UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS.
Facultad de Ingeniería.
Maestría en ciencias de la información y las comunicaciones

TESIS DE MAESTRÍA

ALGORITMO DE COMPRESION PARA LA DETECCION DEL SEGMENTO ST DE UNA SEÑAL ELECTROCARDIOGRAFICA FETAL BASADO EN LA TRANSFORMADA WAVELET Y UMBRALIZACION MULTINIVEL

Autor: **Gonzalo Jiménez Pinto**
Director: **PhD Edwin Rivas Trujillo**

Bogotá D.C, Colombia 2017

Resumen

Este documento presenta el desarrollo y evaluación de un algoritmo para la compresión de señales electrocardiográficas fetales que contribuya a que los profesionales en medicina puedan realizar seguimiento mediante la transmisión, almacenamiento y tratamiento de señales, a la salud fetal evidenciado en las variaciones del ritmo y morfología del electrocardiograma, de manera que puedan tempranamente diagnosticar algún tipo de enfermedad relacionada con la hipoxia y la variación en la frecuencia cardiaca. Con este fin se propone un algoritmo de compresión sin pérdidas soportado en herramientas tales como: Transformada wavelet discreta y redes neuronales, que permitan detectar los picos R y el segmento ST del complejo QRS de la señal fetal, para umbralizarlos, filtrarlos, cuantificarlos, y codificarlos, etapas que hacen parte de lo que se conoce como compresión, manteniendo un nivel bajo de error, por debajo de la unidad y una rata de compresión por encima de 20. Para llevar a la práctica este desarrollo se presenta primero una revisión bibliográfica respecto a los diferentes estudios y/o modelos que se han publicado, con base en la aplicación de transformada wavelet discreta, separación de señales, codificadores y clasificadores basados en aprendizaje no supervisado, como lo son las redes neuronales, con el fin de enfocar esfuerzos en un método que aporte a los estándares ya empleados. Seguidamente se selecciona mediante un algoritmo la transformada wavelet madre que mejor rendimiento presenta, teniendo como parámetro la dispersión producida por la descomposición multinivel. También se aplica el método de umbralizaciòn seleccionando el valor de umbral de manera automática y teniendo en cuenta cada nivel de descomposición, mediante el uso de una red neuronal. El siguiente paso es la codificación de la señal aplicando codificación de Huffman. Como se ha podido observar la selección de una transformada wavelet madre por cada señal y la aplicación de umbralización multinivel, permite el mejoramiento de la rata de comprensión, manteniendo valores de porcentaje de error por debajo de la unidad.

Palabras Clave

Codificación, Compresión, FECG (Electrocardiograma Fetal), Redes Neuronales, Umbralización. Wavelet Packet y Wavelet Madre.

Agradecimientos

Dedicado a un hombre con un gran ingenio "mi padre"

A mí querida madre que con su apoyo me recordó que todo proyecto que se inicia debe terminarse

A mis hijos y a mi esposa que dieron de su tiempo, gracias por su paciencia.

Tabla de Contenidos

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN..... Pág. 8.
1.1. Planteamiento y justificación ..... Pág. 9.
1.2. Objetivo general ..... Pág. 9.
1.2.1 Objetivos específicos..... Pág. 9.
1.3. Pregunta de investigación..... Pág. 9.
1.4. Hipótesis ..... Pág. 9.

CAPÍTULO 2. MARCO TEORICO. ESTADO DEL ARTE..... Pág. 10.
2.1 Características del ECG fetal..... Pág. 10.
2.1.1 Características morfológicas del ECG fetal..... Pág. 12.
2.2 Transformada Wavelet ..... Pág. 14.
2.3 Transformada Wavelet discreta..... Pág. 14.
2.3.1. Función de escala ..... Pág.15.
2.4. Descomposición de lá Transformada Wavelet por Paquetes..... Pág. 18.
2.5. Selección de la transformada..... Pág. 18.
2.5.1 Parámetros para lá selección de lá transformada Wavelet madre ..... Pág. 19.
2.5.2 Características y propriedades de las Wavelets..... Pág. 19.
2.5.2.1 Momentos de desvanecimento ..... Pág. 21.
2.5.2.2 Tamaño de soporte..... Pág. 21.
2.5.2.3 Regularidad..... Pág. 21.
2.5.2.4 Función de escala..... Pág. 21.
2.6. Wavelets y sus aplicaciones ..... Pág. 21.
2.7 Umbralización ..... Pág. 22.
2.7.2 Selección de umbral ..... Pág. 24.
2.7.2 Redes neuronales y su aplicación en selección de umbral. ..... Pág. 25.
2.7.3 Comparación de métodos de umbralización..... Pág. 26.
2.8. Métodos de compresión..... Pág. 27.
2.8. Codificación ..... Pág. 33.
2.9. Detección de segmento ST ..... Pág. 34.

