línea base (ver Figuras 3.3 y 3.4). Por tal motivo, se plantea la implementación del recurso a través de la TW. Este método permite la separación en bandas de frecuencia de la línea base y del ruido a niveles que no afectan en gran proporción a las bandas de los complejos QRS, ondas P, y ondas T.

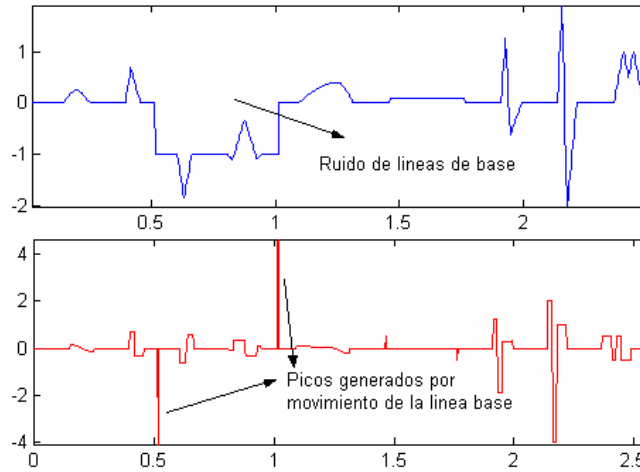


Figura 3.3. Comportamiento de Cruces por cero ante movimiento de línea base. La figura superior simula el comportamiento de una señal ECG con ruido de banda base. La figura inferior es su derivada donde los picos máximos y/o mínimos generados por el movimiento de línea base son señalados.

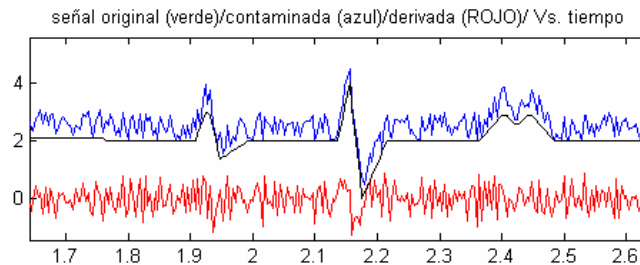


Figura 3.4. Comportamiento de Cruces por cero ante ruido de alta frecuencia. Señal contaminada con ruido de alta frecuencia. Se puede observar que la elección de los pares max-min, correspondientes a cruces por cero de la señal original no puede realizarse en forma directa.

3.2 COMPORTAMIENTO EN FRECUENCIA DE LOS FILTROS WAVELET Y ACCIÓN DE SUS OSCILACIONES EN LA TRANSFORMADA

Como se describió en el apartado anterior, el empleo directo de la primera derivada para la extracción de puntos significativos de la señal ECG puede no aplicar en forma directa; principalmente por la existencia de ruido en la señal en diferentes bandas de frecuencia.

Ahora bien, encontrar una familia *wavelet* que a través de la TW siga de cerca el proceso de extracción de características a través de la primera derivada requiere en especial de dos propiedades: discriminación en frecuencia de las componentes de la señal y conservación de la información de la primera derivada. La primera consiste en que la wavelet seleccionada, a través de los escalamientos, sea idónea en la discriminación de las bandas de frecuencia correspondientes al ruido de alta frecuencia, componentes electrocardiográficos y finalmente las frecuencias de línea base. Las bandas de frecuencia para las características del ECG se pueden ver en la Tabla 2.2 del capítulo anterior

[Thakor 1984]. La segunda característica hace referencia al hecho que la familia *wavelet* seleccionada para realizar el proceso de extracción de cruces por cero facilite el proceso descrito en la primera parte del artículo.

3.2.1. DISCRIMINACIÓN DE LA TRANSFORMADA WAVELET EN BANDAS DE FRECUENCIA

En la literatura, diversas *wavelets* han sido seleccionadas con el propósito de separar las bandas de frecuencia de cada componente del registro electrocardiográfico y realizar la extracción de particularidades por cruces por cero [Martinez 2004], [Li 1995], [Sahambi 1997] [Bautista 2003]. En este apartado se describe el comportamiento de las *wavelets* Haar, biortogonales (Bior3.1, Bior3.3 y Bior3.5), Daubechies de orden cinco (Daub5) y ocho (Daub8), primera derivada de la función gaussiana (Gaus1) y *quadratic spline* (QS). (Las primeras seis *wavelets* están disponibles en la *Wavelet Toolbox de Matlab*; la última, QS, es propuesta por Mallat en [Mallat 1999]). En específico el análisis se enfoca al poder de discriminación de la información electrocardiográfica en bandas de frecuencia. El proceso consiste en visualizar las bandas de frecuencia de cada *wavelet* a diferentes escalamientos y determinar la capacidad de discriminación, referente a las franjas del ECG (Tabla 3.1).

En la Tabla 3.1 se pueden apreciar las bandas de corte de -3 dB de los primeros cinco niveles de escalamiento a escala diádica de las seis familias *wavelet* seleccionadas. Donde es posible observar que para las funciones bior 3.1, *quadratic Spline* y gaus1 el tercer nivel de descomposición es adecuado para extraer las componentes del complejo QRS, en tanto que los niveles 4 y 5 son indicados para las ondas P y T. Lo que respecta a las funciones harr, Daubechies 5/8, y biortogonales 3.3/3.5, se requiere los niveles 3 y 4 para complejos QRS, y niveles 5 y 6 para ondas P y T.

Como un ejemplo ilustrativo del anterior comentario se presenta en la figura 3.5 una señal electrocardiográfica contaminada con ruido de 50 Hz, a la cual se le ha realizado la TW para observar el comportamiento de los pares max-min en la detección de singularidades. En la figura 3.5a) se observa una onda electrocardiográfica tomada de la base de datos del MIT referenciada como cu17, a la cual se ha contaminado con una onda senoidal de 50 Hz. La figura 3.5c) muestra el segundo nivel de descomposición de la TW mediante la *wavelet Haar*, en donde se observa que no es posible diferenciar pares max-min referentes a las características del ECG. La figura 3.5d) muestra el tercer nivel de descomposición, donde se visualizan pares max-min correspondientes con la señal electrocardiográfica.

TABLA 3.1

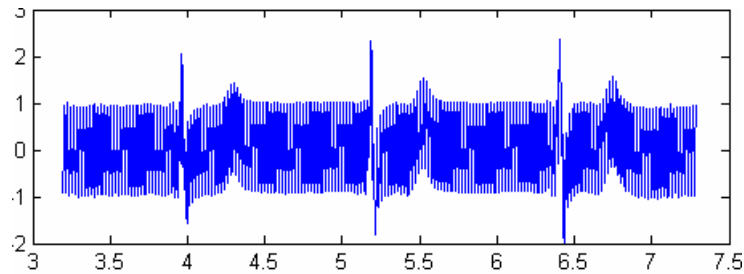
Frecuencias de corte de -3dB para las escalas 1 a 5 de descomposición.

[Fuente: Autor] (Transformada de Fourier (TF) de Respuesta al impulso de los filtros wavelet

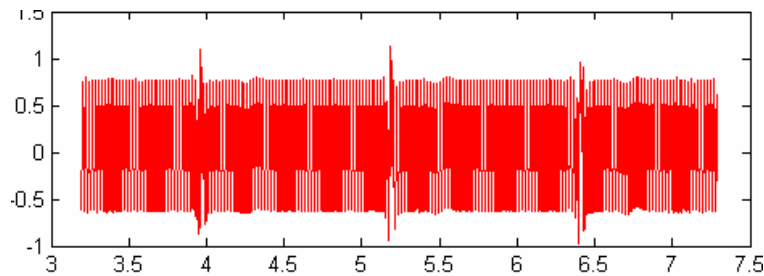
Wavelet	Escala 2 ^j	Pasa Bajos (Hz)	Pasa Altos	
			Frec.Inf. (Hz)	Frec. Sup. (Hz)
Haar	1	62.5	62.5	
	2	28.4	36.07	62.5
	3	13.9	19.26	27.85
	4	6.91	9.86	13.41
	5	3.45	4.98	6.64
Daub5	1	62.5	62.5	
	2	31.5	31.2	62.5
	3	15.62	15.65	31.5
	4	7.81	7.81	15.62
	5	3.9	3.9	7.81
Daub8	1	62.5	62.5	
	2	31.2	31.2	62.5
	3	15.62	15.62	31.2
	4	7.8	7.8	15.62
	5	3	3.9	7.8
Bior3.1	1	37.4	19.7	
	2	16.85	10.16	46.14
	3	8.25	5.12	21.7
	4	10.65	2.57	10.8
	5	2	1.31	5.37
Bior3.3	1	38	39	
	2	16.5	19.5	47
	3	8.5	10.25	22.2
	4	4.3	5.12	11
	5	1.95	2.6	5.37
Bior3.5	1	38	39	
	2	16.5	20	49
	3	8.5	11	23
	4	4.3	7	12
	5	1.95	1.3	6
QS	1	37.5	14.2	
	2	17	7.1	76.4
	3	8.2	3.42	35.4
	4	4.2	1.79	17
	5	1.95	0.9	8.8
Gaus1	1		6.45	57.9
	2		2.26	32.35
	3		0.82	17.53
	4		0.48	9.33
	5		0.44	4.92

Como un ejemplo ilustrativo del anterior comentario se presenta en la figura 3.5 una señal electrocardiográfica contaminada con ruido de 50 Hz, a la cual se le ha realizado la TW para observar el comportamiento de los pares max-min en la detección de singularidades. En la figura 3.5a) se observa una onda electrocardiográfica tomada de la base de datos del MIT referenciada como cu17, a la cual se ha contaminado con una onda senoidal de 50 Hz. La figura 3.5c) muestra el segundo nivel de descomposición de la TW mediante la *wavelet Haar*, en donde se observa que no es posible diferenciar

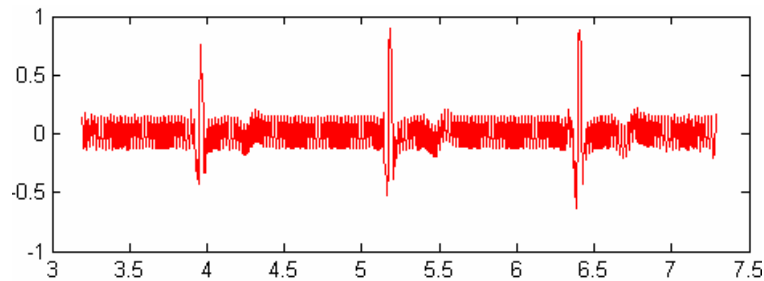
pares max-min referentes a las características del ECG. La figura 3.5d) muestra el tercer nivel de descomposición, donde se visualizan pares max-min correspondientes con la señal electrocardiográfica.



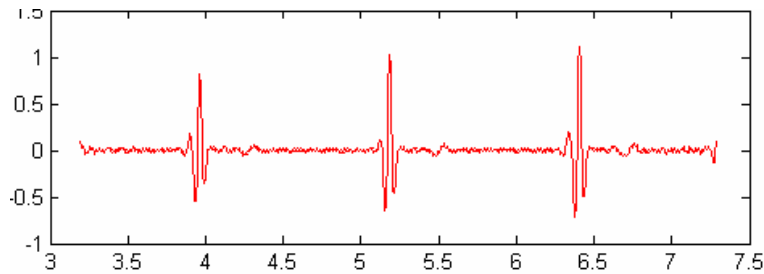
3.5a) Señal contaminada con ruido de alta frecuencia.



3.5b) Primer nivel de Descomposición *wavelet*



3.5c) Segundo nivel de Descomposición *wavelet*



3.5d) Tercer nivel de Descomposición *wavelet*

Figura. 3.5 Descomposición wavelet sobre una señal electrocardiográfica, y la señal contaminada con ruido de 50 Hz. Se observa que es posible determinar pares max-min a partir del tercer nivel de descomposición wavelet. Para este ejemplo se utilizó la Wavelet Haar. [Fuente: Autor]

Es importante subrayar que las wavelets biortogonal 3.1 (Bior3.1) y *Quadratic Spline* (QS) ostentan un comportamiento discriminador de bajas frecuencias, por tal motivo se esperan componentes del espectro electrocardiográfico a partir del primer y segundo nivel de descomposición. Esta propiedad las

convierte en funciones convenientes en el proceso de ubicación temporal, pero así mismo, estos niveles presentan gran sensibilidad al ruido de 50/60Hz y alta frecuencia. El primer filtro pasa bajas (el correspondiente a la escala 1) presenta frecuencia de corte (de -3 dB) de aproximadamente 37Hz, lo cual reduce posibles inconvenientes debido a frecuencias superiores. No obstante, la ganancia de los filtros pasa altos hace que la cualidad mencionada se vea reducida significativamente.

Para el caso de la *wavelet* primera derivada de la Gaussiana (Gaus1) se plantea un comportamiento similar, ya que como se puede apreciar a partir del segundo nivel se esperan componentes electrocardiográficos, pero así mismo frecuencias 50/60 Hz. Cabe mencionar que el desarrollo con la *wavelet* Gaus1 se realiza por medio de la transformada continua de *wavelet* (CWT), ya que carece de función de escala para la realización por banco de filtros [Misiti 2002].

Finalmente se puede establecer en cualquier caso, en las *wavelets* estudiadas, que es posible iniciar el proceso de extracción de características en el tercer nivel de resolución, esto para las componentes más altas del ECG (complejo QRS). El proceso será más claro en los casos donde la frecuencia de corte del filtro pasa bajos del segundo nivel de descomposición se acerque a la frecuencia de 10 Hz. y la frecuencia de corte del filtro pasa altas de tercer nivel lo haga a la frecuencia de 5 Hz. La anterior característica se puede observar especialmente en las *wavelets* Bior3.1 y *Quadratic Spline (QS)*, cuyas frecuencias son: para el pasa bajos 16.8 Hz en ambos casos, y en el pasa altos 5.12 Hz y 3.6 Hz respectivamente.

Referente al proceso de extracción de componentes con frecuencias inferiores, como lo son las ondas P y T, es necesario revelar el comportamiento de los filtros a estas frecuencias y establecer su capacidad de discriminación con respecto a los otros elementos. Los movimientos de línea no se tienen en cuenta debido a que éstos son arduos de establecer, ya que se deben a características externas al proceso de adquisición de la señal. Por tanto el capítulo solo hace referencia al proceso discriminatorio de los filtros *wavelets* a las frecuencias de 1-6 Hz.

De la respuesta en frecuencia de las *wavelets* contrastadas se obtiene que la discriminación de las componentes P y T (frecuencias de 1 a 5 Hz) se logra en el quinto nivel de descomposición, en especial en las *wavelets* biortogonales nombradas como Bior3.1 y Bior 3.3 y la *wavelet* Gaus1; el resto de *wavelets* presentan aún, a este nivel (quinto), componentes del complejo QRS (5 a 10Hz). En referencia al cuarto nivel de descomposición se tiene que para las ondas Gaus1, *Quadratic Spline*, Bior3.1 y Bior3.3 este nivel presenta componentes frecuenciales de cada elemento

electrocardiográfico. En especial las *wavelets* que mejor se enfocan en el rango de frecuencias electrocardiográficas son la Bior3.1 y Bior3.3. Respecto a las Daubechies el cuarto nivel se centra en componentes del QRS (7.81-15.62 Hz).

Por lo anterior, se establece que el nivel de descomposición adecuado para visualizar los max-min de las ondas P y T es el cuarto, con el propósito de aprovechar su resolución temporal. Dado el caso de pares max-min con amplitudes bajas se establece la búsqueda en el nivel quinto. Ahora bien, para establecer la ubicación referente en la onda original, se debe tener en cuenta nuevamente el desplazamiento debido a la respuesta de fase de los filtros.

3.2.2. ACCIÓN DE LAS OSCILACIONES Y SIMETRÍA DE LAS FAMILIAS WAVELETS

Para observar el desarrollo y simulación del proceso por primera derivada de las diferentes *wavelets* estudiadas es necesario conocer sus formas, por tal motivo en la figura. 3.6 se presentan. Se observa que hay formas antisimétricas y asimétricas que afectan el proceso de primera derivada. Basados en las formas de las *wavelets* Bior3.1, Quadratic Spline (QS), Haar y Gaus1 y su similitud con la respuesta al impulso del derivador de primera diferencia, se puede establecer que dichas ondas son adecuadas para el desarrollo del sistema.

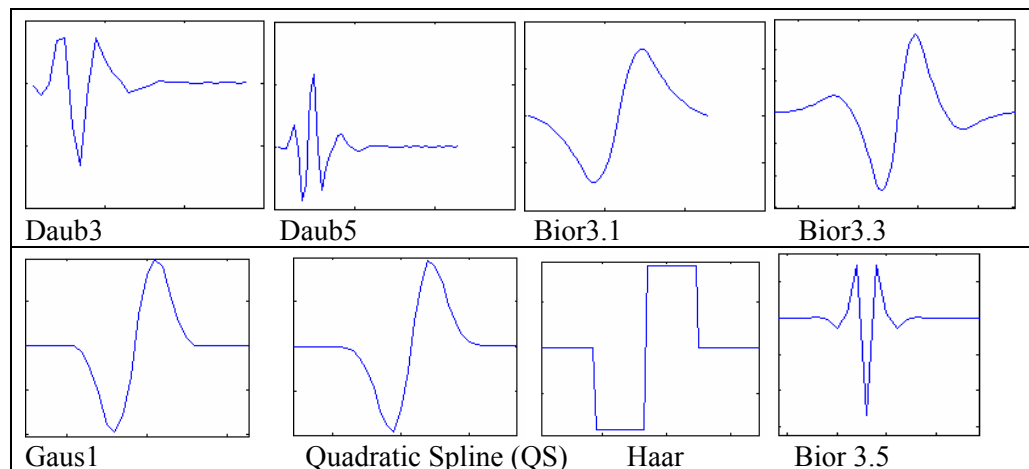


Figura 3.6 Formas de onda de las *wavelet* estudiadas. [Fuente: Autor]

En lo que respecta a las *Wavelets* Daubechies y Bioctogonal 3.5 no simulan de forma adecuada el proceso ya que presenta nutridas ondulaciones y por tanto diversos pares max-min no referentes a características de la onda a analizar. Además, para las *Wavelets* Daubechies, compensar su desplazamiento de fase no es práctico debido a su no linealidad. La figura 3.7 muestra la detección de ondas mediante Daub5 donde se presentan ondulaciones que no permiten el reconocimiento directo

del par max-min. La figura además presenta el desarrollo por medio de la *wavelet* Bior3.3, la cual al igual que las Daubechies presenta oscilaciones. En este caso el comportamiento es adecuado ya que simula el proceso, facilita la detección de pares max-min y la compensación de fase lineal es sólo un desplazamiento de onda.