CAPÍTULO 3. MÉTODOLOGIA ..... Pág. 36.
3.1. Preprocesamiento de las señales..... Pág. 38.
3.1.1 Normalización de la línea de base ..... Pág. 39.
3.1.2 Separación de señales ..... Pág. 40.

3.2 Metodos de compresión.....Pág. 42.
3.2.1 Método de selección de la transformada Wavelet madre.....Pág. 42.
3.2.2. Metodo de umbralización multinivel.....Pág. 45.
3.3 Codificación .....Pág. 48.
CAPÍTULO 4. ANALISIS DEL RENDIMIENTO DEL AGORITMO DE COMPRESION DE SEÑALES ELECTROCARDIOGRAFICAS FETALES .....Pág. 50
4.1. Selección de la transformada Wavelet Madre .....Pág. 41.
4.1.1. Separación de las señales.....Pág. 51.
4.2. Validación, análisis de resultados y evaluación de objetivos.....Pág. 54.
4.3. Síntesis del modelo propuesto .....Pág. 58

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES.....Pág. 59
5.1. Selección de la transformada Wavelet Madre .....Pág. 59.
5.2. Umbralización mutinivel.....Pág. 62.
5.3. Detección del segmento ST .....Pág. 62.
5.4. Aportaciones originales.....Pág. 62.
5.5. Líneas de investigación futuras .....Pág.63.

BIBLIOGRAFÍA.....Pág.64

ANEXOS ..... Pág. 51

A. Funciones desarrolladas para el tratamento de las señales Pág.70
A.1.1. Eliminación de ruido eléctrico.....Pág.70.
A.1.2. Detección de complejo QRS Fetal.....Pág.71.
A.1.3. Compresión de la señal mediante wavelet Packet .....Pág.71.

Tabla de Figuras

Figura 2.1. Triangulo Einthoven y sus derivaciones .....Pág. 12
Figura 2.2. Sistema hexalxial .....Pág. 12
Figura 2.3. Descomposición Wavelet.....Pág. 16
Figura 2.4. División de ancho de banda con MRA .....Pág. 17
Figura 2.5. División de ancho de banda con WPD.....Pág. 17
Figura 2.6. División de ancho de banda con MRA .....Pág. 18
Figura 2.5. División de ancho de banda con WPD.....Pág. 18
Figura 2.6. Descomposición WTD.....Pág. 18
Figura 2.7. Descomposición WPD .....Pág. 18
Figura 2.8. Forma de onda de el eletrocardiograma.....Pág. 22
Figura 2.9. Umbralización dura y umbralización suave.....Pág. 23
Figura 2.10. Arquitectura de red neuronal.....Pág. 25
Figura 2.11. Método de compresión SPIHT.....Pág. 28
Figura 2.12. Árbol jerárquico de descomposición de coeficientes wavelet .....Pág. 28
Figura 2.13. Diagrama de revisión sobre compresión.....Pág. 32
Figura 2.14. Segmento ST y efectos de cambios .....Pág. 34
Figura 2.15. Frecuencia cardiaca.....Pág. 35
Figura 3.1. Conexión electrocardiógrafo.....Pág. 36
Figura 3.2. Diagrama de señal con ruido.....Pág. 40
Figura 3.3. Señal descompuesta em diferentes umbrales.....Pág. 40
Figura 3.4. Diagrama de filtrado adaptativo.....Pág. 41
Figura 3.5. Diagrama de compresión .....Pág. 42
Figura 3.6. Respuesta em frecuencia de la db4 .....Pág. 43
Figura 3.7. Respuesta em frecuencia de la db20 .....Pág. 43
Figura 3.8. Diagrama de selección de Wavelet .....Pág. 44
Figura 3.9. Diagrama de compresión .....Pág. 45
Figura 3.10. Descomposición de señal multinivel umbralización dura .....Pág. 47
Figura 3.11. Evaluación de segmento ST.....Pág. 48
Figura 4.1. Diagrama de resumen del proyecto.....Pág. 50
Figura 4.2. Comparación de dispersión contra momentos de desvanecimiento.....Pág. 50
Figura 4.3. Señal abdominal.....Pág. 52
Figura 4.4. Señal fetal detectada .....Pág. 52
Figura 4.5. Comparación de rata de compresión (CR) contra error porcentual de bit (PDR).....Pág. 53
Figura 4.6. Grafica de dispersión (PDR) contra (CR).....Pág. 53
Figura 4.7. Resultado de compresión .....Pág. 54

Figura 4.8. Diagrama de compresión .....Pág. 57
Figura 4.8. Sintesis de modelo propuesto.....Pág. 58
Figura 5.1. Dispersión (PDR) contra compresión (CR) .....Pág. 60
Figura 5.2. Morfologia de ECG fetal .....Pág. 61

Índice de Tablas

Tabla 2.1. Principales Wavelet Madre y sus características. .....Pág. 20
Tabla 2.2. Resultados comparativos de diferentes métodos de reducción de ruido con las herramientas utilizadas en el proceso.....Pág. 27
Tabla 2.3. PDR comparativos de diferentes familias wavelets .....Pág. 29
Tabla 2.4. Resultados comparativos de diferentes métodos de compresión con las herramientas utilizadas en el proceso .....Pág. 30
Tabla 2.5. Valores normales de referencia cardiaca fetal.....Pág. 35

Tabla 3.1. Valores de referencia para amplitud de onda R y S .....Pág. 48
Tabla 4.1. Comparación de porcentaje de dispersión contra momentos de desvanecimiento .....Pág. 51
Tabla 4.2. Detección de segmento ST .....Pág. 55
Tabla 4.3. Resultados de CR y PDR .....Pág. 55
Tabla 5.1. Resultados compresión con diferentes familias Wavelet .....Pág. 59
Tabla 5.2. Resultados comparativos con otros métodos de compresión .....Pág. 59

Capítulo 1
Introducción

El estudio de las señales electrocardiográficas fetales es una rama del tratamiento de señales y específicamente de señales biológicas que buscan la caracterización del electrocardiograma para su uso en el diagnóstico de enfermedades que puedan poner en riesgo la vida del feto. En el caso de las señales fetales se conocen dos métodos. El método invasivo que consiste en la colocación de un electrodo en el cuero cabelludo del feto y el método no invasivo [1, 2] que exige la detección y separación de la señal fetal de la materna, la cual representa un problema de difícil solución debido a que estas señales están rodeadas de factores como el ruido producido por el movimiento muscular, la interferencia de la señal materna, el mismo ruido eléctrico producido por los instrumentos de medida y el movimiento fetal, que cambia las características de potencia de la señal que de por si es muy baja[3]. Estos factores también tienen un efecto a la hora de almacenar y/o enviar las señales ECG fetales, para su análisis. Un sistema de monitoreo cardiaco ambulatorio produce un gran volumen de datos[4, 5] [6]; con una frecuencia de muestreo de 360 Hz, un registro de 24 horas requiere 43Mbytes, por lo que se hace necesaria la compresión. Para realizar esta tarea es necesario conocer el momento en que el compresor comienza a funcionar y esto lo proporciona el nivel de umbral o Umbralizaciòn (Threshold). En este trabajo se aplica una compresión sin pérdidas con una rata de compresión que está por encima de 20:1; una de las dificultades está en la selección de un umbral adecuado ya que los niveles de ruido en las señales ECG son no lineales y más particularmente en las señales ECG fetales. Por otra parte una de las señales de alerta en el diagnóstico de la salud fetal es el cambio extremo de la frecuencia cardiaca, en donde se puede detectar hipoxia, que consiste en la falta de oxígeno en la sangre del feto. Este cambio unido al cambio morfológico de las señales y sus segmentos, como el ST, también es síntoma de hipoxia.

Las mujeres embarazadas visitan de manera regular el médico para llevar un control de su estado y el de su hijo, por lo que el monitoreo continuo y a distancia, permitiría una vigilancia constante; para llevar a cabo esta tarea se necesita el almacenamiento y la transmisión de la señal. Con ese fin se hace necesaria la detección, separación y compresión del complejo de señales que componen la señal electrocardiográfica. Por otra parte los algoritmos de compresión de señales más comunes, suelen ser de alto consumo computacional; y algunas propuestas reducen este consumo pero a costas de perder fidelidad en la señal reconstruida.