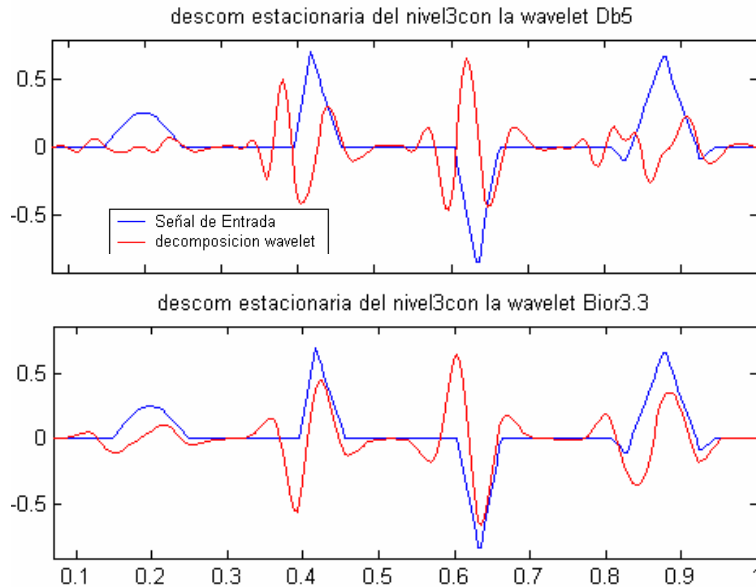


Figura 3.7. Comportamiento ondulaciones laterales I. En la descomposición con la *wavelet Daubechie* (Daub5) no es posible determinar cuál de los cruces por cero hace referencia al pico de la onda a analizar debido a la presencia de dos pares max-min. En el caso de la Bior3.3 los pares max-min se establecen como los de mayor amplitud. [Fuente: Autor]

Si bien el comportamiento de la Bior3.3 es aceptable, es necesario determinar hasta qué punto dichas oscilaciones pueden tolerarse. La figura 3.8 muestra la primera diferencia de una onda que simula un complejo RR, además muestra el efecto indeseable de las ondulaciones laterales de la bior3.3, las cuales generan cruces por cero, indicando ondas que no están presentes en la señal original. Como comparación se presenta el mismo desarrollo para las *wavelets* Bior3.1 y *Quadratic Spline*, quienes alcanzan adecuadamente el número de picos max-min correspondiente al número de picos en la onda original. Cabe nombrar, aunque no se muestra, que el desarrollo a través de la Gaus1 y Haar es similar, presentando los cruces por cero descriptivos.

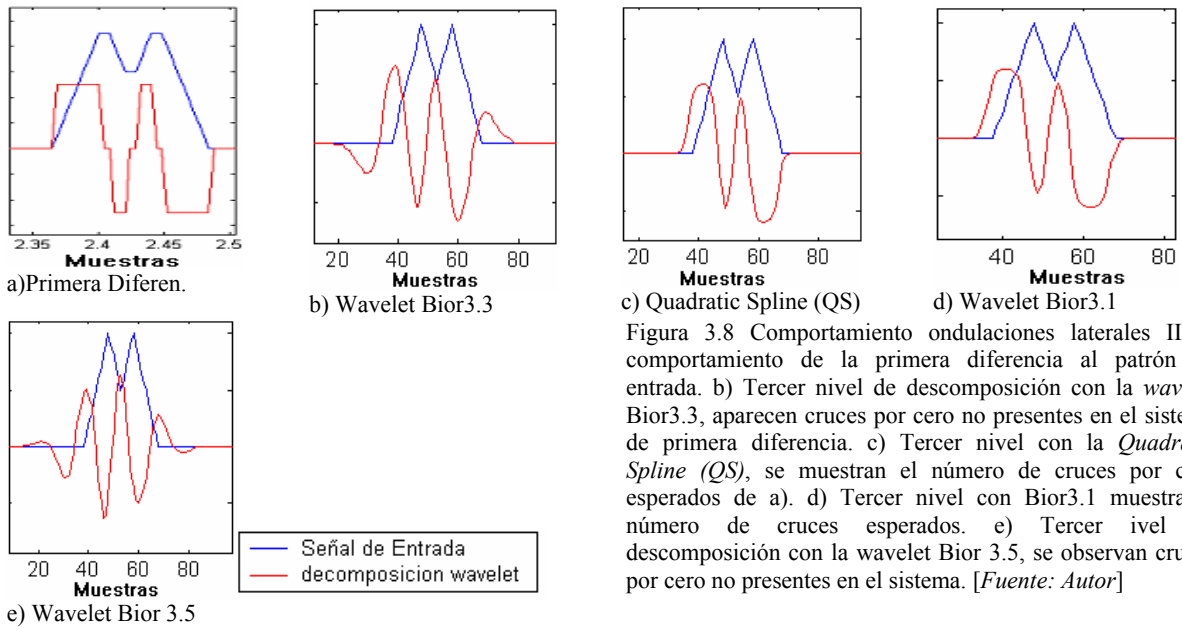


Figura 3.8 Comportamiento ondulaciones laterales II a) comportamiento de la primera diferencia al patrón de entrada. b) Tercer nivel de descomposición con la *wavelet* Bior3.3, aparecen cruces por cero no presentes en el sistema de primera diferencia. c) Tercer nivel con la *Quadratic Spline (QS)*, se muestran el número de cruces por cero esperados de a). d) Tercer nivel con Bior3.1 muestra el número de cruces esperados. e) Tercer nivel de descomposición con la *wavelet* Bior 3.5, se observan cruces por cero no presentes en el sistema. [Fuente: Autor]

3.3 DISCUSIÓN

Se ha presentado una visualización del comportamiento en tiempo y frecuencia de diferentes familias *wavelets* y su relación con la detección de singularidades mediante el proceso de primera derivada. Se puede concluir de las ondas presentadas, que las que muestran mejor desempeño son las *wavelets* Bior3.1, *Quadratic Spline (QS)*, Haar y primera derivada de la función Gaussiana, Gaus1. La anterior afirmación se puede depurar si se hace referencia al proceso de discriminación en bandas de frecuencia, en donde la separación de las frecuencias de 5 a 10 Hz está mejor definido con las *wavelets* Bior3.1 y *Quadratic Spline (QS)*. Por otro lado, la separación de los componentes de menores frecuencias en el ECG (ondas P y T) se especifican mejor mediante el empleo de las *wavelets* Bior3.1, Bior3.3 y *Quadratic Spline*.

Si bien el desarrollo con la *wavelet* primera derivada de la gaussiana es aceptable desde el punto de vista tiempo frecuencia, la implementación del sistema debe realizarse por medio de la TW semidiscreta, lo cual trae consigo mayor carga computacional, y dependiendo de las necesidades llegará a ser un inconveniente poco aceptable.

Finalmente, la presentación y comparación anterior permite señalar que las *wavelet* Bior3.1 y *Quadratic Spline* ostentan comportamiento, tanto en tiempo como en frecuencia, admisible en el seguimiento de detección de singularidades por primera diferencia, lo cual será de utilidad en la extracción de singularidades en el ECG.

4. IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE CARACTERÍSTICAS ELECTROCARDIOGRÁFICAS ORIENTADO A TAQUICARDIAS DE COMPLEJOS ANCHOS (WCT)

El presente capítulo corresponde a la implementación de un sistema software para detección, perfilado y clasificación de complejos QRS en registros electrocardiográficos. En este caso, el sistema está orientado a características diagnósticas de WCT discutidas en el primer capítulo, más específicamente en los criterios diagnósticos propuestos por Lau *et al* [Lau 2000]. La metodología y herramienta para el desarrollo se ha expuesto con anterioridad en los capítulos dos y tres, y corresponde a la técnica de cruces por cero empleando la *wavelet quadratic spline* en la TW.

Es importante resaltar que el procedimiento está basado en los trabajos previos de Cuiwei Li *et al* [Li 1995], Martinez *et al* [Martinez 2004] y Shahambi *et al* [Sahambi 1997] quienes han desarrollado y mejorado el procedimiento, estableciendo criterios para su aplicación. Si bien se siguen los trabajos acá nombrados, se plantea un procedimiento basado sólo en los tres primeros niveles de descomposición *wavelet* para detección y delineamiento. Conjuntamente se establecen medidas de protección como ventana de inclusión y período refractario, considerados imperiosos por las características de la WCT; Complejos mayores a 120 ms y frecuencias superiores a 100 l/min.

Para desarrollar el sistema, se estudia en primera instancia, el contenido frecuencial en los complejos anchos, con base en el procedimiento expuesto en el texto clásico de Thakor *et al* [Thakor 1984], observando diferencias significativas entre complejos anchos y angostos. Proceso que se describe con mayor detalle en el contenido del presente capítulo.

Una vez se cuenta con un procedimiento de detección y delineamiento de complejos QRS se procede a la extracción de las características diagnósticas planteadas por Lau [Lau 2000], como son: Ancho del complejo, empleando delineamiento de complejos QRS; eje eléctrico del complejo, mediante delineamiento, máximos y mínimos locales y suma vectorial; y morfologías de bloqueo de rama a través de la deflexión terminal del complejo, identificada a través de puntos singulares en la TW. Por último, la identificación y clasificación de morfologías diagnósticas se realiza empleando Redes

Neuronales Artificiales (ANN). Cada uno de los procedimientos enumerados es desarrollado empleando la plataforma de cómputo Matlab.

Se evalúa el desempeño de cada uno de los sistemas implementados mediante comparación con el delineamiento de latidos, realizado por un médico internista, sobre un grupo de latidos de diferentes registros de las bases de datos *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database, malignant ventricular arrhythmia* y *MIT-BIH arrhythmia database*, disponibles en *physiobank* [PhysioBank 2006].

4.1. PROCESO DE DETECCIÓN Y DELINEAMIENTO DE COMPLEJOS QRS

En el desarrollo de sistemas de detección y clasificación de eventos electrocardiográficos se destacan los trabajos de Cuiwei Li *et al* [Li 1995], Martinez *et al* [Martinez 2004] y Shahambi *et al* [Sahambi 1997], dado su desempeño. Estos tres sistemas emplean el procedimiento de cruces por cero descrito en el capítulo 3, junto al establecimiento de umbrales basados en la amplitud media del registro, para la detección del complejo y en la amplitud del complejo detectado, para el delineamiento del mismo.

Antes de discutir los procesos de detección y delineamiento de los complejos QRS se dedicará un espacio a la discusión de aspectos relacionados a la corrección del desplazamiento de fase de los filtros *wavelet* y el análisis de los componentes frecuenciales de los complejos anchos aspectos importantes en la implementación del sistema.

4.1.1 CORRECCIÓN DEL DESPLAZAMIENTO DE FASE

Uno de los procesos necesarios en los dos primeros sistemas es la corrección del desplazamiento de fase una vez realizada la transformada *wavelet* [Li 1995], [Martinez 2004]. Dicha corrección depende del contenido de frecuencia de la señal, así como del nivel de descomposición en el cual se esté desarrollando la detección. Un ejemplo del desplazamiento que sufre el cruce por cero, con relación al pico máximo de la señal, se puede mostrar a través de la aplicación de la TW sobre la señal impulso unitario. La figura 4.1 muestra que a medida que se realizan las descomposiciones *wavelet* (de nivel j), el cruce por cero es desplazado $2^{(j-1)}-1$ muestras empleando la función *Quadratic Spline*. Este desplazamiento no se cumple en todos los casos y depende de la señal misma. Por ejemplo, en [Li 1995] se propone que la corrección del cruce por cero de las ondas P y T, detectado en los niveles de descomposición 4 y 5, sea de $7(2^{(j-1)}-1)$, corrección que describen como tolerante. El algoritmo

implementado para desarrollar la TW es el *algorithme à trous* basado en un proceso de banco de filtros. La disposición de los filtros FIR utilizados, pasa bajos ($h[n]$) y pasa altos ($g[n]$), para el desarrollo son mostrados en (1), y corresponden con la función *wavelet Quadratic Spline*.

$$h[n] = \frac{1}{8} \{ \delta[n+2] + 3\delta[n+1] + 3\delta[n] + \delta[n-1] \} \quad (1)$$

$$g[n] = 2\{ \delta[n+1] - \delta[n] \}$$

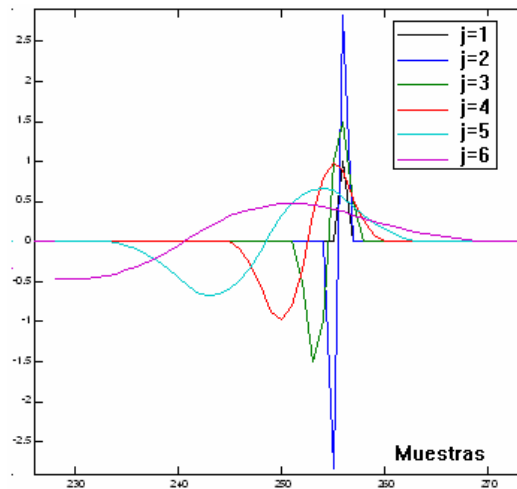


Figura 4.1. Efecto en desplazamiento del cruce por cero con respecto al máximo de la señal impulso unitario. El desplazamiento que sufre el cruce por cero es de $2^{(j-1)}-1$ muestras. Los coeficientes de los filtros de descomposición en el desarrollo del *algorithme à trous* son los mostrados en (1). [Fuente: Autor].

En el presente trabajo esta corrección del desplazamiento de fase no se lleva a cabo como un nuevo proceso una vez realizada la descomposición, sino como un proceso ya incluido en el cálculo de la TW. Esto se logra desplazando el filtro de descomposición una posición con respecto al caso anterior. De esta forma, el cruce por cero no corresponde a un estimativo tolerante, sino que en cada descomposición corresponderá al cruce por cero correspondiente. En la Figura 4.2 se observan los primeros 6 niveles de descomposición para el impulso unitario empleando el filtro de descomposición desplazado. Valga aclarar que los sistemas así implementados son no causales impidiendo una aplicación en tiempo real.

$$h[n] = \frac{1}{8} \{ \delta[n+2] + 3\delta[n+1] + 3\delta[n] + \delta[n-1] \} \quad (2)$$

$$g[n] = 2\{ \delta[n-1] - \delta[n-2] \}$$

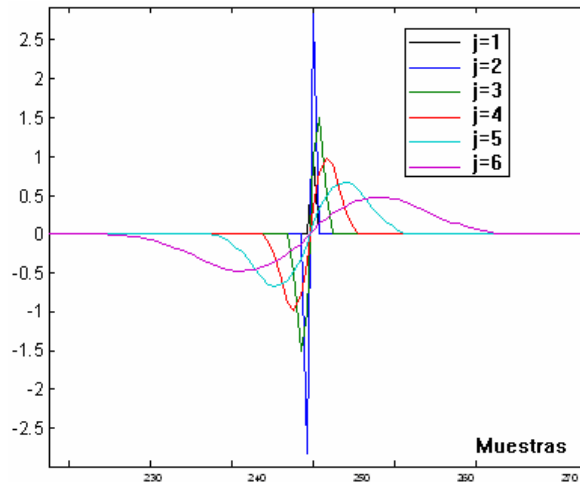


Figura 4.2. Resultados de cruce por cero empleando los filtros desplazados (2). El cruce por cero se conserva a través de las descomposiciones *wavelet* [Fuente: Autor].

Cabe mencionar que el proceso o respuesta del filtro pasa bajos no se altera con el proceso descrito, como muestra la Figura 4.3.

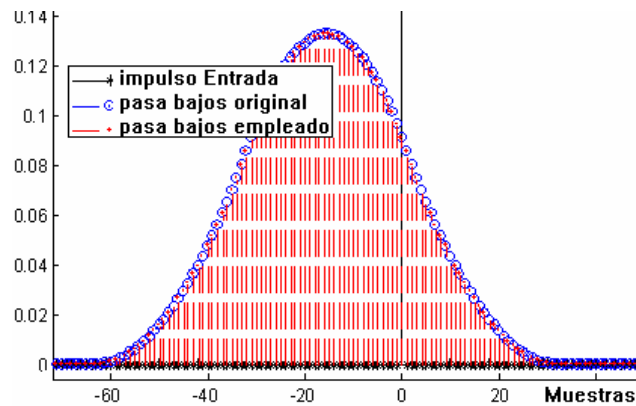


Figura 4.3. Respuesta de aproximación de sexto nivel. No existe diferencia entre los dos sistemas discutidos en las aproximaciones de la TW. [Fuente: Autor].

En la figura 4.4 se compara la respuesta de los filtros empleados para ondas de tipo más general. Para los tres primeros niveles de descomposición.

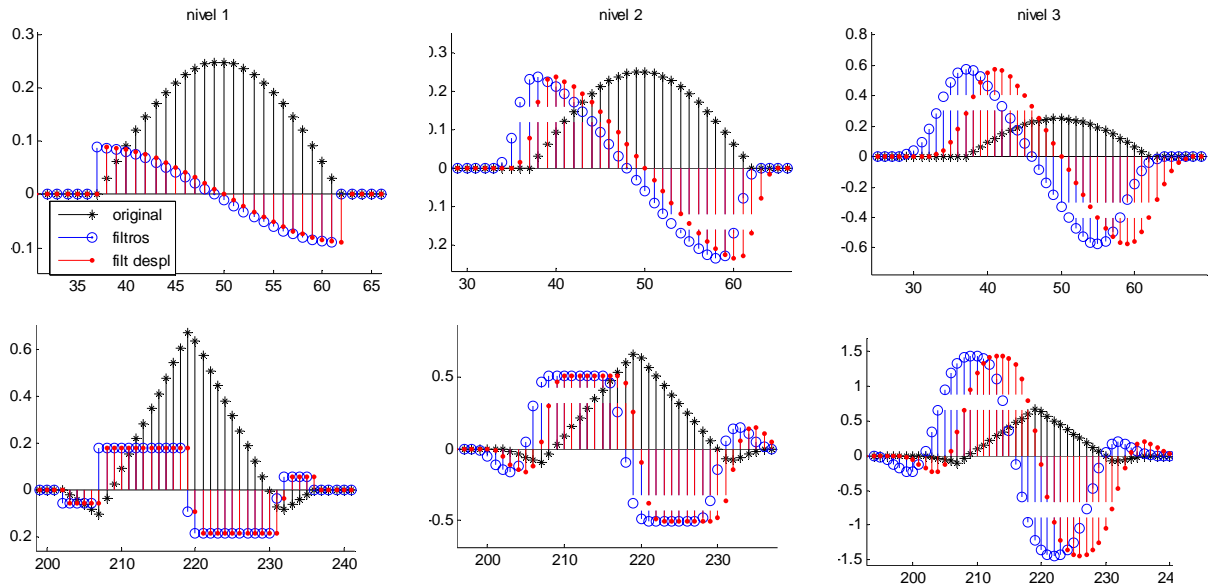


Figura 4.4 Comportamiento del desplazamiento del cruce por cero utilizando los filtros originales y desplazados [Fuente: Autor].

4.1.2 ANÁLISIS DEL CONTENIDO FRECUENCIAL PARA COMPLEJOS ANCHOS.

El estudio del contenido de frecuencia de los diferentes eventos electrocardiográficos fue desarrollado por Thakor, Webster y Tompkins [Thakor 1984]. En este trabajo, los autores emplearon 4 tipos de tomas en seis pacientes, a saber: 1) Electrocardiogramas Normales de pacientes sanos, 2) ECG con contenido de ruido muscular causado por flexión de músculos del pecho y brazos, 3) ECG con movimiento de línea de base de pacientes trotando y 4) ECG anormales por medio de un generador de arritmias. Obtuvieron como resultado el gráfico de la figura 4.5, correspondiente al contenido frecuencial del ECG y sus componentes.

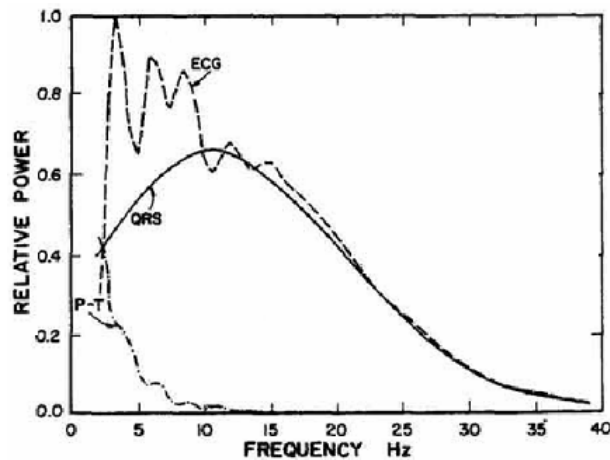


Figura 4.5. Espectro de potencia Relativo del ECG y sus componentes. Tomado de [Thakor 1984].

El estudio de Thakor *et al* se ha empleado de manera general para detectar eventos electrocardiográficos con gran precisión [Thakor 1984]. Sin embargo, en el presente trabajo fue necesario particularizar para el caso de las taquicardias de complejos anchos, dado que el trabajo original no indica la incidencia, presencia o número de estos complejos en el desarrollo del espectro de potencia mostrado en la figura 4.5.

Para el desarrollo se siguió la metodología descrita en [Thakor 1984], la cual consiste en extraer en forma manual complejos anchos y angostos, aplicar la transformada de Fourier a dichos complejos y observar si presentan diferencias en el espectro de potencia. Si es este el caso, se centra la detección del complejo por TW, en las bandas de frecuencia presentes para los complejos anchos.

El procedimiento se aplicó a 140 complejos angostos de 14 señales diferentes y a 160 complejos anchos de 16 señales diferentes; Se tomaron los complejos sin tener en cuenta el tipo de patología. De esta forma se obtienen los resultados mostrados en la figura 4.6, donde se observa que los complejos anchos presentan componentes de frecuencia en el rango de 0 a 10 Hz. A diferencia del espectro de complejos angostos cuyas bandas de frecuencia se presentan entre 5 y 15 Hz, este último resultado similar al alcanzado por Thakor. La extracción de los complejos fue realizada por un estudiante de medicina de último año, quien recibió un curso de actualización en electrocardiografía antes de desarrollar el procedimiento.

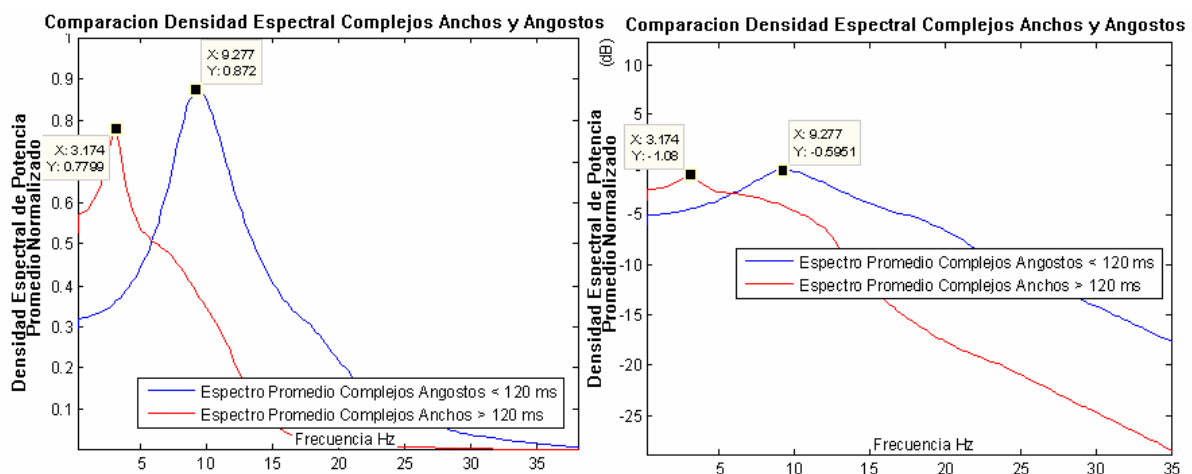


Figura 4.6. Espectro promedio de datos normalizados para complejos anchos y angostos. [Fuente: Autor]

Los resultados anteriores indican, con relación a los filtros *wavelet quadratic spline*, que los niveles adecuados para detectar complejos QRS anchos son el cuarto y el quinto, ya que bajo estos se

presentan las frecuencias de cero a 10 Hz (ver Figura 4.7). En este punto es preciso tener en cuenta que estos niveles también cobijan las componentes de las ondas P y T, lo cual genera inconvenientes en la discriminación de los diferentes eventos.

Es importante resaltar que la figura 4.7 y los niveles de descomposición que ésta representa se basan en una frecuencia de muestro (f_s) de 250 Hz. Esta frecuencia de muestreo también aplica a los procedimientos e implementación del sistema. Para registros con diferente frecuencia de muestreo es necesaria una adaptación de los procedimientos acá descritos o computar para cada f_s un nuevo conjunto de filtros que presenten una respuesta en frecuencia equivalente, o tan cercana como sea posible, a la respuesta mostrada en la figura 4.7. Una alternativa es realizar remuestreo a 250 Hz. Proceso que se aplicó a las bases de datos MIT-BIH Arrhythmia Database, The MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database y The PTB Diagnostic ECG Database disponibles en [PhysioBank 2006].

Dado que los niveles 4 y 5 también contienen las ondas P y T, se elige como nivel de descomposición para la detección de complejos QRS al nivel tres, el cual también cobija los complejos angostos. Por su parte, para el delineamiento, es decir la detección o ubicación del inicio y fin de la onda, se selecciona al nivel dos. Estas elecciones se alejan un poco del procedimiento seguido por Martinez *et al.* [Martinez 2004], el cual se toma como base para el presente desarrollo; en éste la búsqueda de complejos se realiza sobre los 4 primeros niveles de descomposición. Es así que el algoritmo de detección planteado no requiere el cálculo del nivel 4 de descomposición ni la umbralización y detección de mínimos/máximos locales en el nivel 1 *wavelet*, disminuyendo la carga computacional.

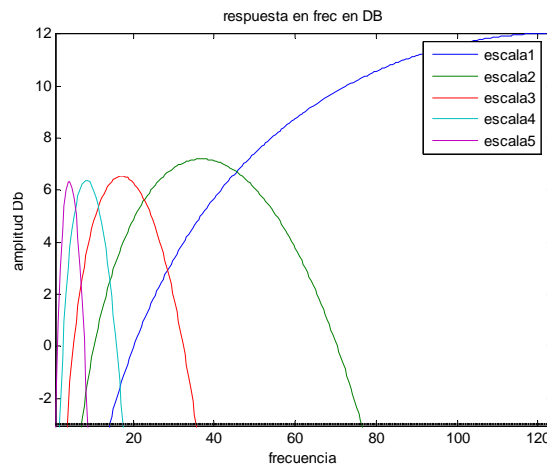


Figura 4.7. Respuesta en frecuencia de los filtros *Cuadratic Spline*. [Fuente: Autor]

4.1.3 DETECCIÓN DE COMPLEJOS QRS

En los dos numerales anteriores se han aclarado los términos de búsqueda de complejos QRS, teniendo en cuenta el caso particular de los Complejos Anchos, de esta forma se procede a describir la detección y delineamiento de los mismos. Es de resaltar que el presente trabajo plantea el uso del nivel tres de descomposición *wavelet* como nivel único para la detección de complejos. Dado que este nivel cubija los tipos de latidos anchos y angostos, también es posible la detección de estos últimos.

El proceso seguido para el desarrollo, como ya se ha descrito, es el método de módulos max-min, en el cual el algoritmo realiza una búsqueda y validación, sobre aquellos picos que superen un umbral determinado. El umbral empleado es el definido por Martínez *et al* como el valor cuadrático medio de la señal de detalle *wavelet*, descrito en la ecuación (3), y empleado en el nivel tres de detalle [Martínez 2004]. Debe aclararse que este umbral no se define constante a lo largo del electrocardiograma, ya que una vez se detecta un complejo, el umbral es modificado al 50% de la amplitud del módulo máximo del par max-min del complejo detectado.

$$\varepsilon^3 = RMS(W_{2^3}x[n]) \quad (3)$$

Realizado el proceso de umbralización y detección de máximos y mínimos locales, cada complejo QRS presenta uno o varios pares max-min, cuyo número y disposición dependen del tipo de complejo. Es así que es preciso determinar cuáles de estos módulos son redundantes (no corresponden a la onda principal del complejo). Para tal efecto se emplean las reglas establecidas en [Li 1995], las cuales se aplican cuando existen dos mínimos, Min1 y Min2, cuyos valores absolutos son A1 y A2, respectivamente, y los intervalos entre el mínimo y el máximo son L1 y L2, respectivamente. Las reglas para eliminar los módulos redundantes son:

Regla 1: si $A1/L1 > 1.2 A2/L2$, el mínimo 2 es redundante.

Regla 2: si $A2/L2 > 1.2 A1/L1$, el mínimo 1 es redundante.

Regla 3: Si los módulos están en el mismo lado de un máximo positivo, entonces el mínimo más lejano del máximo será redundante.

Otros aspectos que deben considerarse en el proceso de detección, son los procedimientos conocidos como “medidas de protección”. En el presente trabajo se plantean las siguientes tres medidas: ***Ventana de Inclusión*** o intervalo de tiempo para considerar un máximo o mínimo como complemento de otro o aislado; ***Periodo Refractario*** o intervalo de tiempo para rechazar módulos max-min como parte de un

mismo complejo y *Procedimiento de Rebúsqueda*, una vez inicia el proceso de detección, si no se encuentran módulos max-min en un amplio periodo de tiempo, se reduce el umbral y/o se aumenta el periodo de búsqueda. En lo que resta del presente numeral, se describen estos tres procedimientos. [Li 1995]

4.1.3.1 Ventana de Inclusión:

Es el intervalo de tiempo para considerar un máximo o mínimo como complemento de otro, o aislado. Esta ventana de inclusión se estableció en 180 ms (45 muestras). Esto indica que los módulos max-min separados distancias mayores de 180 ms no se consideran como pertenecientes a una misma onda; en consecuencia, picos max-min componentes del complejo con longitud mayor a 180 ms en $j=3$ no serían detectados en forma correcta. Esta medida es plausible, ya que los algoritmos presentados en el capítulo 1 presentan como latidos de larga duración anchos alrededor de 160 ms. (ver procedimiento de Lau, *et al* [Lau 2000]). La figura 4.8 ilustra en el óvalo como la ventana de inclusión descarta max-min.

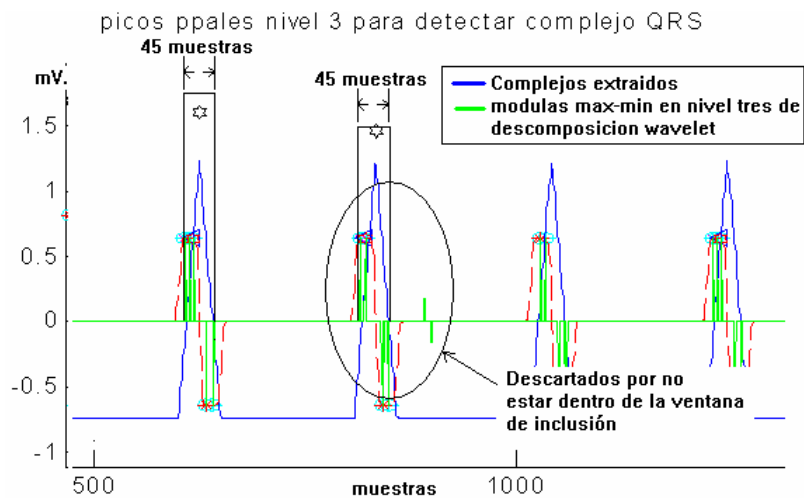


Figura 4.8. Complejos Sintéticos de 210 ms de duración son detectados en forma correcta. El intervalo entre módulos max-min es menor que el ancho de la onda que representan. [Fuente: Autor]

4.1.3.2 Periodo Refractorio

El periodo refractorio empleado para descartar módulos max-min, una vez detectado un par de ellos, se estableció como 60 muestras (240 ms). Esto indica que registros con frecuencias cardiacas superiores a 230 l/min (latidos por minuto) presentarán errores en la detección. Esto no es inconveniente, ya que se considera como taquicardia a frecuencias cardiacas a partir de 100 l/min, donde frecuencias superiores de 200 l/min, se pueden considerar como fibrilaciones.

Aún cuando el periodo refractorio es adecuado, no se mantiene constante a lo largo de todo el proceso de detección, ya que una vez detectados dos complejos el periodo refractorio cambia al 50% de la

distancia entre los complejos hallados. Esto permite un cambio del periodo refractario proporcional a la frecuencia cardiaca del registro procesado. La figura 4.9 muestra cómo en un electrocardiograma con frecuencia cardiaca de 230 l/min se presentan errores de detección, en tanto que una frecuencia de 200 l/min la detección es adecuada. En la figura 4.10 se muestra la disposición de las ventanas de Inclusión y Refractaria.

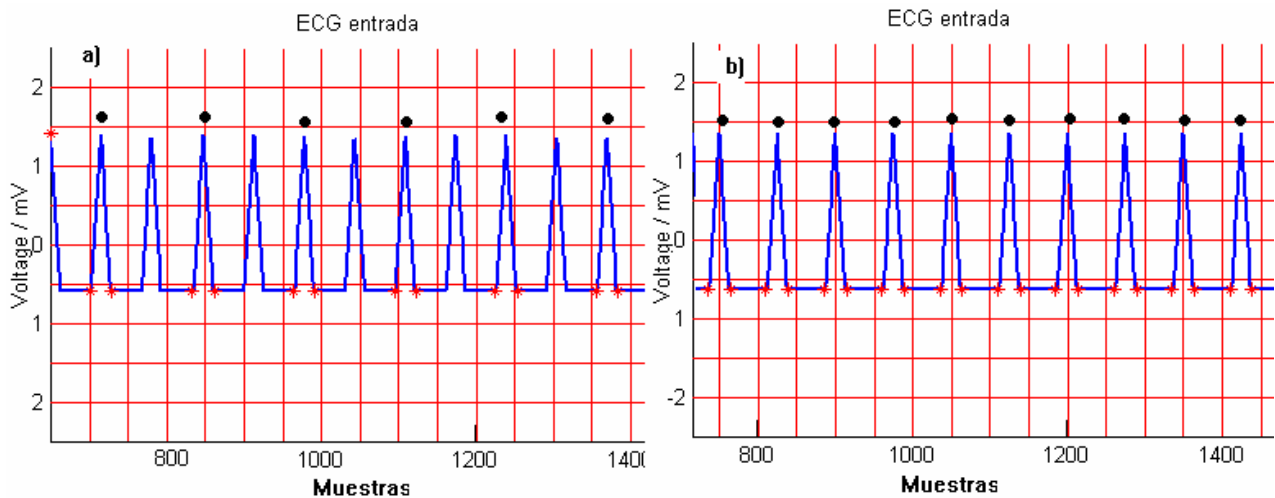


Figura 4.9 Influencia del periodo refractario en la detección de complejos QRS. a) ECG con frecuencia de 230 l/min, obsérvese que no se detectan en forma correcta los latidos, esto es debido al periodo refractario impuesto de 240 ms. b) latidos detectados en forma correcta, frecuencia del ECG 200 l/min. (Electrocardiogramas sintéticos generados por software disponible en physiobank. [PhysioBank 2006]) [Fuente: Autor]

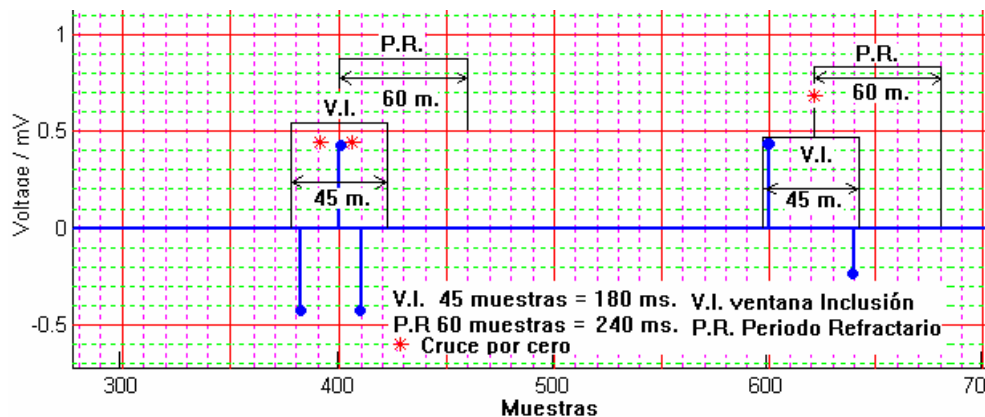


Figura 4.10. Disposición de las Ventanas de Inclusión y Refractaria [Fuente: Autor].

4.1.3.3 Proceso de Rebúsqueda

El Proceso de Rebúsqueda implementado permite la refinación del umbral y longitud de la ventana para la detección de complejos QRS. En primera instancia, se permite la búsqueda de complejos QRS en el ECG, a lo largo de 250 muestras o 1 segundo. Una vez se alcance el final de dicha ventana sin obtener ningún par max-min, se procede a realizar una rebúsqueda con un umbral inferior,

correspondiente al 75% del umbral principal, y una Ventana de Búsqueda equivalente a 1.4 veces la Ventana de Búsqueda actual. El anterior proceso de reducción del umbral y ampliación del tiempo de búsqueda puede continuar hasta encontrar un complejo QRS o llegar a una ventana de Búsqueda de 2000 muestras (8s). Si llegado a este límite en tamaño de ventana no se han detectado complejos, se descarta su presencia y se da por resultado la no detección de eventos, (ver Figura 4.11). El anterior procedimiento resulta conveniente, dado que en taquicardias, los complejos están separados menos de 150 muestras (frecuencias cardiacas superiores a 100 l/min).

En la figura 4.11 se muestra el diagrama de flujo para el desarrollo de la detección de complejos QRS incluyendo los procesos de protección (ventana de inclusión, periodo refractario y proceso de rebúsqueda.)