Todo esto muestra que la detección y compresión de la señal cardiaca fetal puede ayudar a los profesionales de la salud a realizar un seguimiento continuo y temprano de la salud fetal. Por esto se propone en este trabajo un algoritmo basado en la selección automática de la transformada Wavelet madre y en umbralización multinivel, que permita la compresión de las señales ECG fetales, que sirva como ayuda para seguimiento y diagnóstico de hipoxia fetal. Este algoritmo tendrá en cuenta las características morfológicas de la señal fetal, y especialmente las relacionadas con la onda T y específicamente el segmento ST, para el diagnóstico de la hipoxia fetal.

1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN

¿Qué herramientas permiten la compresión de señales ECG Fetales con CR 20:1 y PDR menores a 1% para almacenamiento y/o trasmisión?

1.2. OBJETIVO GENERAL

Implementar un algoritmo basado en selección de la Wavelet Madre, que permita umbralizar y comprimir la señal ECG fetal.

1.2.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Seleccionar de la transformada Wavelet Madre que permita la umbralización y la compresión sin pérdidas con una rata de 20:1 de la señal ECG Fetal y con un porcentaje de error menor al 1%.
Identificar mediante la implementación de un algoritmo el segmento ST y de su relación con la frecuencia cardiaca.

1.3. PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN

¿La selección de la transformada wavelet puede mejorar la rata de compresión (CR) manteniendo el error en la reconstrucción bajo (PDR), en el proceso de compresión de la señal electrocardiográfica fetal (FECG)?

1.4. HIPÓTESIS

Aplicando selección de la Wavelet madre, se puede mejorar la rata de compresión de señales ECG fetales, mejorando la rata de compresión (CR) y manteniendo el porcentaje de error cuadrático medio (PDR) en un nivel por debajo del 1%.

Capítulo 2
(Marco teórico, estado del arte)

En este capítulo se presenta una revisión de los fundamentos teóricos que soportan la investigación, y la descripción y revisión de trabajos sobre métodos y técnicas aplicados a la detección, y compresión de señales electrocardiográficas fetales. Se inicia con lo referente a los métodos de selección de la transformada wavelet, seguidamente se aborda las técnicas de umbralización y la aplicación de redes neuronales, luego se revisa lo relacionado con las técnicas de compresión para finalizar con las formas de detectar el segmento ST.

2.1. CARACTERISTICAS DEL ECG FETAL

En general el corazón está compuesto de cuatro compartimientos o recamaras, dos aurículas y dos ventrículos. Estos compartimientos deben contraerse para que impulsen la sangre al sistema circulatorio, pero estas contracciones dependen de un estímulo y conducción eléctrica por medio de unas fibras especiales llamadas fibras de Purkinje, lo que permite que su comportamiento pueda ser modelado y estudiado[8]. El impulso eléctrico que estimula la contracción de las recamaras cardiacas tiene origen en el nódulo sinusal, por esto se le conoce como el marcapasos natural, seguidamente pasa a las aurículas, después llega al nódulo auricoloventricular diseminándose en un haz de fibras que divide en cuatro ramas. El ciclo cardiaco se compone por la onda P, el complejo QRS y finalmente la onda T. Los intervalos que son producidos por estas ondas son el intervalo PR y el intervalo QT; también se producen dos segmentos, el segmento PQ y el segmento ST. En presencia de hipoxemia aguda, el corazón de un feto presenta la elevación del segmento ST acompañado de un aumento del nivel de la onda T; en contraste la depresión o disminución del segmento ST acompañada de la inversión de la onda T muestra que el corazón del feto no está respondiendo adecuadamente al sufrimiento producido por la hipoxia[9, 10].

Uno de los primeros órganos que se desarrollan en un feto es su corazón. Este órgano experimenta un crecimiento acelerado, el periodo que va de 3 a 7 semanas después de la fecundación es considerado como el período más crítico del desarrollo, ya que al final de este periodo el corazón asume la forma de corazón de cuatro cámaras y no de tubo que tiene al principio. El corazón comienza a latir a partir del día 22 y con esto comienza el bombeo de sangre a través del sistema circulatorio cerrado, separando la sangre de la de la madre. Cuatro semanas después de la fertilización, los sistemas respiratorios, oído y los ojos se empiezan a formar. Las imágenes de ultrasonido se pueden utilizar para el seguimiento de corazón fetal durante la séptima a novena semanas de embarazo. En este periodo aún no se pueden percibir ni medir la frecuencia cardiaca ni las formas de onda del electrocardiograma fetal mediante imágenes de ultrasonido. A las 20 semanas, el latido del corazón del feto se puede escuchar sin amplificación. La tasa de latido del corazón será de alrededor de 120-160 latidos por minuto (LTM) en este momento. ECG fetal y materna ECG contienen información morfológica de la actividad cardíaca. Estas señales se pueden captar desde el abdomen materno ya en el décimo octava hasta vigésima semana después de la concepción. La media normal de la frecuencia cardiaca está en 143 latidos por minuto. Alteraciones en la frecuencia que se pueden presentar son:

Taquicardia: es el aumento de la frecuencia cardiaca estando en reposo; se la puede clasificar como débil (150-160 LTM), moderada (160-180 LTM) y severa (mayor a 180 LTM)[10]. Entre las causas esta la asfixia fetal, la arritmia, exceso de hormonas tiroideas en el plasma sanguíneo (tirotoxicosis), estimulación y ansiedad materna.

Bradicardia: es la disminución de la frecuencia cardiaca. Se puede clasificar como débil (120-110 LTM) o marcada cuando está por debajo de 110 LTM. Entre las causas esta la arritmia, asfixia fetal tardía [11], hipotermia y reflejo vagal mantenido[12, 13].

Cambios en línea de base: se conoce como línea de base al conjunto de características de la señal ECG. A causa del equilibrio entre impulso simpático y parasimpático se producen diferentes oscilaciones. Oscilaciones de baja frecuencia con latidos menores a 5 latidos por minuto. Oscilaciones de frecuencia media con latidos de 5 a 10 latidos por minuto y oscilaciones de alta frecuencia con latidos de 20 a 25 latidos por minuto. El corazón que presenta oscilaciones de mediana y alta frecuencia está en disposición de adaptarse a cambios que le exijan trabajar más, pero si se acerca al límite alto de las altas frecuencias, esto indica que las causas de estas frecuencias están haciendo esforzar demasiado o de manera constante el funcionamiento del corazón[14]. Por otra parte las oscilaciones de baja frecuencia pueden ser muestra de asfixia fetal asociada a bradicardia.

Reactividad: se observa en asensos transitorios de frecuencia de entre 20 a 25 latidos por minuto sobre la línea de base, estos asenso son de corta duración. Entre esos asensos están el omega que tienen forma de “V” invertida y aparecen debido a estímulos fetales. Asensos lambda tienen la misma forma de los omega pero la “V” invertida aparece alternada como una onda sinusoidal. Asensos épsilon son aceleraciones con crestas aplanadas que normalmente están asociados a patologías que aún no están medicamente bien definidas[15].

2.1.1 características morfológicas del ECG

Una importante herramienta en el estudio de la morfología del ECG es el denominado triángulo de Einthoven (fig 2.1).

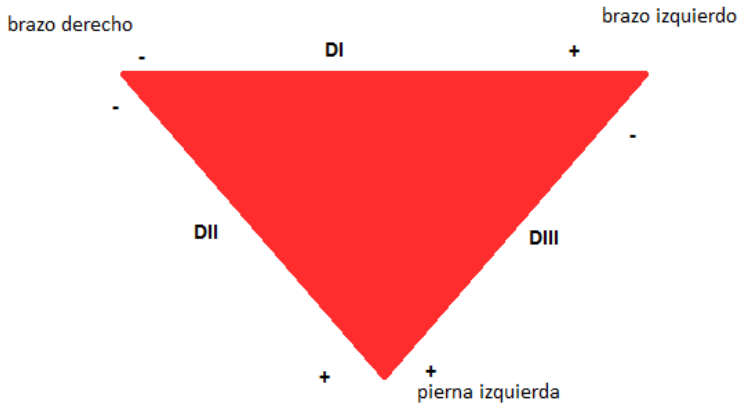


Fig. 2.1 Triangulo de Einthoven y sus derivaciones.

Este triángulo muestra la manera en que se conectan los electrodos al cuerpo humano. Como se observa de esta conexión se generan tres derivaciones (DI, DII y DIII). Cada derivación tiene un electrodo positivo y uno negativo.