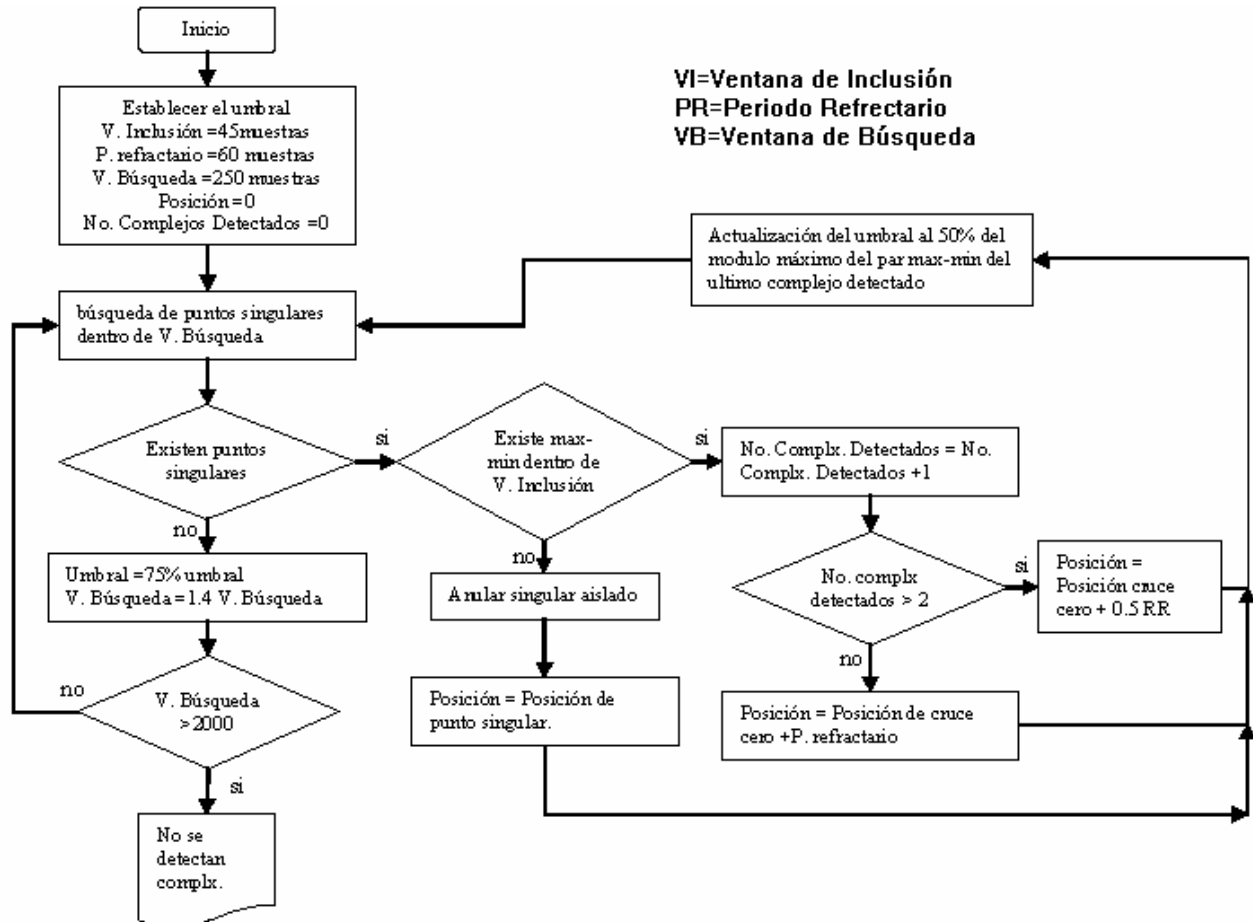


Figura 4.11. Diagrama de flujo del Proceso de detección de complejos QRS usando los procesos de protección. [Fuente: Autor]

4.1.4 DELINEAMIENTO DE COMPLEJOS QRS.

El proceso de delineamiento de complejos QRS consiste en determinar los picos laterales pertenecientes a ondas del complejo QRS, así como el inicio y fin del mismo. En los numerales siguientes se describen estos dos procesos.

4.1.4.1 Detección de Puntos Laterales.

Como se indicó con anterioridad, la cantidad y disposición de picos pertenecientes a un complejo dependen de la morfología del mismo. Por lo tanto, es necesario determinar qué máximos y mínimos laterales al par max-min de detección pertenecen al complejo. Esto permite hallar en forma correcta el inicio y fin del complejo.

Para la detección de puntos laterales se tienen en cuenta dos factores: la tasa cardiaca y el ancho de los complejos. La máxima tasa cardiaca que el sistema permite en la identificación, como se describió en el numeral anterior, es de 230 l/min (complejos separados 260 ms – un cuadro y una división del papel ECG). Así mismo se tuvo en cuenta que, en general, los complejos presentan duraciones menores a 200 ms, incluso en WCT; por este motivo se determinó una Ventana de Búsqueda (Vb) y aceptación de picos de duración 260 ms, centrada en el cruce por cero, que indica el pico de la onda principal del complejo QRS (onda R, o en su defecto la onda de mayor amplitud). Dentro de la ventana de búsqueda se consideran como picos pertenecientes al complejo aquellos puntos singulares que superen el umbral ϵ^2 en el nivel dos de detalle *wavelet*.

El umbral ϵ^2 está compuesto por dos umbrales, como se especifica en (3). El primero, $\gamma_{QRS\ pre.}$, detecta ondas del complejo QRS a la izquierda del cruce por cero, del par max-min principal. Por su parte, el umbral $\gamma_{QRS\ post.}$ detecta ondas a la derecha del par, [Martínez 2004]. Los cruces por cero de estos nuevos módulos adyacentes, en la escala dos se asumen como picos de ondas pertenecientes al complejo QRS.

$$\begin{aligned}\gamma_{QRSpre} &= 0.06 \max(|w_2 x(n)|) \quad n \in VbQRS \\ \gamma_{QRSpost} &= 0.09 \max(|w_2 x(n)|) \quad n \in VbQRS\end{aligned}\quad (3)$$

4.1.4.2 Establecimiento del Inicio y Fin del Complejo QRS.

Una vez hallados todos los pares max-min pertenecientes al complejo QRS, se toma como inicio del complejo la muestra antes del primer pico del complejo que se acerque más al umbral ξ_{qrs_on} . Como fin del complejo se toma la muestra después del último pico del complejo que más se acerque al umbral ξ_{qrs_off} . Los umbrales ξ_{qrs_on} y ξ_{qrs_off} son establecidos en [Martínez 2004] y corresponden a la ecuación (4). Allí, n_{first} y n_{last} hacen referencia al primer y último punto significativo del complejo QRS.

$$\xi_{qrs_on} = \begin{cases} 0.05W_2(n_{first}), & si W_2(n_{first}) > 0 \\ 0.07W_2(n_{first}), & si W_2(n_{first}) < 0 \end{cases}$$

$$\xi_{qrs_off} = \begin{cases} 0.125W_2(n_{last}), & si W_2(n_{last}) > 0 \\ 0.07W_2(n_{last}), & si W_2(n_{last}) < 0 \end{cases}$$

(4)

En la figura 4.12 se exponen algunos ejemplos de detección de complejos y delineamiento, donde es posible observar algunas de las disposiciones que pueden tomar los picos máximos y mínimos en el QRS. También se muestra cómo en el nivel dos los picos laterales son más acentuados que en el nivel tres, lo cual sustenta la elección del nivel dos como nivel de delineamiento de latidos.

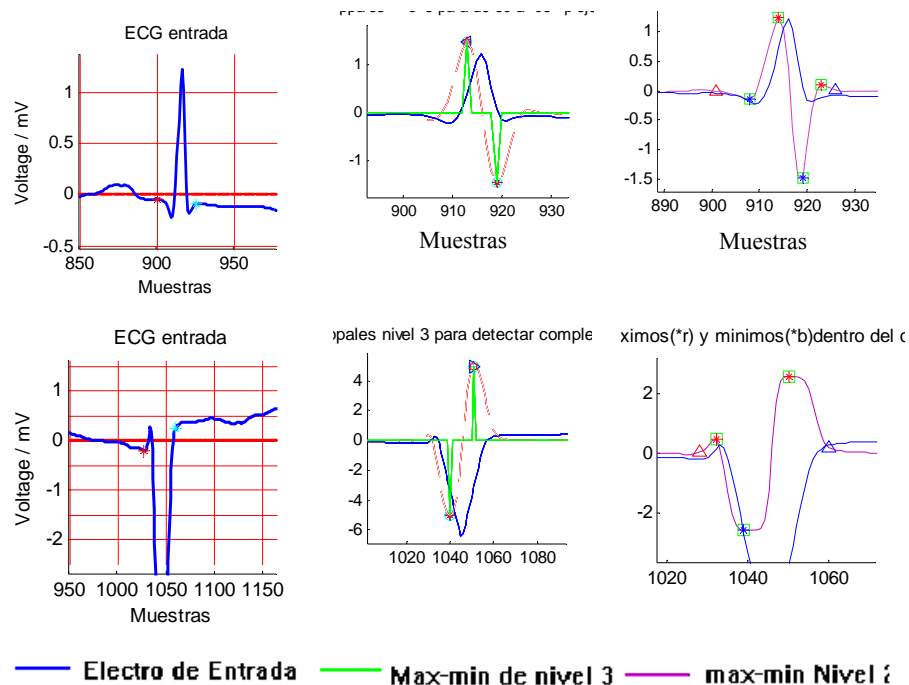


Figura 4.12. Ejemplos de detección y delineamiento del complejo QRS. De izquierda a derecha la primera grafica presenta el ECG de entrada y con asteriscos rojos el inicio y el fin del complejo QRS detectados por el sistema; la segunda, en verde, presenta los picos del nivel tres de descomposición y en azul la señal de entrada. Por ultimo, se muestra en morado, el nivel dos de descomposición, así como los picos laterales al par max-min principal, [Fuente: Autor]

4.1.4.3 Corrección de Línea Iso-eléctrica.

La corrección de la línea isoelectrica consistió en ubicar el inicio de cada complejo QRS, como aproximación del segmento ST, el cual simula el movimiento de la línea de base. Una vez se obtiene esta estimación, se resta al electro de entrada generándose la corrección. La figura 4.13 muestra un ejemplo comparativo de la señal de entrada, con desplazamiento de línea isoelectrica y la corrección de la misma mediante el procedimiento descrito.

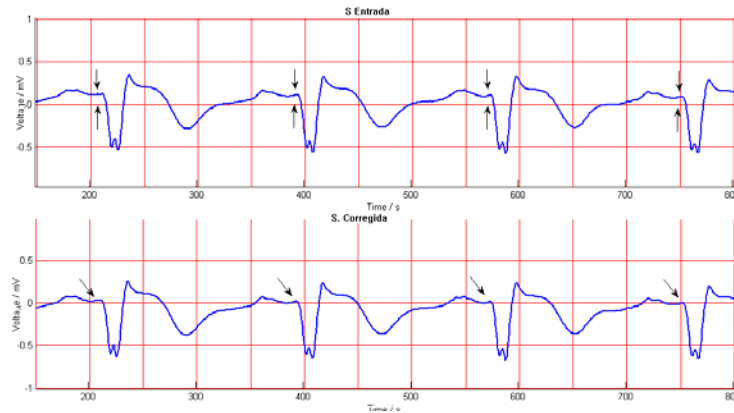


Figure 4.13. Ejemplo de corrección de la línea isoelectrica. [Fuente: Autor]

4.2 DESARROLLO DEL PROCEDIMIENTO DE LAU ET AL (DIAGNÓSTICO BAYESIANO).

El presente numeral describe el desarrollo de los pasos del procedimiento de Lau et al [Lau 2000], descrito en el capítulo 1, para lo cual se desarrollan cuatro sistemas:

- 1) Sistema de medición del ancho del complejo QRS.
- 2) Sistema de determinación y clasificación del eje eléctrico del complejo QRS en el plano frontal.
- 3) Sistema para establecer el tipo de morfología de bloqueo de rama.
- 4) Sistema de clasificación de morfologías del complejo QRS.

En los siguientes numerales se describe uno a uno la implementación, funcionamiento y desempeño de cada uno de los sistemas. El desarrollo de cada uno se llevó a cabo mediante electrocardiogramas de la base de datos del MIT, donde no se discrimina la presencia de WCT. Por tal motivo, cada uno de los procedimientos se divide de manera general, dado que las definiciones electrocardiográficas son válidas de forma independiente de la patología que el paciente presenta. Por ejemplo: el ancho del complejo

QRS es definido como la duración del mismo, independiente si el registro presenta o no una patología determinada. De manera análoga sucede con cada uno de los eventos que acá se detectan y clasifican.

4.2.1 SISTEMA DE MEDICIÓN DEL ANCHO DEL COMPLEJO QRS

Con el procedimiento de delineamiento de latidos cardíacos, descrito en el numeral anterior, se obtiene el inicio y fin de cada uno de los complejos. Por tal motivo el procedimiento consiste en restar a la localización de la muestra final de cada complejo, la localización de la muestra correspondiente a su inicio. Con esto se obtiene el ancho de cada complejo y por consiguiente el ancho promedio de la toma ECG.

4.2.2 SISTEMA DE DETERMINACIÓN Y CLASIFICACIÓN DEL EJE ELÉCTRICO DEL COMPLEJO QRS EN EL PLANO FRONTAL

Dado el registro cardíaco con las derivaciones frontales se procede a detectar y delinear los complejos empleando el procedimiento descrito en los numerales 4.1.3 y 4.1.4. Una vez se cuenta con los complejos QRS de cada una de las derivaciones se calculan los máximos y mínimos locales dentro de cada complejo, en el primer nivel de aproximación, con el objeto de reducir posibles oscilaciones presentes debido a ruido de alta frecuencia en la señal original.

Cada uno de estos máximos y mínimos sirve de estimativo de la tendencia eléctrica de cada onda del complejo, y de esta forma es posible calcular, mediante suma algebraica, la tendencia eléctrica media (magnitud del vector de la derivación) de los QRS en los registros. La forma del complejo (si es onda R, RS RM, etc.), no influye en la determinación del eje, sino únicamente su tendencia eléctrica a ser positiva o negativa. Es importante aclarar que para el desarrollo de este sistema es indispensable la corrección de la línea de base (isoeléctrica), ya que cada uno de los puntos singulares se mide desde la línea cero.

Una vez se obtienen los valores eléctricos medios de cada vector en las derivaciones bipolares o unipolares, se procede a realizar la suma vectorial indicada en (5). La figura 4.14 muestra un ejemplo de detección, extracción de puntos singulares dentro del complejo QRS, los cuales sirven para determinar la tendencia eléctrica de cada derivación.

$$MD=DI+DII+DIII$$

$$MV=aVL+aVR+aVF \quad (5)$$

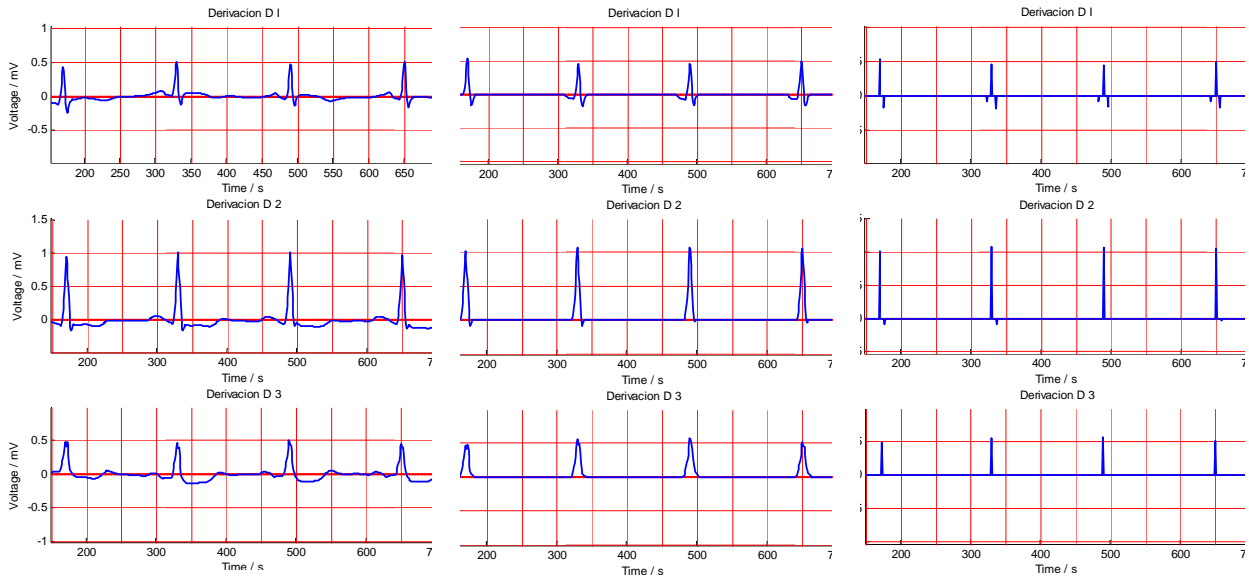


Figura 4.14. Ejemplo de extracción de los complejos y picos de las ondas en derivaciones frontales bipolares. De izquierda a derecha Derivaciones frontales bipolares (filtradas y con corrección de línea isoelectrica), Complejos QRS extraídos y picos de las ondas del complejo QRS. Las filas 1 a 3 indican la derivación DI, DII y DIII respectivamente. [Fuente: Autor]

4.2.2.1 Clasificación del Eje Eléctrico Como Medida Diagnóstica de WCT

Lau *et al* determinan cuatro zonas para el eje eléctrico del complejo QRS en presencia de WCT, las cuales presentan un grado de incidencia en el diagnóstico diferencial de WCT. Es así que una vez se cuenta con el valor del eje eléctrico del sistema, se clasifica en el correspondiente sector, como indican la Tabla 4.1 y la figura 4.15.

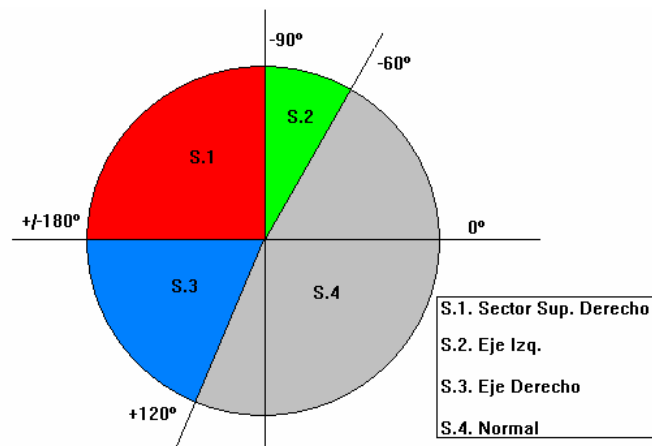


Figura 4.15. Sectores diagnósticos según Lau *et al*. [Fuente: Autor con base en [Lau 2000]]

Tabla 4.1.
Clasificación del Eje Eléctrico Como Medida Diagnóstica de WCT
Tomado de [Lau 2000]

Sector	Eje del QRS en el plano frontal
S1. Superior Derecho	-90° a ± 180°
S2. Eje izquierdo	-60° a - 90°
S3. Eje Derecho	+120° a ± 180°
S4. Normal	Ninguno de los anteriores

4.2.3 SISTEMA PARA ESTABLECER EL TIPO DE MORFOLOGÍA DE BLOQUEO DE RAMA

Un aspecto importante al momento de discriminar las taquicardias de complejos anchos es establecer el tipo de morfología de bloqueo que presenta la toma electrocardiográfica. Una vez precisada la morfología, es posible identificar los diferentes criterios morfológicos para el diagnóstico diferencial de WCT como fue discutido en el capítulo uno.