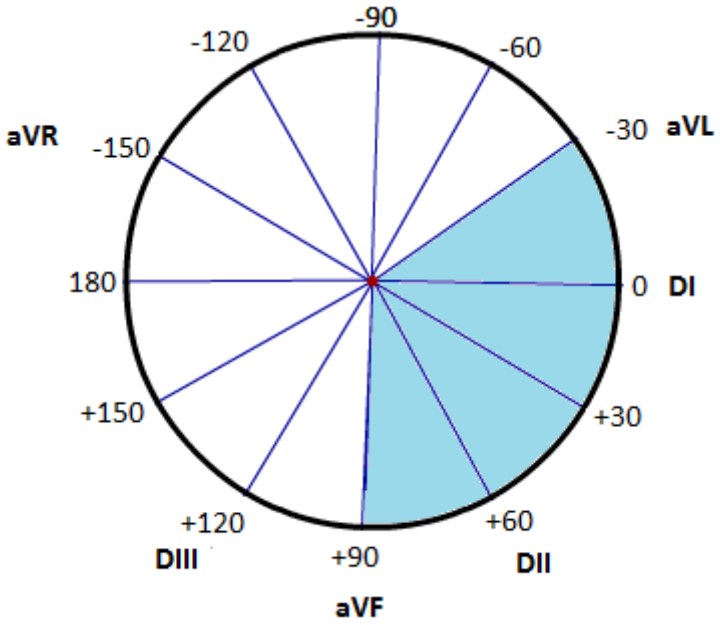


Fig. 2.2 Sistema hexalxial. Se observa en azul la zona o rango en donde se considera funcionamiento normal del corazón.

El diagrama hexalxial muestra el sentido de la polarización el cual se refleja en la inclinación de la onda T[16]. Como se observa en la figura 2.1.2 se ve en color azul el rango en el que se considera normal el funcionamiento del corazón[17, 18].

Como se ha visto los cambios en la frecuencia, en la elevación y en la morfología de la señal ECG son indicios de cambios en el funcionamiento del corazón. Es por esto que se buscan herramientas matemáticas para el análisis de señales como la que se verá a continuación.

2.2. TRANSFORMADA WAVELET

Esta herramienta de análisis se basa en el empleo de regiones de tamaño variable[19] [20], a fin de poder observar regiones con mucha información y poca frecuencia o regiones en donde la información requiere muy altas frecuencias. Mediante la transformada wavelet se compara la señal con funciones wavelet, en busca de una función que se parezca lo más posible a la señal estudiada para luego extraer coeficientes de la wavelet escogida. Estos coeficientes contienen la suficiente información sobre la señal como para que luego la misma pueda ser reconstruida después de ser recibida. La descomposición de la señal produce coeficientes de aproximación y coeficientes de detalle. Algunas señales contienen la información a bajas frecuencias mientras que a altas frecuencias contienen otra información, por esto una de las ventajas de la wavelet es poder descomponer la señal en aproximaciones y detalles. Los coeficientes de aproximación actúan como filtros pasa bajos y los coeficientes de detalle como filtros pasa altos. En [21], se presenta un método de compresión basado en el uso de la Wavelet Packet (WP), el uso de esta familia de Wavelet aplica los filtros a la sub banda de aproximaciones sino también a la de detalles con lo que se permite una reconstrucción aceptable para señales de corta duración. Para entender cómo funciona y las ventajas de la transformada wavelet y su adecuada selección se debe hacer una comparación de la transforma de Fourier ya que esta es un referente a la necesidad de la aplicación de la transformada wavelet.

Las transformadas se aplican a las señales buscando obtener la mayor cantidad de información posible sobre ellas. Pensando en esto el análisis de las señales se realizaban con la ayuda de la transformada de Fourier, que descompone la señal en partes teniendo en cuenta la frecuencia, es decir que una señal puede descomponerse y reconstruirse frecuencialmente como se muestra en (1). Esta forma de ver el análisis de las señales tiene una limitación y es que en el análisis no se puede ver cuando ocurren cambios en las señales y esto ocurre en las señales no estacionarias.

$$\boldsymbol{F(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{+\infty}^{-\infty} f(x) e^{-ikx} dx} \qquad (\mathbf{1})$$

La señal puede ser reconstruida mediante la transformada inversa como se muestra en 2

$$\boldsymbol{f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{+\infty}^{-\infty} F(k) e^{-ikx} dk} \qquad (\mathbf{2})$$

Una forma de solucionar la desventaja de la transformada de Fourier es permitir que la señal sea muestreada en diferentes momentos, mediante una ventana móvil (3). Pero la limitación en este caso es que la ventana tiene un tamaño fijo, lo que limita su efectividad.

$$s_f(\omega,\tau) = \int f(t) g*(t-\tau) \exp(-iwt)\, dt \qquad (3)$$

En donde $g(t)$ es una ventana móvil que se desliza por la señal y se representa como (4)

$$g(t) = \frac{1}{s} expo\left[-\frac{\pi t^2}{s^2}\right] \qquad (4)$$

2.2.1 Transformada Wavelet Discreta

La transformada wavelet realmente está compuesta de una familia de transformadas que, a diferencia de la transformada rápida de Fourier tiene una ventana con un tamaño variable permitiendo un mejor análisis de las señales ya que se realiza un análisis del espectro de frecuencia en el tiempo[22]. Con la ayuda de esta transformada es posible realizar el análisis de señales con frecuencias altas utilizando ventanas angostas[23] y señales con frecuencias bajas con ventanas más amplias. Este fenómeno se presenta en señales que tienen diferentes componentes. Estas características son aprovechadas para el análisis de todo tipo de señales no estacionarias, como por ejemplo sísmicas electrocardiográficas, sonido, y tratamiento de imágenes, entre otras. Para entender el principio de funcionamiento de la transformada wavelet se deben tener en cuenta algunos conceptos básicos. Se supone una señal discreta

$$f = (f_1, f_2, f_3, \dots f_N) \in \mathbb{R}^N \qquad (5)$$

Donde N es la dimensión del espacio o el número de datos que componen la señal.

La energía de una señal se define como:

$$E(f) = f_1^2 + f_2^2 + \cdots + f_N^2 \qquad (6)$$

El soporte se define como:

$$sop(f) = \{m: f_m \neq 0\} \quad (7)$$

Esto es el número de datos en donde la señal es diferente de cero

El valor medio de f se expresa como:

$$\frac{f_1 + f_2 + f_3, \dots + f_N}{|sop(f)|} \qquad (8)$$

Donde $|sop(f)|$es el número de índices en el soporte de f.

Al promediar los elementos que componen la señal en pares sucesivos y sustituirlos por los respectivos valores de la señal original, se obtiene una señal de aproximación A^1 y los valores que hacen parte de este vector se les conoce como coeficientes de aproximación.

A la diferencia entre la señal original y la señal de aproximación se le conoce como señal de detalle así:

$$\boldsymbol{D^1 = f - A^1} \qquad (\mathbf{9})$$

Los elementos que componen la señal de detalle se conocen como coeficientes de detalle.

Si ahora se repite el procedimiento con la señal $\boldsymbol{A^1}$se puede expresar la señal como la suma de las señales de aproximación y las de detalles así:

$$\boldsymbol{f = A^2 + D^2 + D^1} \qquad (\mathbf{10})$$

2.3.1 Función de escala

Como el tamaño de la ventana varia se necesita una función de escala para el tamaño $\boldsymbol{\emptyset(t)}$ y un factor de escala de traslación $\boldsymbol{k}$, matemáticamente se representa como (***11***):

$$\boldsymbol{\emptyset_{i,k}(t) = 2^{i/2}\, \emptyset(2^i - t - k)} \qquad (\mathbf{11})$$

Las funciones de escala $\boldsymbol{\emptyset(t)}$ utilizadas satisfacen la condición de ortogonalidad de manera que las traslaciones discretas $\boldsymbol{\emptyset(t-k)}$ con $\boldsymbol{k \in Z}$ conforman un conjunto ortonormal. La proyección de la función $\boldsymbol{f(t) \in L^2(R)}$ en la base ortonormal $\boldsymbol{\emptyset(t-k)}$ es la correlación entre la función $\boldsymbol{f(t)}$ y la función de escala $\boldsymbol{\emptyset(t)}$ muestreada a intervalos discretos.

Como resultado de la proyección de $\boldsymbol{f(t)}$ en la base de la función de escala se obtiene una aproximación con menos detalle de $\boldsymbol{f(t)}$.

Las funciones de escala para las escalas $\boldsymbol{s = 2^i}$ con $\boldsymbol{i \in Z}$ que sean generadas a partir de la misma función de escala $\boldsymbol{\emptyset(t)}$ tienen una forma parecida. De ahí que se tome una transformada wavelet como transformada madre (12) a:

$$\boldsymbol{\Psi_{i,k}(t) = 2^{i/2}\, \Psi(2^i - t - k)} \qquad (\mathbf{12})$$

Introduciendo las funciones de escala $\boldsymbol{s}$, la transformada wavelet queda definida como (13):

$$\boldsymbol{W_f(s,\tau) = \int f(t)\, \Psi^*_{s,t}(t) dt} \qquad (\mathbf{13})$$

Y la wavelet madre como (14):

$$\Psi_{s,t}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}}\Psi\left[\frac{t-\tau}{s}\right] \qquad (14)$$

Donde τ es el factor de traslación y s es el factor de escala.