Los bloqueos de rama se definen con base en la deflexión final del complejo en V1, siendo positiva la deflexión en Morfología de Bloqueo de Rama Derecha (RBBB), y negativa en Morfología de Bloqueo de Rama Izquierda (LBBB), ver capítulo uno. De esta forma, una vez extraídos los complejos QRS, el procedimiento consiste en determinar cuál es la deflexión final presente en los QRS de la toma.

Para determinar esta deflexión se hace uso de los puntos singulares dentro del complejo, ya que se considera que cada pico de onda corresponde a un punto singular, así el signo del último punto singular indica la deflexión presente en el complejo. En primera instancia se puede evaluar dicha deflexión sobre la señal original (ver figura 4.16a), pero debido a potencial ruido de alta frecuencia en la toma ECG, es conveniente evaluar la deflexión mediante el nivel dos de detalle y el nivel uno de aproximación de la descomposición *wavelet*. La figura 4.16b muestra un ejemplo de lo aquí descrito, donde la búsqueda de puntos singulares locales, para detectar los picos de las ondas, es alterada por presencia de ruido de alta frecuencia o errores en la extracción del complejo, mientras que el proceso es mejor definido en el nivel uno de aproximación y/o en el dos de detalle (ver figuras 4.16c y 4.16d respectivamente). De esta forma se emplean estos dos niveles para determinar la morfología de rama.

En términos generales el procedimiento consiste en que una vez se cuenta con las ondas componentes del complejo se procede a determinar su deflexión final utilizando los niveles *wavelet* ya referidos así:

se considera una deflexión positiva/negativa, si el último punto singular dentro del complejo en la 1ra aproximación es positivo/negativo y el último en el 2do nivel de detalle es negativo/positivo. Cuando tanto el punto singular de la aproximación y detalle coinciden en signo, este complejo no se tiene en cuenta para la evaluación del tipo de morfología de rama, ya que esto indica la existencia de un error, por que la tendencia final de los complejos, en los detalles y aproximación, no pueden coincidir. Esto es debido a la naturaleza de la *wavelet quadratic spline* que describe una función de primera derivada [Mallat 1999]. De esta forma, para considerar que un registro (el cual presenta dos o más complejos) presenta un tipo de morfología determinado, por lo menos el 60% de los complejos en la toma deben presentar la concniente deflexión final. En caso que esto no se cumpla se descarta la toma indicando que no es posible la determinación del tipo de morfología.

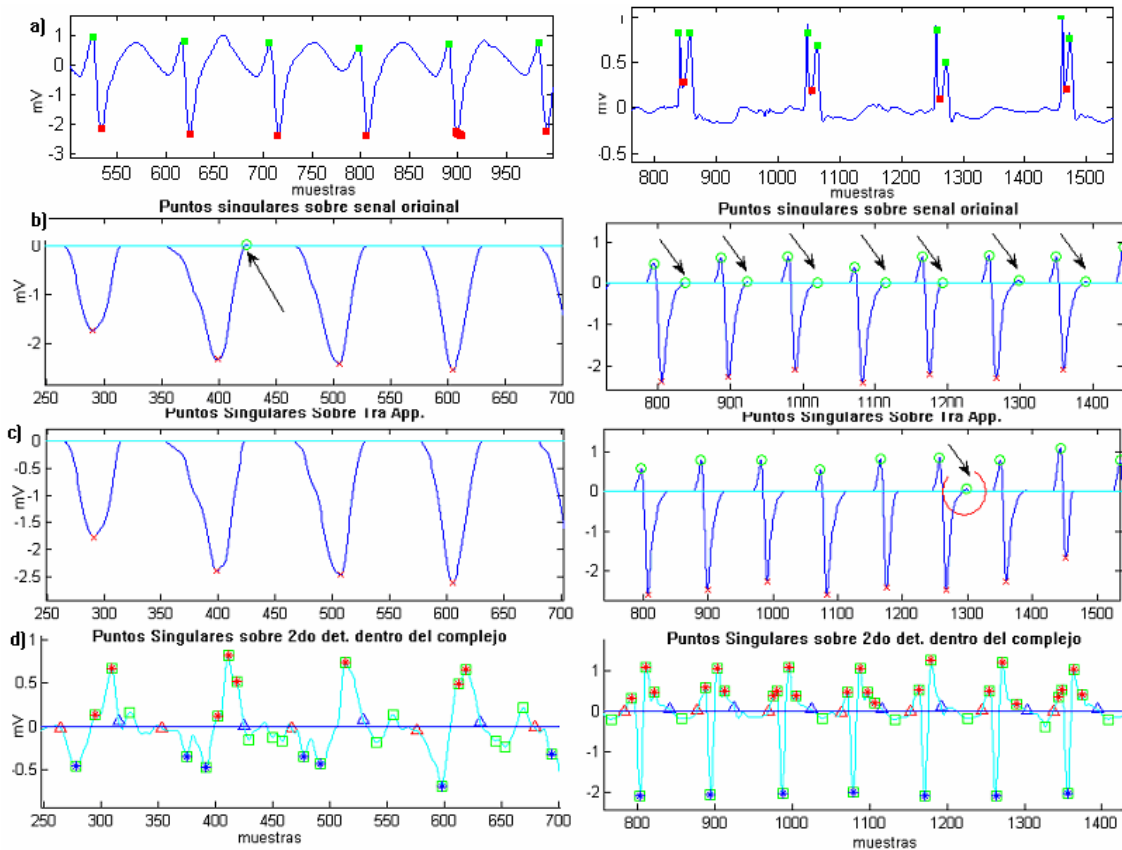


Figure 4.16. Comportamiento de puntos singulares en señal original y 1ra aproximación y segundo detalle *wavelet*. a) Puntos singulares sobre complejos extraídos de la señal original, muestra que el método por puntos singulares en principio es funcional, la señal tenía bajo nivel de ruido. b) Muestra que el método descrito no siempre es efectivo, las flechas indican casos en los cuales falla mostrando una deflexión errónea, debido a la presencia de ruido. Los errores sobre la señal original se reducen en el primer nivel de aproximación (c) y/o en el segundo de detalle (d). La columna de la izquierda corresponde a complejos QS y la de la derecha a complejos RS. [Fuente: Autor]

4.2.4 SISTEMA DE CLASIFICACIÓN DE MORFOLOGÍAS DEL COMPLEJO QRS

Una vez determinada la morfología de bloqueo de rama es posible precisar qué tipo o tipos de morfologías del complejo QRS es necesario identificar. De esta forma, tomando como referencia la figura 1.6 del capítulo 1, y dada la propiedad de “espejo” de las derivaciones V1 y V6 (el potencial presente en V1 es opuesto en V6 debido a la ubicación de los electrodos exploradores); se plantea el mapa de clasificación de la Tabla 4.2

Tabla 4.2
Mapa de Clasificación de las Morfologías Diagnosticas de WCT

Derivación y Morfología	Formas para V1 en sistema con LBBB y V6 con en sistema con RBBB.	Formas para V1 en sistema con RBBB y V6 con en sistema con LBBB.
Tipos de Complejos QRS a identificar	RS o Rs o rS QS o Qs o qS Complejo RS con ondulación de la onda R a la S QRS	R R mellada QR o Qr o qR RSR o RsR o RSR' o Rsr'

4.2.4.1 Clasificación por Número y Disposición de Puntos Singulares del Complejo

Para desarrollar la clasificación se recurrió a la disposición y número de cambios de signo que presentan los complejos en su derivada, determinados por los máximos y mínimos locales dentro del complejo. Por ejemplo, el complejo con morfología R presenta la disposición y cambios de signo [+ -], en tanto que la morfología RS, [+ - +]. La disposición de cambios de signo no se repite en las diferentes ondas exceptuando el caso de la onda R mellada y RSR, las cuales presentan la disposición [+ - + -], pero es posible diferenciarlas por las amplitudes que éstas presentan. La Tabla 4.3 muestra la disposición y número de cambios de signo para las ondas señaladas en el capítulo 1 como diagnósticas.

Tabla 4.3
Disposición y cambios de signo para las morfologías diagnósticas.

Azul: Señal original, Roja, Derivada.

Disposición y cambios de signo de los puntos singulares para V1-LBBB y V6-RBBB		Disposición y cambios de signo de los puntos singulares para V1-RBBB y V6-LBBB	
<p>RS</p> <p>[+ - +]</p>	<p>Melladura de R a S</p> <p>[+ - + - +]</p>	<p>R</p> <p>[+ -]</p>	<p>Rmellada</p> <p>[+ - + -]</p>
<p>QS</p> <p>[- +]</p>	<p>QRS</p> <p>[- + - +]</p>	<p>RSR</p> <p>[+ - + -]</p>	<p>QR</p> <p>[- +]</p>

Si bien la metodología de disposición y cambios de signo parece una técnica sencilla y directa, se debe tener en cuenta que las señales no siempre son de gran calidad, y una vez se aplica, es posible tener numerosos casos en los cuales los cambios de signo no solo representan los picos de las ondas, sino que pueden representar ondulaciones generadas por ruido de alta frecuencia o por accidentes propios de los componentes del complejo QRS. De esta forma se califica a este procedimiento como dependiente de la calidad de la toma electrocardiográfica, así como al acondicionamiento y preprocesado de la señal. Por este motivo no se emplea este proceso en forma directa en el desarrollo final. La figura 4.17 muestra algunos ejemplos de la disposición de los módulos máximos-mínimos, así como los dos tipos de faltas que tienen lugar en este proceso. Los cuales se definen **como replica de singularidades**, cuando se presentan dos o más singularidades por onda componente (ver elipses en figura 4.17) e **Inclusión de singularidades**, cuando se presentan singularidades no pertenecientes a las ondas que conforman el complejo (flechas en figura 4.17).

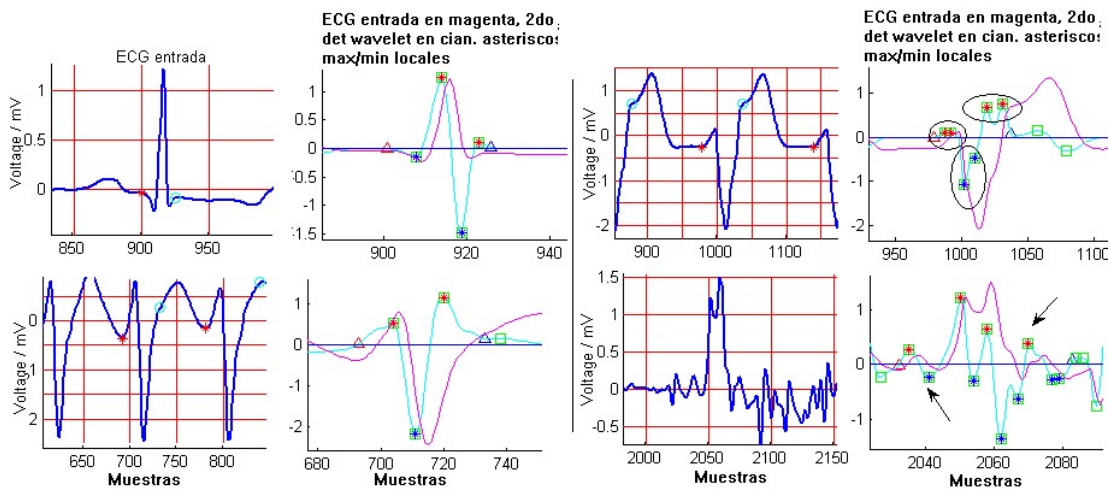


Figura 4.17. Errores particulares en el método de clasificación por puntos singulares. Se muestran tomas ECG, y la ubicación de los máximos y mínimos locales en el nivel 2 de detalle wavelet. Las figuras a la izquierda muestran una disposición correcta de puntos singulares, en tanto las figuras de la derecha presentan replica e inclusión de singularidades. [Fuente: Autor]

4.2.4.2 Clasificación por Comparación de Formas-Base.

Este método establece un grupo de formas de onda base que cubija los tipos de morfologías a clasificar. De esta forma, por correlación del complejo de entrada con éstas, se establece a qué morfología pertenece. La figura 4.18 muestra las formas-base desarrolladas para realizar la correlación. Este método presenta dos dificultades que no permiten aplicarlo en forma directa: **la influencia de la amplitud de la onda de entrada y la duración de las ondas**, ya que las formas base son constantes a estas dos características.

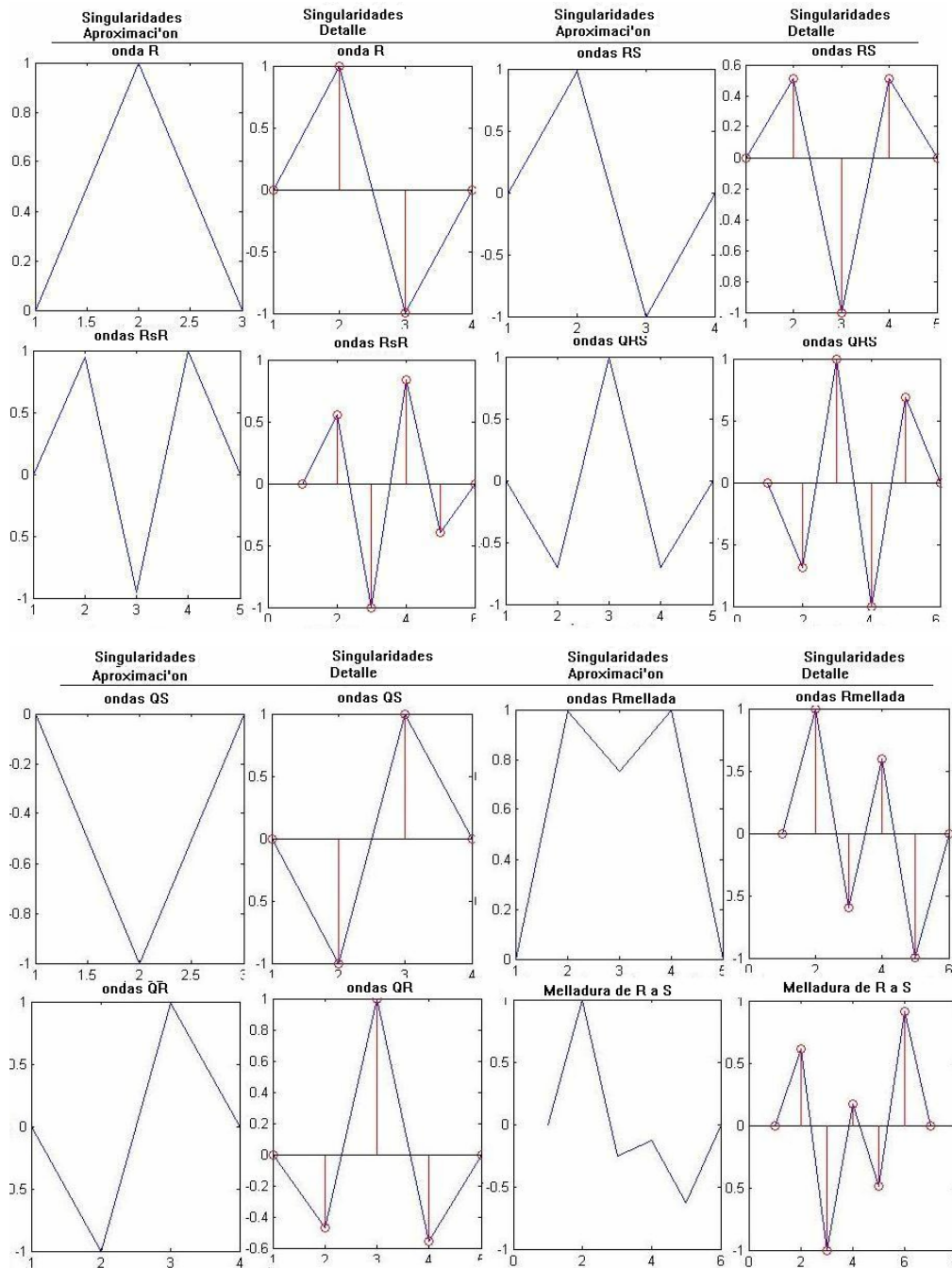


Figura 4.18. Plantilla de formas Base. [Fuente: Autor]

El problema de la influencia de la amplitud del complejo es superada mediante la normalización de datos a un rango definido, en este caso se normalizaron todas las ondas al rango cero a uno, dividiendo por el valor absoluto del máximo pico dentro del complejo.

Para superar el inconveniente de la longitud de la señal se optimizó el proceso de puntos singulares descritos en el numeral anterior. La réplica de singularidades se soluciona tomando una única

singularidad por cambio de signo, de esta forma cuando no se presenta Inclusión de Singularidades, la longitud de la onda de entrada y la forma-base son iguales. La figura 4.19 muestra la corrección a la réplica de singularidades.

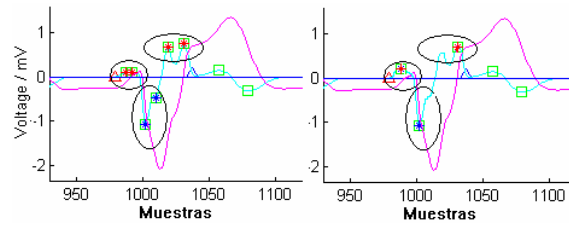


Figura 4.19. Corrección de la Réplica de Singularidades. La onda corregida presenta los tres picos de la forma base, singularidades de detalle en onda RS (figura 4.18). [Fuente: Autor].

Respecto a la inclusión de singularidades, éstas no pueden ser solucionadas en forma directa sobre los puntos característicos, ya que no existen criterios para eliminar alguno. Por tal motivo se pretende superar este fenómeno empleando la propiedad de correlación, que indica que su máximo valor es la raíz cuadrada del producto de las energías de las señales; junto a la propiedad de autocorrelación que indica que su máximo se obtiene cuando no hay desplazamiento ($t=0$) (6) y (7). De esta forma, al realizar la correlación de las singularidades de entrada, con las formas base, se considera que los máximos valores refieren la posición de mayor similitud. Este proceso no soluciona en forma completa la inclusión pero refiere una tendencia como muestra la figura 4.20; en ésta, el eje horizontal refiere las formas base y el eje vertical ondas donde se presentó inclusión de singularidades. Se puede observar que se presenta una tendencia de clasificación, aunque no se pueden diferenciar en un 100%.

$$|r_{xy}(l)| \leq \sqrt{r_{xx}(0)r_{yy}(0)} = \sqrt{E_x E_y} \quad (6)$$

$$|r_{xx}(l)| \leq r_{xx}(0) = E_x \quad (7)$$

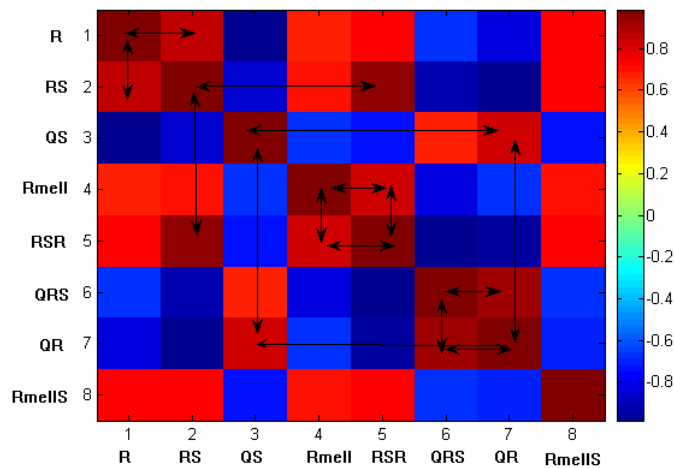


Figura 4.20. Resultado del proceso de clasificación por comparación (correlación Detalles). Se observa que pueden descartarse unos tipos de ondas, pero no clasificarlas con precisión. Las flechas muestran regiones de mayor probabilidad de confusión en la clasificación. [Fuente: Autor]

Debido a lo anterior se determinó incluir más parámetros para el desarrollo del sistema de clasificación, por lo cual se implementó un proceso similar con el segundo nivel de aproximación, pero en este caso se aceptaron todos los puntos singulares que presentaron las ondas, ya que los cambios de signo por onda componente no se pueden generalizar en las aproximaciones. Por ejemplo, la onda R-mellada (RM) no presenta cambio de signo en sus ondas componentes, al igual que la onda que presenta melladura de R a s (RmellS) – ver figura 4.17-. La figura 4.21 muestra el desarrollo para la correlación del segundo nivel de aproximación, aunque en este caso se observa un buen resultado, no siempre es el caso.

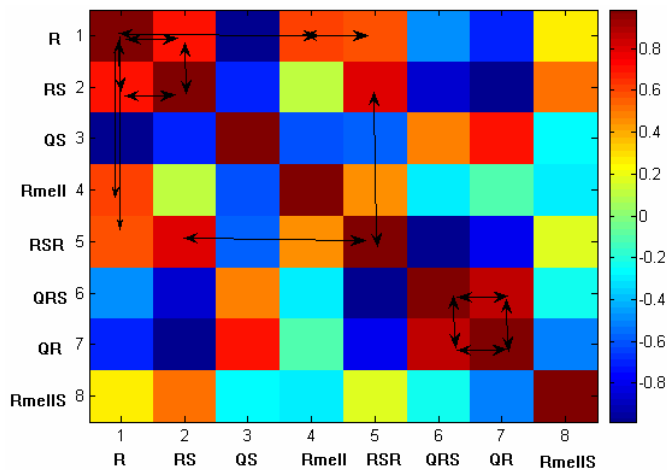


Figura 4.21. Resultado del proceso de clasificación por comparación para las aproximaciones. Se observa que pueden descartarse unos tipos de ondas, pero no clasificarlas con precisión. Las flechas regiones de mayor probabilidad de confusión en la clasificación. [Fuente: Autor]

En general este proceso presentó dificultades en diferenciar las ondas R vs. RS, QRS vs. QR, RS vs. RSR y es debido a que las formas base son completamente simétricas, en tanto que los datos de entrada no lo son, por ejemplo la forma base QRS para complejos de entrada de tipo QRs o qRS, puede confundirse con ondas tipo QR o RS respectivamente. Por tal motivo se determinó aumentar las formas base a estos tipos específicos de ondas, para que el proceso fuera más selectivo. La figura 4.22 muestra los 24 tipos base que finalmente fueron empleados. Y en figura 4.23 se muestra la respuesta a la comparación, donde si bien se presenta un agrupamiento entre las formas de onda del mismo tipo, no es posible aún diferenciarlas completamente.

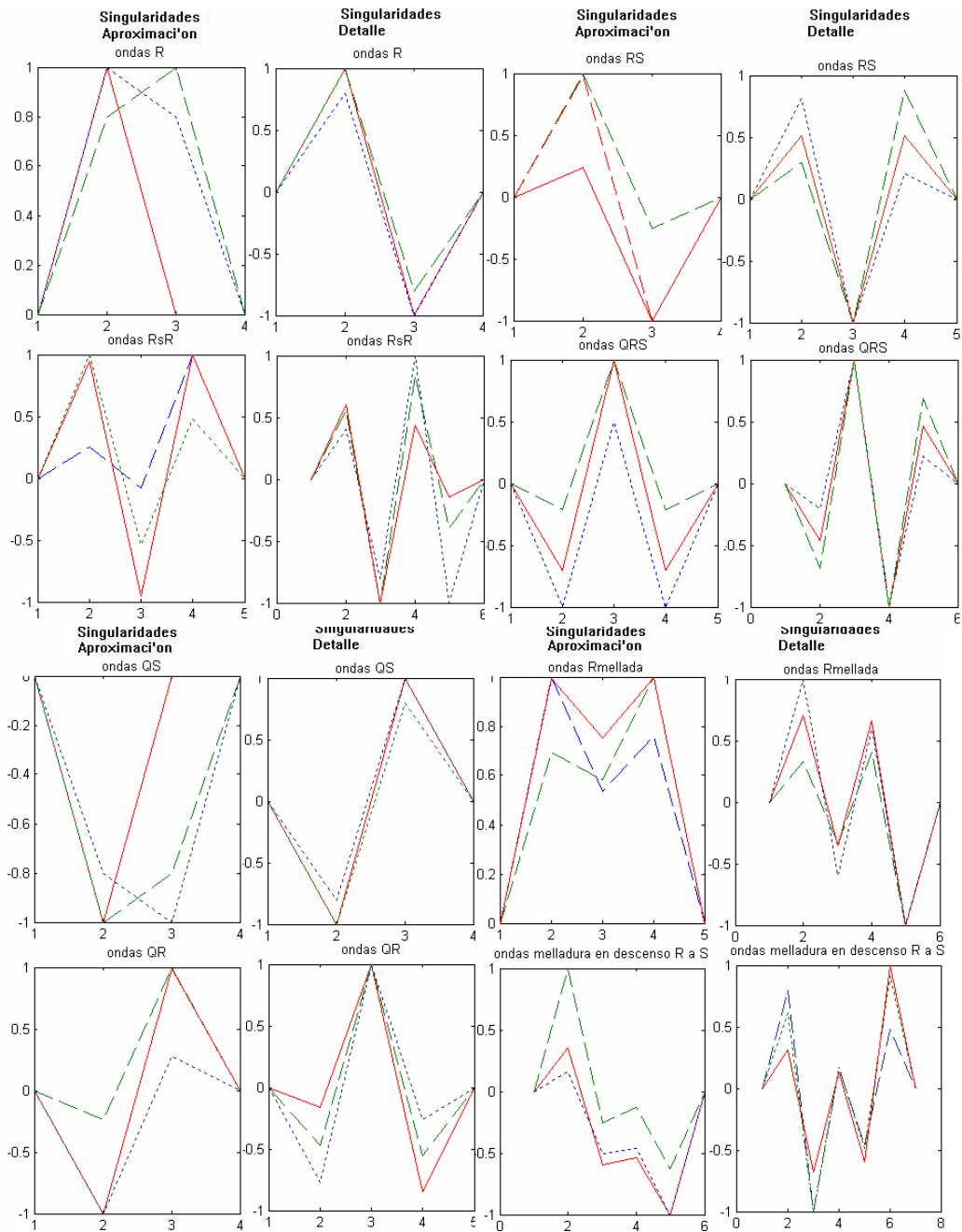


Figura 4.22. Plantilla finalmente utilizada para el proceso de comparación por correlación (Continuación). [Fuente: Autor]

Como la correlación no es un criterio suficiente para una clasificación adecuada fue necesario hacer uso de otros parámetros que complementaran el proceso de correlación. Estos parámetros fueron el valor medio y desviación estándar del nivel de aproximación. Por ejemplo, por lo general, el valor medio de la onda R debe ser uno, (ya que los datos están normalizados) y la desviación de cero, en tanto que para la morfología RS la media debe ser inferior a uno y desviación mayor a cero.

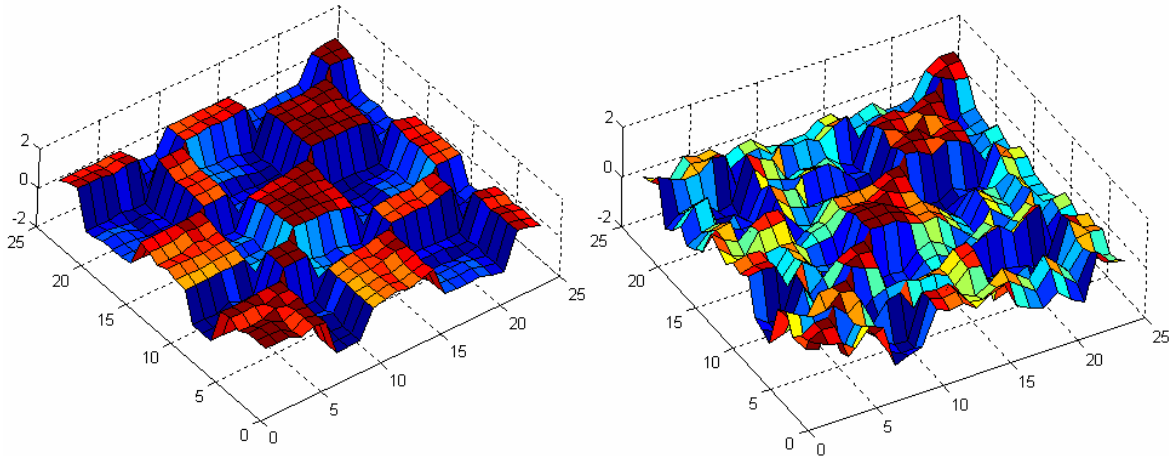


Figura 4.23. Agrupamiento en clasificación por Correlación de detalles y aproximación, se observa que las formas de onda similares se agrupan en formas de onda similares, pero no es posible aún discriminarlas en forma completa. [Fuente: Autor]

Si bien existe una tendencia con la correlación de los niveles de aproximación y detalle *wavelet*, y existen unos rangos de pertenencia respecto a la media y desviación estándar, no se encuentra una pertenencia directa que relacione y clasifique las diferentes ondas del sistema. Esto a que en general, las singularidades debidas a ruido no pueden ser estimadas.

Debido a la naturaleza de la problemática se consideró la implementación de un sistema neuronal artificial que identifique las zonas de convergencia para el grupo de datos establecido. Esta elección se hizo teniendo en cuenta las capacidades de generalización y clasificación de los sistemas neuronales. En el numeral siguiente se describen las características del sistema así implementado.

4.2.4.3 Clasificación por Redes Neuronales

Con base en la Tabla 4.2 se proponen dos sistemas neuronales, uno especializado en V1- LBBB y en V6-RBBB ya que las morfologías a clasificar son del mismo tipo (ver Tabla 4.3). El otro sistema cobija las morfologías de V1/V6 RBBB/LBBB. Los parámetros de entrada en cada sistema son el valor máximo de la correlación del latido de entrada con la aproximación y detalle de las formas base establecidas, así como el valor promedio y desviación estándar del latido de entrada. Esto suma 50 parámetros de entrada a la red, para la cual se eligió la arquitectura *backpropagation* con una única capa, 5 neuronas y función de transferencia log-sigmoide. Se establecieron cinco salidas para las dos redes, donde cuatro de ellas pertenecen a una morfología en particular, y la quinta corresponde a una salida por defecto, que se activa cuando los parámetros de entrada no indican ninguna de las morfologías señaladas. La figura 4.24 muestra las arquitecturas de las dos redes neuronales implementadas.

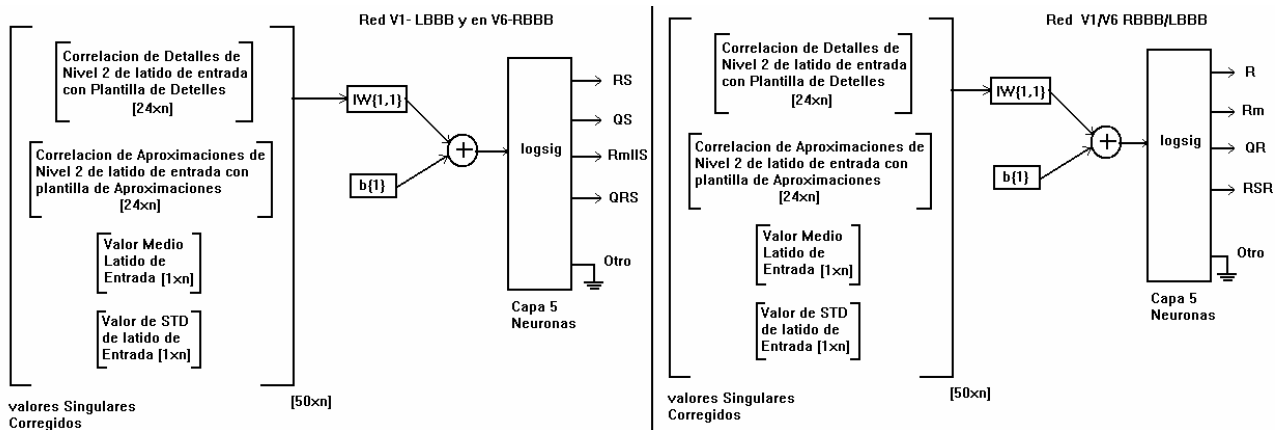


Figura 4.24. Sistemas Neuronales Implementados para clasificación del tipo de morfología del complejo QRS [Fuente: Autor].

Para la elección de los conjuntos de datos de entrenamiento y validación se pidió al médico que delineara 256 complejos provenientes de 36 registros. Dentro de este grupo de latidos el 16% (41 latidos) presentaron el fenómeno de inclusión, en tanto que el 84% presentaron el número de singularidades correctas, o pudieron ser obtenidas por medio del procedimiento de corrección de réplicas. Es preciso aclarar que 6 registros de los 36 corresponden a registros simulados dado que no se obtuvieron latidos con melladura entre R y S, ni del tipo RSR. Por otra parte el sistema acá propuesto es desarrollado para *Taquicardias de Complejos Anchos Monomórficas Sostenidas*, como se indica en el capítulo 1. Por este motivo, sobre la elección de los 36 registros fue preciso asistir esta característica de la siguiente forma: Se tomaron los registros de forma aleatoria, y cuando cumplían la característica monomórfica-sostenida se aceptaban dentro del proceso.

Para formar el conjunto de entrenamiento y validación se emplearon los 41 latidos que presentaron errores y alrededor de 2 complejos sin errores por registro. De esta forma se tiene un conjunto de 101 latidos que se dividieron, un 70% para formar el conjunto de entrenamiento y con el 30% restante el conjunto de validación.

Se emplearon los 41 latidos con errores por inclusión de singularidades dentro del conjunto de entrenamiento y validación, debido a que no puede establecerse una regularidad en los errores, ya que éstos son generados por ruido de alta frecuencia, el cual se modela como ruido blanco. Por otro lado, se tomaron 2 complejos por registro, estos datos no presentan redundancia en el conjunto de entrenamiento, dado que la naturaleza de la señal es no estacionaria. Por otro lado, los 60 latidos sin errores fueron seleccionados de forma tal que existieran aproximadamente 12 complejos de cada una de las 8 morfologías indicadas en la Tabla 4.3. Se siguió este procedimiento para garantizar que todas

las morfologías presentaran igual incidencia en el sistema, ya que no existen datos estadísticos de mayor o menor presencia de un tipo de onda. Dentro de los 41 latidos con errores de inclusión se presentaron únicamente 6 de las 8 formas, dado que dentro de los 30 registros seleccionados al azar no se presentaron ondas tipo RSR ni ondas con melladura de R a S, aún cuando se buscaron infructuosamente dentro de las bases de datos empleadas para el desarrollo del sistema (Creighton University Ventricular tachyarrhythmia, Malignar ventricular Arrhythmia y MIT-BIH arrhythmia todas disponibles en physiobank [PhysioBank 2006]).

Para obtener las arquitecturas mostradas en la figura 4.24 se evaluaron diferentes tipos de redes y se emplearon diversos algoritmos de entrenamiento, siempre teniendo en cuenta la premisa que una red de arquitectura compleja y gran número de capas y neuronas puede no llevar a una correcta generalización del problema [Demuth 2002]. La figura 4.25 muestra que las redes seleccionadas, empleando el algoritmo de Levenberg-Marquardt, y 5 neuronas con función de transferencia log-sigmoideas alcanzan un error bajo con pocas presentaciones del conjunto de entrenamiento. Otros tipos de *backpropagation* alcanzaron errores también bajos, pero el número de capas, neuronas y presentaciones del conjunto de entrenamiento siempre fue mayor. Respecto a las redes de base radial, aún cuando el error siempre fue bajo en el set de entrenamiento, el procedimiento de validación presentó errores que oscilaron en el rango del 5 a 35% de error.

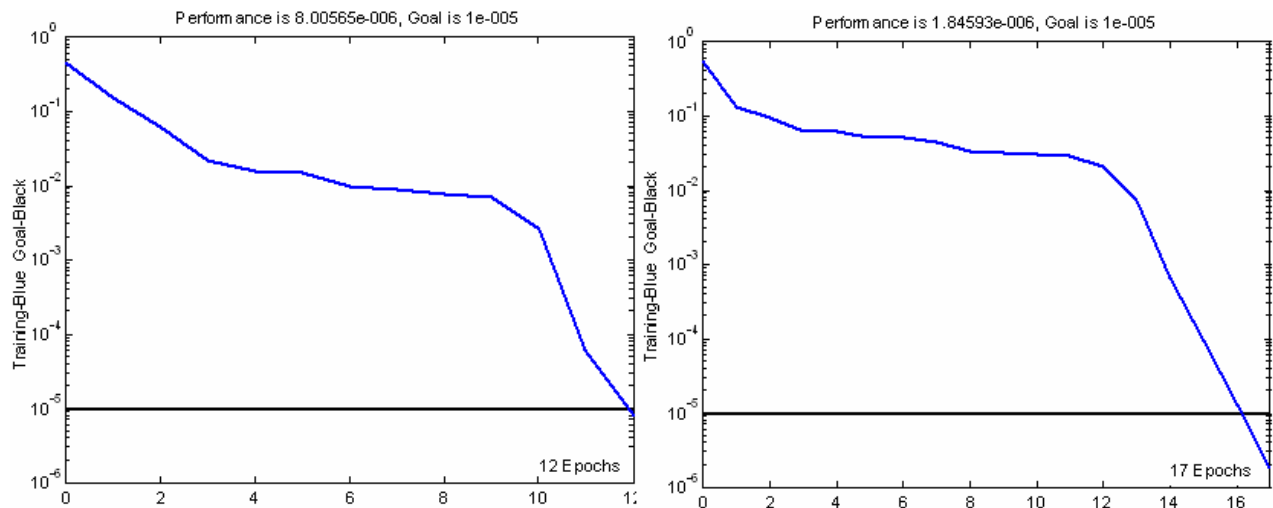


Figura 4.25. Convergencia del procedimiento de entrenamiento de las redes neuronales para clasificación de morfologías. Red seleccionada: Algoritmo de Levenberg-Marquardt, y 5 neuronas con función de transferencia log-sigmoideas . [Fuente: Autor].

4.3 DESEMPEÑO DEL SISTEMA

La validación se realiza sobre cada uno de los sistemas descritos en forma individual por medio de parámetros de desempeño como son la sensibilidad (8) y el valor predictivo positivo (9), o mediante descriptores de error como el cuadrático medio (10).

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} * 100\% \quad (8)$$

$$VP+ = \frac{VP}{VP + FP} * 100\% \quad (9)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (W_{sist\ j} - W_{gold\ j})^2}{n}} \quad (10)$$

Para el proceso de validación se emplearon 30 registros electrocardiográficos de 10 segundos de las bases de datos del MIT disponibles en PhysioBank [PhysioBank 2006]. Sobre este conjunto de datos se pidió al médico que indicara el inicio, fin, y pico de cada onda componente. De esta forma se cuenta con información de: presencia de complejos QRS, ancho del complejo QRS, tendencia final de cada complejo y forma de onda del complejo.

4.3.1 DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE DETECCIÓN DE COMPLEJOS

Sobre los 30 registros el médico indicó 256 complejos QRS de diversas morfologías, de los cuales el sistema detectó 242 (242 VP), y dejó de mostrar 14 (14 FN) de los 256. Por otro lado, el sistema indicó la existencia de 6 complejos que no señaló el médico (6 FP). Esto indica una sensibilidad de 94% y un VP+ de 97.5%.

En general los FN se presentan por presencia de extrasístoles, ya que una vez detectado un latido el periodo de refracción cambia al 50% de la frecuencia cardiaca. Los FP se presentaron por presencia de ruido de alta frecuencia. La grafica 4.26 muestra dos ejemplos de errores en la detección y la figura 4.27 muestra un caso particular para WCT.

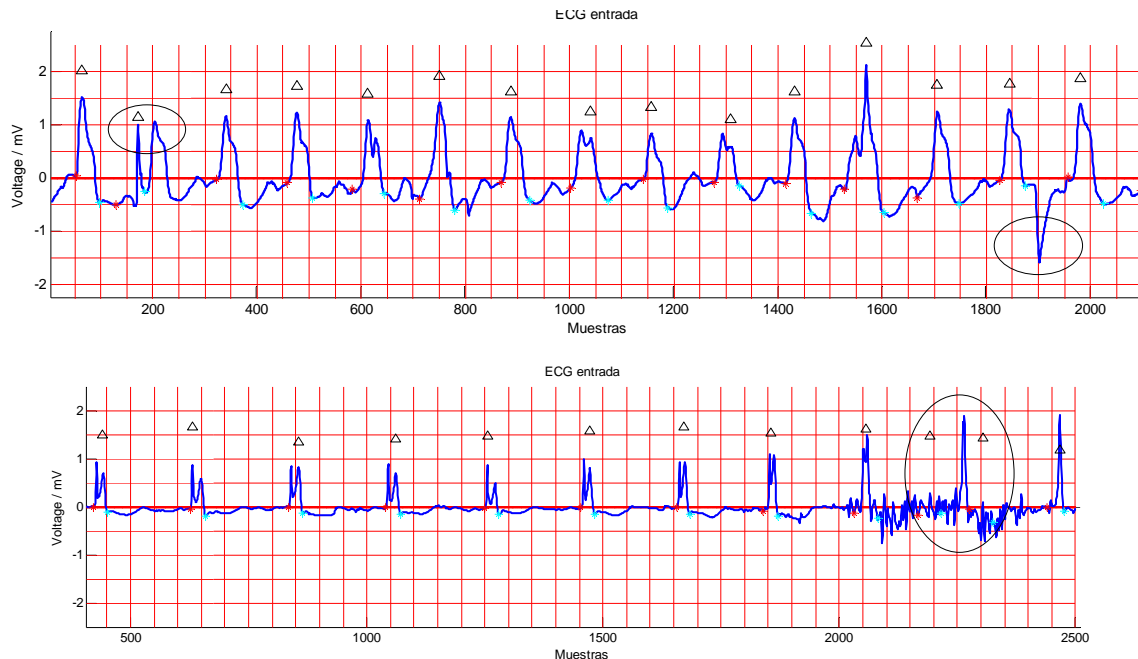


Figura 4.26. Un ejemplo de localización y fallo en la detección de complejos QRS. En la figura superior se observa que los errores son generados por extrasístoles que se presentan en periodos más cortos que la Ventana de Refracción Impuesta. En la figura inferior se observa error debido a gran presencia de ruido cerca del complejo, lo cual toma como un latido presente. [Fuente: Autor]

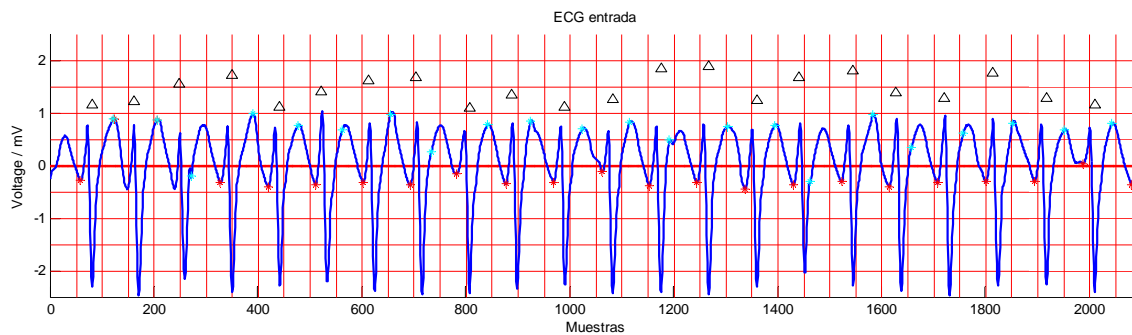


Figura 4.27. Detección correcta de complejos, por medio del método propuesto, descrito en el numeral 4.2.3 [Fuente: Autor]

4.3.4 DESEMPEÑO DE DETECCIÓN DEL ANCHO DEL COMPLEJO.

En este caso se emplea como medida de desempeño el error cuadrático medio entre los datos generados por el sistema y los indicados por el médico. Solo se tiene en cuenta para este caso los 242 complejos detectados tanto por el sistema como por el médico. En (11) se muestra el cálculo empleado y el resultado de 17.2 ms (aproximadamente $\frac{1}{2}$ cuadrado en papel electrocardiográfico estándar). La figura 4.28 muestra algunos errores frecuentes en el proceso de detección, los cuales en general son

producidos por ruido de alta frecuencia. La figura 4.29 muestra otros registros donde las diferencias entre el sistema y el especialista no son significativas a simple vista.

$$RMS_{gral} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{242} (W_{sistema\ j} - W_{medico\ j})^2}{242}} = 17.2\ ms \quad (11)$$

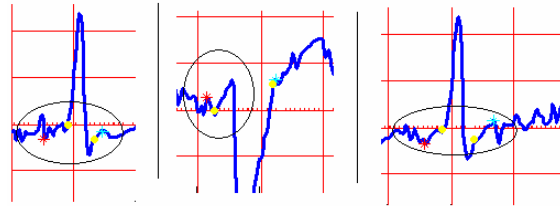


Figura 4.28. Algunos errores frecuentes en la detección del inicio y fin del complejo, en general dichos errores se presentan por ruido de alta frecuencia. Los puntos amarillos indican la marcación realizada por el médico, en tanto que las marcas rojas y cian son producidas por el sistema. (Errores superiores o iguales a 23 ms.) [Fuente: Autor]

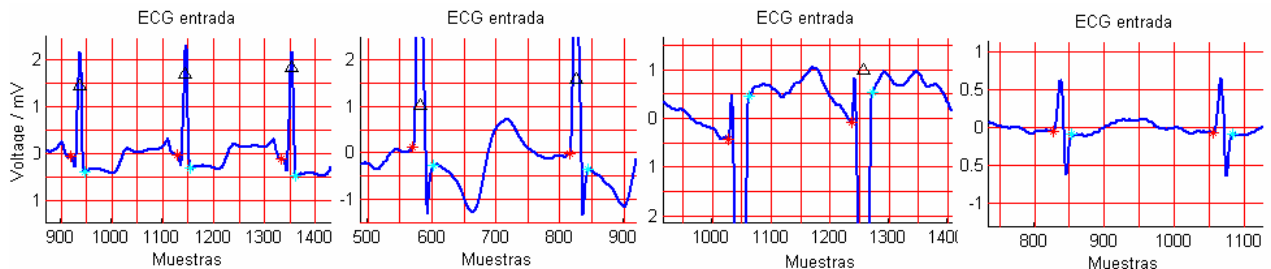


Figura 4.29. Complejos donde la diferencia entre el ancho indicado por el médico y el sistema es menor a 23 ms. [Fuente: Autor]

En particular, se observaron mayores diferencias en complejos anchos que en angostos, por tal motivo se calcula el RMS para cada caso en particular; en complejos angostos el RMS es de 8.8 ms (12) (aprox. Un 25% de un cuadrado en papel electrocardiográfico) y el RMS para complejos anchos es de 25.2 ms (13) (Aprox. El 75% de un cuadrado de papel electrocardiográfico).

$$RMS_{angostos} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{157} (W_{sistema\ j} - W_{medico\ j})^2}{157}} = 8.8\ ms \quad (12)$$

$$RMS_{anchos} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{85} (W_{sistema\ j} - W_{medico\ j})^2}{85}} = 25.2\ ms \quad (13)$$

De las observaciones realizadas, es posible decir que el nivel de error en el cálculo de la duración del complejo en complejos anchos, y en particular en las WCT (aunque no se cuenta con gran número de registros), se deben a que en complejos angostos a cualquier ritmo cardiaco, o en complejos anchos a ritmos lentos, el final del complejo presenta amplios componentes de frecuencia. Por su parte, en WCT, el final del complejo y el inicio del segmento ST son suaves y uniformes y por tanto prácticamente no diferenciables. La Figura 4.30 muestra ejemplos de esto.

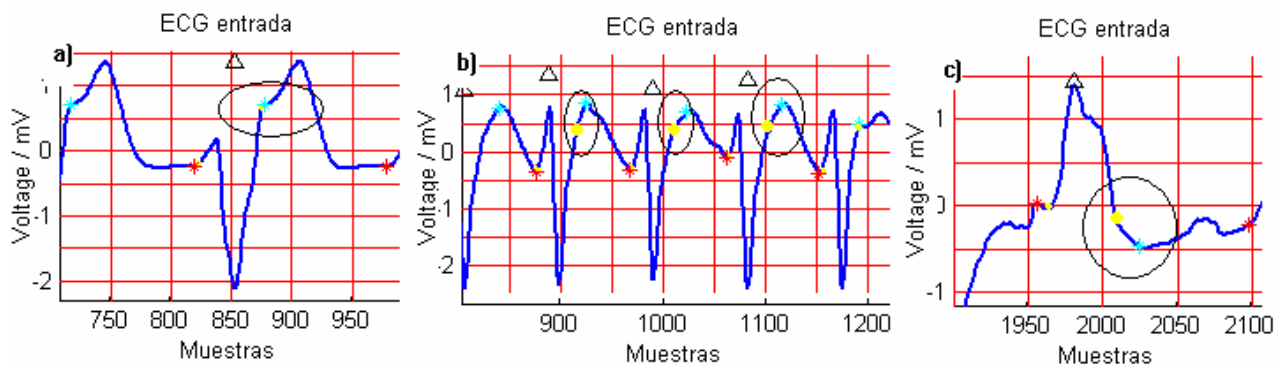


Figura 4.30. Detección de inicio y fin en complejos anchos a) Alto grado de coincidencia en complejos anchos, no taquicardia, la elipse muestra un cambio en la suavidad de la onda, por tal motivo es correctamente delineada. b) y c) las elipses muestran el fin del complejo QRS e inicio del segmento ST, y se observa suavidad en este punto, por tal motivo el delineamiento produce errores apreciables. [Fuente: Autor]

4.3.5 DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE DETERMINACIÓN Y CLASIFICACIÓN DEL EJE ELÉCTRICO DEL COMPLEJO QRS.

Para determinar el desempeño del sistema del eje eléctrico es necesario contar con tomas de las derivaciones frontales, por tal motivo se recurrió a la base de datos *PTB Diagnostic ECG Database* disponible en *PhysioBank* [PhysioBank 2006]. De esta base de datos se tomaron 10 registros y se aplicó el algoritmo implementado, la respuesta del algoritmo se clasificó en los segmentos indicados por Lau [Lau 2000] y se comparó con la respuesta generada por el médico. En todos los casos el algoritmo diseñado y el médico coincidieron en el sector de clasificación. La Tabla 4.4 muestra los resultados, así como el sector de clasificación al que corresponde cada registro. Según estos resultados, el sistema funciona en forma correcta. Dado que no se contó con registros específicos de WCT, no se realiza evaluación del sistema para el caso específico de WCT, sino para un caso general.

Tabla 4.4
Comparación de Resultados del Eje Eléctrico y sector calculados por el médico y por el sistema implementado

ECG	Eje por Medico	Sector	Eje sistema por Derivaciones Bipolares	Sector	Eje sistema por derivaciones Unipolares	Sector
1	-60°	2	-68.652	2	-67.25	2
2	+60°	4	+100.6	4	+88.86	4
3	0°	4	+28.90	4	+22.61	4
4	0°	4	-5.42	4	+1.76	4
5	+60°	2	+65.48	2	+64.5	2
6	0°	4	-13.39	4	-7.48	4
7	-30°	4	-41.87	4	-37.69	4
8	+30°	4	+30.87	4	+26.60	4
9	+60°	4	+69.89	4	+65.76	4
10	+120°	3	+107.97	4	+105.68	4

4.3.6 DESEMPEÑO DEL SISTEMA PARA ESTABLECER EL TIPO DE MORFOLOGÍA DE BLOQUEO DE RAMA

La morfología de bloqueo de rama, como se indicó en el capítulo 1, se estima con base en la deflexión final positiva o negativa en la derivación V1 en complejos QRS mayores o iguales a 120 ms de duración. Para la evaluación del sistema se seleccionaron 10 registros que cumplieran con la duración establecida. Se dejaron a un lado otras características como tipo de morfología o frecuencia cardiaca, dado que la deflexión final es un concepto independiente de otras propiedades del complejo. De esta forma, el sistema se evalúa con respecto a la capacidad de coincidencia en la determinación de la deflexión final del número de complejos, anchos para el caso específico que acá compete.

De esta forma, se definen los VP como aquellas deflexiones detectadas en forma correcta por el sistema; los FN cuando el sistema no puede detectar el tipo de deflexión, es decir, cuando se presenta coincidencia entre los puntos singulares en los niveles *wavelet* empleados (ver numeral 4.2.3). Finalmente, los FP se presentan cuando el sistema indica una deflexión que no corresponde a la indicada por el médico.

De esta forma, de 116 complejos, el sistema detectó en forma correcta la deflexión final en 98 (98 VP), no detectó 11 (11 FN) e indicó una deflexión contraria en 7 casos (7 FP). Esto indica una sensibilidad de 89.9% y un VP+ de 93.3%.

La figura 4.31 muestra un ejemplo de un FN, donde la coincidencia se presenta debido a una ondulación rápida en la onda original que el nivel de detalle detecta. Es decir, el nivel de aproximación

indica la deflexión correcta, pero el nivel de detalle indica una deflexión contraria, lo cual lleva a que el sistema revele que no puede detectar el tipo de deflexión. La figura 4.32 muestra un ejemplo de FP, donde tanto la aproximación como el detalle indican deflexión final positiva, pero el latido de entrada se clasifica como complejo QS (deflexión final negativa).

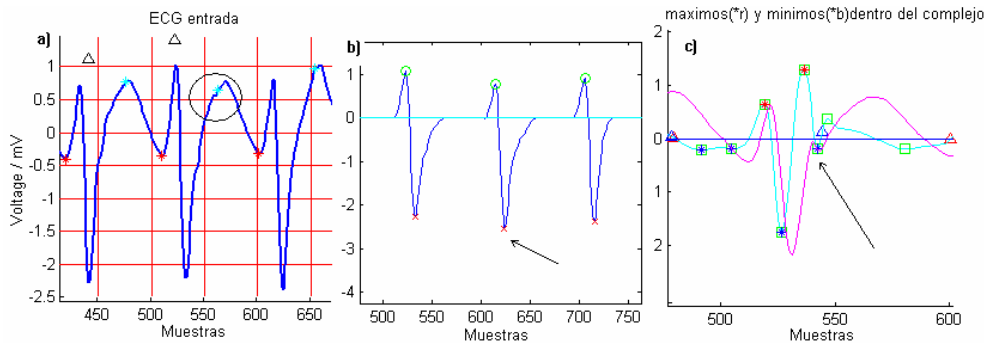


Figura 4.31 Ejemplo de FN. a) Latido detectado y delineado en forma correcta. b) los puntos singulares de la aproximación revelan una deflexión final negativa (correcta), c) El último punto singular en el nivel de detalle indica deflexión positiva (incorrecta). Las flechas indican el último punto singular. [Fuente: Autor]

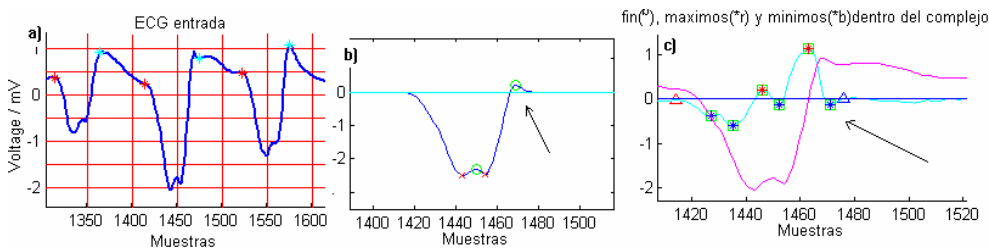


Figura 4.32 Ejemplo de FP. a) complejo de entrada, con deflexión final negativa, b) aproximación de nivel 1, con sus puntos singulares, que indica deflexión positiva, c) detalle y puntos singulares, indica deflexión positiva. Las flechas indican el último punto singular. [Fuente: Autor]

4.3.7 DESEMPEÑO DEL SISTEMA DE CLASIFICACIÓN DE MORFOLOGÍAS DEL COMPLEJOS QRS

En el numeral 4.3.4.3 se describió el proceso de obtención del conjunto de entrenamiento y validación, por tal motivo en este numeral se describe el proceso y los resultados de la validación en la clasificación del sistema.

Los datos del conjunto de validación se presentaron a cada uno de los sistemas implementados y en ambos casos se clasificó el conjunto en forma correcta. La Figura 4.33 muestra en azul las metas de

validación (Metas Val), y en rojo la respuesta de la red. Se observa una correcta ocupación en la respuesta de la red.

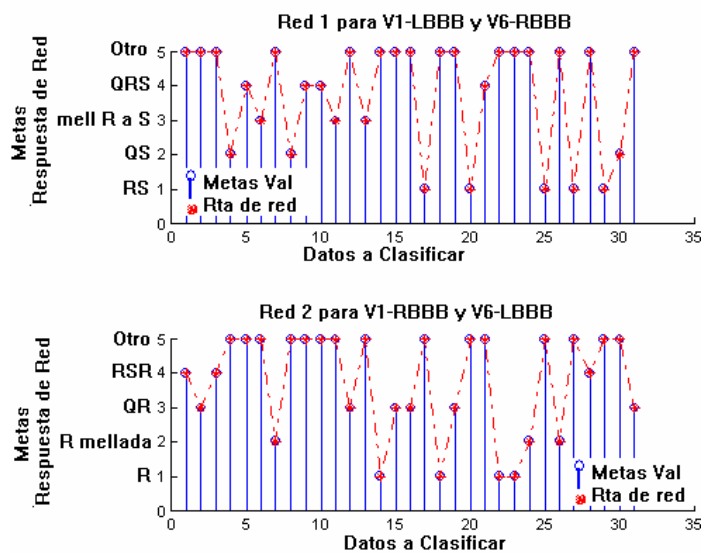


Figura 4.33. Respuesta de Red al conjunto de datos de validación. [Fuente: Autor]

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1 CONCLUSIONES

Mediante el análisis bibliográfico desarrollado en el capítulo uno se establece que existen diversas metodologías en la evaluación de WCT, pero el carácter subjetivo de los criterios diagnósticos empleados es la principal causa de error en el establecimiento del origen en las WCT.

Dado el carácter relativo de los criterios, se establece que dentro de los métodos diagnósticos expuestos, quien presenta menor grado de subjetividad es el procedimiento desarrollado por Lau *et al.* Ya que dicho procedimiento, aún cuando deja de lado el criterio basado en el diagnóstico de disociación AV, reporta niveles elevados de sensibilidad y especificidad.

Se eligió como metodología base para el desarrollo de la herramienta software, el procedimiento de Lau *et al.*, ya que este presenta menor subjetividad en los criterios diagnósticos empleados al establecer rangos específicos de evaluación (exceptuando los basados en la identificación de morfologías del complejo). Lo cual lo convierte en una metodología directa para implementar en software.

Para la implementación de la etapa de preprocesamiento se desarrolló un análisis de los parámetros asociados a un filtrado *wavelet* por umbralización, aplicado a filtrado de interferencias electrocardiográficas, donde se exploran tópicos referentes al tipo de las familias *wavelet*, el número de niveles de descomposición a umbralizar, el tipo de estimador de umbral y el tipo de transformada *wavelet*. Bajo este estudio se establece:

- a) Un sistema de filtrado empleando la **DWT sin diezmado** favorece el pre-procesamiento, ya que presenta importantes ventajas como: la estimación de ruido en cada nivel de descomposición es independiente del desplazamiento o posición de la señal, reduce oscilaciones generadas por el proceso de umbralización y reduce el fenómeno de Gibbs en la señal reconstruida en presencia de fuertes discontinuidades.
- b) El número de descomposiciones *wavelet* para aplicar umbralización se establece en cuatro, dado que la señal cardíaca presenta componentes frecuenciales en el rango de 1 a 15 Hz., rango que cubren los cuatro primeros niveles de descomposición en las familias *wavelets* estudiadas.
- c) La ponderación del umbral se desarrolló con base al primer nivel, dado que en el análisis de Grossman, donde se analiza el comportamiento de ruido blanco en la TW [Mallat 1992], muestra que este se reduce a medida que aumenta el nivel de descomposición. Así mismo los

resultados de los errores medios cuadráticos en los experimentos desarrollados confirman esta elección.

- d) La selección de la familia *wavelet* para llevar a cabo el sistema propuesto se realizó por medio de análisis de varianza y comparaciones múltiples de *TUKEY-KRAMER*. Estas indican que existe diferencia en emplear las funciones biortogonales respecto a las otras familias evaluadas, de esta forma se emplea la función *wavelet* biortogonal 3.5

La TW se ha empleado con diversas familias en el delineamiento de singularidades, de esta forma se examinaron tres características de diferentes familias *wavelets* utilizadas en publicaciones preliminares: la discriminación de la información en bandas de frecuencia, el efecto de la simetría y el efecto de las ondulaciones en la identificación de elementos. Tales propiedades fueron evaluadas con relación a un desarrollo factible del método de primera derivada, a las componentes frecuenciales y accidentes de un registro electrocardiográfico, y a la implementación por algoritmos rápidos. Con base en dicho marco se establecieron como adecuadas para el delineamiento de la señal electrocardiográfica las *wavelets* Biortogonal 3.1 y *cuadratic Spline*. En el presente trabajo se hizo uso de esta última dados trabajos previos desarrollados por Cuiwei Li *et al*, Martinez *et al* y Shahambi *et al*.

La metodología desarrollada para el delineamiento de la señal electrocardiográfica es el método de cruces por cero a través de la transformada *wavelet*. Procedimiento basado en los trabajos de Cuiwei Li *et al*, Martinez *et al* y Shahambi *et al* en los cuales se requiere, posterior a cada descomposición *wavelet*, corrección de desplazamiento por fase para la detección de los cruces por cero. En este trabajo, contrario a lo establecido en los trabajos mencionados, se plantea un desplazamiento inicial del filtro de descomposición pasa altas en el desarrollo de la TW, con el objetivo de incluir la corrección del desplazamiento por fase en el desarrollo de la TW. De esta forma, el cruce por cero no corresponde a un estimativo tolerante, sino que en cada descomposición se conserva el cruce por cero.

Dadas la características de la señal a analizar (WCT) fue necesario realizar un análisis del contenido frecuencial particularizado para complejos anchos y angostos, siguiendo la metodología del texto clásico de Thakor *et al*. Bajo este experimento se estableció que los complejos anchos se centran en frecuencias de 3 a 5 Hz.

La implementación del proceso de detección de complejos se emplea el nivel tres de descomposición junto a las medidas de protección: *vantana de inclusión* de 180 ms, *periodo refractario* de 240 ms y *proceso de rebúsqueda*. Estas medidas son tomadas en base a las componentes de frecuencia de los

complejos anchos, las características de las WCT y a los criterios diagnósticos descritos en el capítulo uno.

Se diseñó un sistema de detección de complejos QRS, empleando las bases de datos *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database*, *malignant ventricular arrhythmia* y *MIT-BIH arrhythmia database*, disponibles en *physiobank* [PhysioBank 2006] obteniendo una sensibilidad de 94% y un VP+ del 97.5%. Es necesario aclarar que el sistema no detecta en forma correcta complejos QRS en registros cardiacos mayores a 230 l/min. (Complejos separados aproximadamente 1.3 cuadros de papel electrocardiográfico.) Esto es debido al periodo refractario impuesto en el procedimiento.

Se diseñó un sistema de detección y cómputo del ancho empleando el nivel dos de descomposición *wavelet* con base al trabajo de Marrtínez *et al.* Se obtuvo un error cuadrático medio general de 17.2 ms. (aproximadamente ½ cuadrado en papel electrocardiográfico estándar). En particular se observaron mayores diferencias en complejos anchos, donde el error cuadrático medio, para este caso, es de 25.2 ms. (Aprox. 75% de un cuadrado de papel electrocardiográfico). Esto es debido a que los complejos anchos, y en particular en presencia de taquicardia, el final del complejo QRS y el inicio del segmento ST presentan un comportamiento suave y uniforme que en las descomposiciones *wavelet* no es detectable con la metodología desarrollada.

La detección del eje eléctrico del complejo QRS en el plano frontal se llevó a cabo mediante la detección de puntos singulares (máximos y mínimos) sobre el primer nivel de aproximación, una vez fueron detectados los complejos QRS. Los puntos singulares sirven de estimativo de la tendencia eléctrica de cada derivación (bipolar o unipolar), donde una vez obtenida la amplitud se emplea el sistema triaxial para determinar el vector medio de la despolarización, y de este el eje eléctrico del complejo. El sistema así empleado obtuvo concordancia completa con las apreciaciones del especialista en medicina interna.

Se diseñó un sistema de identificación de morfologías de bloqueo de rama en base a la deflexión terminal del complejo QRS, empleando combinación de los puntos significativos en la primera aproximación y segundo detalle *wavelet*. Obteniendo una sensibilidad de 89.9% y un VP+ de 93.3%.

Se establece que la clasificación de morfologías del complejo QRS con base al cambio de signo de los puntos singulares en los detalles de la TW no es un procedimiento aplicable en forma directa, dadas las

características de interferencia que sufre la señal cardiaca. En particular debido a la réplica e inclusión de singularidades.

Se desarrolló un sistema de clasificación de morfologías del complejo QRS mediante redes neuronales artificiales basado en el cambio de signo de los puntos singulares en la TW y la correlación con formas base. El sistema así implementado obtuvo un completo desempeño, evaluado sobre un conjunto de validación conformado por 31 morfologías delineadas por un médico especialista en medicina interna.

Cada uno de los sistemas acá desarrollados se implementó en forma individual dada la no existencia de registros electrocardiográficos digitalizados de 12 derivaciones que presentaran WCT. Si bien el estudio del desempeño del sistema se llevo a cabo sobre un número corto de registros debe considerarse que los procedimientos de detección y delineamiento son estudiados sobre una mayor cantidad de registros en los trabajos de [Martínez 2004] y [Li 1995].

5.2 TRABAJOS FUTUROS

Desarrollar la validación de los sistemas acá implementados mediante la captura de registros electrocardiográficos de pacientes con WCT y delineamiento por un *gold standard*.

Desarrollar un sistema para la detección y diagnóstico de disociación Auriculo-ventricular con registros tomados y validados por cateterismo o por un *gold standard*.

BIBLIOGRAFIA

- [Agoris 2004] Pantelis D. Agoris et al. "Threshold selection for wavelet denoising of partial discharge data," International Symposium on Electrical Insulation, USA, September 2004.
- [Akhtar 1988] Akhtar et al. Wide QRS Complex Tachycardia. Reappraisal of a common Clinical Problem, *Annals of Internal Medicine*, Dec 1, 1988, p. 905-912.
- [Arango 2003] Arango E. Juan José, Vélez A Hernán, Rojas M. William, Borrero R. Jaime, Restrepo M. Jorge, *Fundamentos de Medicina, Manual de Electrocardiografía*, Quinta Edición, Corporación para Investigaciones Biológicas, Medellín, Colombia, 2003.
- [Ballesteros 2004] Ballesteros D., "Reducción de Ruido en Señales ECG utilizando filtros Wavelet," Fundación Univ. Manuela Beltran. Bogota Colombia, memorias del evento formato digital (CD) ANDESCON 2004.
- [Bautista 2003] Bautista Xiomara; Muñoz Robinson E; Herramienta Software para el Análisis de la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca y de la Dispersión del Intervalo QT. Pronóstico en Pacientes Post-Infarto Agudo al Miocardio. Trabajo de Grado, UIS, 2003.
- [Brugada 1991] Brugada P, Brugada J et al, A New Approach to the Differential Diagnosis of Regular Tachycardia with a Wide QRS Complex, *Circulation* 1991; 83: 1649-1659.
- [Cai 1998] Cai Chunsheng and Peter de B. Harrington, "Different Discrete Wavelet Transforms Applied to Denoising Analytical Data," *J. Chem. Inf. Comput. Sci.* 1998, vol 38, 1161-1170.
- [Carrè 2000] Carrè P., C. Fernandez, "Undecimated Wavelet Shrinkage of the 1D and 2D Spectra," *Acoustic Speech and Signal Processing*, vol 6, IEEE 2000.
- [Chuy 1997] Chuy Charles, "Wavelets: A Mathematical Tool for Signal Processing," ed. SIAM 1997.
- [Colin 2004] Colin Lizalde L J, El Electrocardiograma en el Diagnóstico Diferencial de las Taquicardias con QRS Ancho, *Archivos de cardiología de Mexico*, Vol 74 supl.1/Enero-Marzo 2004:S44-S49.
- [Cox 2001] Cox D, Douglas Hamish, *Understanding ECGs: Tachycardias*, student BMJ, volume 9, noviembre 2001.
- [Curione 1988] Curione M. et al, An Electrocardiographic Criterion to Detect AV Dissociation in Wide QRS Tachyarrhythmias. *Clin. Cardiol.* 11, 250-252 (1988).

- [Demuth 2002] Demuth Howard, Beale Mark, Neural Network Toolbox, Mathworks, 2002
- [Donghui 2005] Donghui Zhang, “Wavelet Approach for ECG Baseline Wander Correction and Noise Reduction,” Proceedings Eng. In Medicine and Biology 27th Annual Conference, 2005.
- [Donoho 1995] Donoho David IL., “De-Noising by soft-Thresholding,” IEEE Trans. on Information theory, vol.41, No. 3, May 1995.
- [Donoho 1995II] Donoho, Coifman, “Translation-Invariant De-Noising,” Stanford University. <http://citeseer.ist.psu.edu/cache/papers/cs/118/ftp:zSzzSzplayfair.stanford.eduzSzpubzSzdonohozSzTIDeNoise.pdf/coifman95translationinvariant.pdf> (March 21, 2007)
- [Eckardt 2006] Eckardt L, Breithardt G, Kirchhof P, Approach to Wide Complex Tachycardias in Patients Without Structural Heart Disease, Heart 2006; 92:704:711.
- [Edhouse 2002I] Edhouse J, Morris F, ABC of Clinical Electrocardiography, Broad Complex Tachycardia – Part I, BMJ, Volume 324, 23 March 2002.
- [Edhouse 2002II] Edhouse J, Morris F, ABC of Clinical Electrocardiography. Broad Complex Tachycardia – Part II, BMJ, Volume 324, March 2002. p. 776:780.
- [Fletcher 2003] Fletcher Alyson K. et al. “Iterative Projective Wavelet Methods for denoising,” University of California, USA, Proceedings of SPIE 2003. http://www.rle.mit.edu/stir/documents/FletcherGR_SPIE2003.pdf (March 21, 2007)
- [Friesen 1990] Friesen G. M. et al. “A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms,” IEEE Trans. On Biomedical Eng. Vol 37, No. 1, January 1990.
- [Gómez 2005] Jaramillo Gómez CJ, Taquicardia de Complejos Anchos, <http://www.imbanaco.com.co/intranet/manuales/urgencias/taquicardia-complejos-anchos.pdf>. [consultada Diciembre de 2005]
- [González 2006] González J., Barrero J., “Implementación de Filtros Adaptativos en DSP Aplicados al Tratamiento de Interferencia de 60 Hz y Desplazamiento de la línea de Base del ECG,” Universidad Industrial de Santander. XI Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión Artificial. Bogota, Colombia 2006.
- [Griffith 1994] Griffith J. Michael, Ventricular Tachycardia as Default Diagnosis in Broad Complex Tachycardia, The Lancet, Feb 12, 1994, Vol 343, p. 386-388.
- [Guo 2000] Guo Dai-fei et al. “A Study of Wavelet Thresholding denoising,” IEEE Proceedings of ICSP 2000.
- [Guyton 1997] Guyton, Tratado de Fisiología Médica, McGraw-Hill, 1997, 9a Edición, 1262 p., México D.F.
- [Harrigan 2001] Harrigan R, Perron Andrew, Brady W, Atrioventricular Dissociation, American Journal of Medicine, Volume 19, Number 3, May 2001, p. 218:222.

- [Herbert 1996] Herbert et al, Failure to Agree on the Electrocardiographic Diagnosis of Ventricular Tachycardia, *Annals of Emergency Medicine*, January 1996, p 35:38.
- [Lang 1995] Lang M. et al. "Nonlinear Processing of a Shift Invariant DWT for Noise reduction," *Proceedings of SPIE*, April 1995.
- [Lau 2000] Lau Ernest W et al. The Bayesian Approach Improves the Electrocardiographic Diagnosis of Broad Complex Tachycardia, *PACE*, Vol.23, p. 1519-1526, 2000.
- [Li 1995] Li, Zheng, Tai, Detection of ECG Characteristic Points Using Wavelet Transforms, *IEEE, BME*, vol 42, pp 21-28, January 1995.
- [Mallat 1992] S. Mallat, Liang Hwang, "Singularity Detection and Processing with Wavelets," *IEEE Trans. On Information Theory*, vol. 38, No. 2, March 1992.
- [Mallat 1999] S. Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing," Academic Press, 1999, USA.
- [Martínez 2004] Martínez, Olmos, Almeida, Rocha. A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases, *BME*, vol 5, pp. 570-581 *IEEE*, 2004.
- [Miller 2004] Miller John M et al, Differential Diagnosis of Wide QRS Complex Tachycardia, *Cardiac Electrophysiology*, Publisher W B Saunders Company.
- [Misiti 2002] Misiti Michel, Yves Misiti, Georges Oppenheim, Jean-Michel Poggi, "Wavelet Toolbox," *MatLab*, Version 2., 2002
- [Mudge 1998] Mudge G.H., Jr. *Manual de Electrocardiografía*, SALVAT, Serie Manuales Espiral, 1998.
- [Nibhanupudi 2003] Nibhanupudi Swathi, "Signal Denoising Using Wavelets," University of Cincinnati, November 26, 2003.
- [Olarte 2004] Olarte, O J.; Niño A, "Implementación de una Toolbox Básica para Tratamiento de Señales con Wavelets en un Procesador Digital de Señales," Trabajo de Grado UIS, 2004, <http://chorlito.uis.edu.co/tesis/2004/112683.pdf>
- [PhysioBank 2006] *Physiobank*, <http://www.physionet.org/physiobank>, [updated 01-Nov-2006]
- [Quan 1999] Quan Pan et al, "Two Denoising Methods by Wavelet Transform," *IEEE Trans. On Signal Processing*, vol 47, No. 12, December 1999.
- [Sahambi 1997] Sahambi, Candor, Bhatt, Using Wavelet Transforms for ECG Characterization, *IEEE, BME*, pp 77-83, January 1997.
- [Schawartzman 2004] Schawartzman David, Atrioventricular Block and Atrioventricular Dissociation, *Cardiac Electrophysiology*, Publisher W B Saunders Company.
- [Schremmery 2001] Schremmery Claudia, Thomas Haenselmanny and Florian Bomers, "A Wavelet Based Audio Denoiser," Bundesministerium fur Bildung und Forschung (BMBF), Germany, 2001

- [Steward 1998] Steward James, *Cálculo Trascendentes Tempranas*, Tercera Edición, Internacional Thomson Editores, 1998.
- [Tapia 1993] Tapia Jose A., Nieto Javier, *Razón de Posibilidades: Una Propuesta de Traducción de la Expresión Odds Ratio*, *Salud Pública de México*, Julio-Agosto 1993, vol 35, número 004, pp 419-424.
- [Thakor 1984] Thakor, Webster, Tomkins, *Estimation of QRS Complex Power Spectra For Design of a QRS Filter*, *IEEE Trans. On Biomedical Eng.*, vol 31, No 11, 1984.
- [Wellens 1978] Wellens HJJ, Bar FWHM, Lie KI, *The Value of the Electrocardiogram in the Differential Diagnosis of a Tachycardia With a Widened QRS Complex*, *The American Journal of Medicine*, volume 34, January 1978.
- [Wellens 2001] Wellens HJJ, *Electrophysiology, Ventricular Tachycardia: Diagnosis of Broad QRS Complex Tachycardia*, *Heart* 2001; 86:579-585.
- [Yansu 1994] Yansu et al, "Wavelet Trans. Domain Filters: A Spatially Selective Noise Filtration Technique," *IEEE Trans. On Image Processing*, vol 3, No.6, Nov 1994.