En la gran mayoría de las señales la información se encuentra en las componentes de baja frecuencia, mientras que en las componentes de alta frecuencia se tienen detalles. Es por esto que aplicando filtros de nivel a la transformada WTD se obtiene coeficientes de aproximación y de detalle. El filtrado se hace de manera que la suma de los coeficientes sea el total de la señal. Cuando se aplica un solo nivel se genera una aproximación y un detalle con señales de baja frecuencia y alta frecuencia respectivamente. Pero cuando se aplica a diferentes niveles se produce un árbol de diferentes niveles.

Esto da como resultado que se pueda realizar un Análisis Multiresolución (MRA) siendo esta es la principal característica del tratamiento de señales mediante la trasformada wavelet. Consiste en descomponer la señal original en una señal de aproximacion y una de detalles. Una vez realizada esta descomposición se procede a realizar este mismo proceso en cada señal de promedio sucesivamente. Si se quiere reconstruir la señal se comienza con la señal de más baja resolución a la se le suma la de detalles correspondiente, hasta tener completa la reconstrucción de la señal. Tomando diferentes valores para s y para τ. De forma que se tiene una señal descompuesta en coeficientes de detalle y coeficientes de aproximación (figura 2.1). Siendo X(n) la señal original y CA y CD los coeficientes de aproximación y coeficientes de detalle respectivamente.

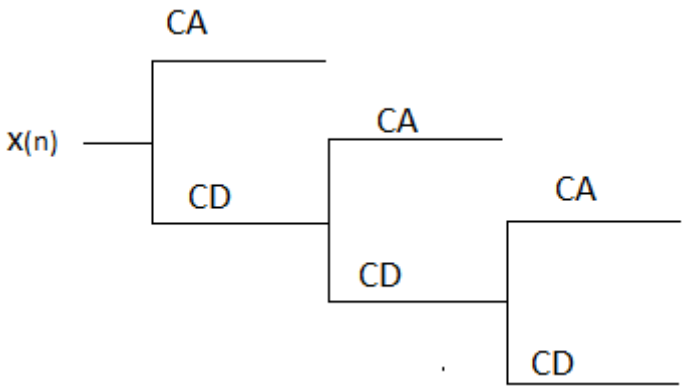


Fig. 2.3. Descomposición Wavelet.

Otro fenómeno que ocurre con el MRA es la concentración de información en los primeros componentes de la frecuencia (figura 2.4), esto debido a la división no uniforme del ancho de banda.

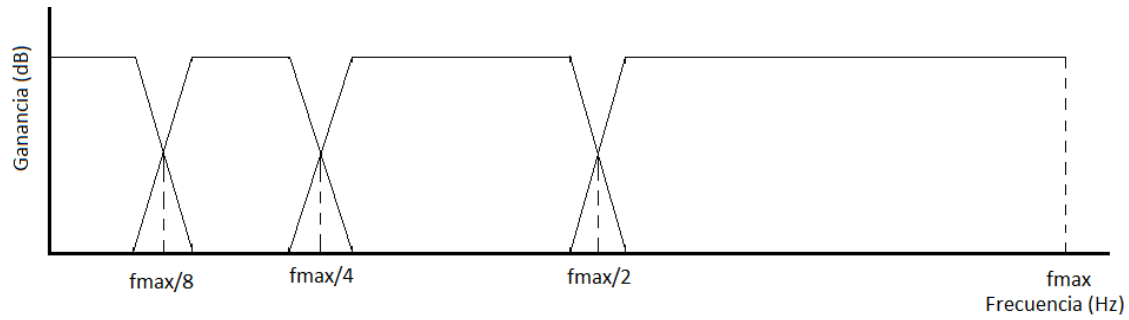


Fig.2.4 División del ancho de banda con MRA

Esta es otra razón del uso la descomposición de la señal mediante la transformada Wavelet Packet (figura. 2.5). Se puede observar que se distribuye de forma proporcional la división del ancho de banda sin concentración de información.

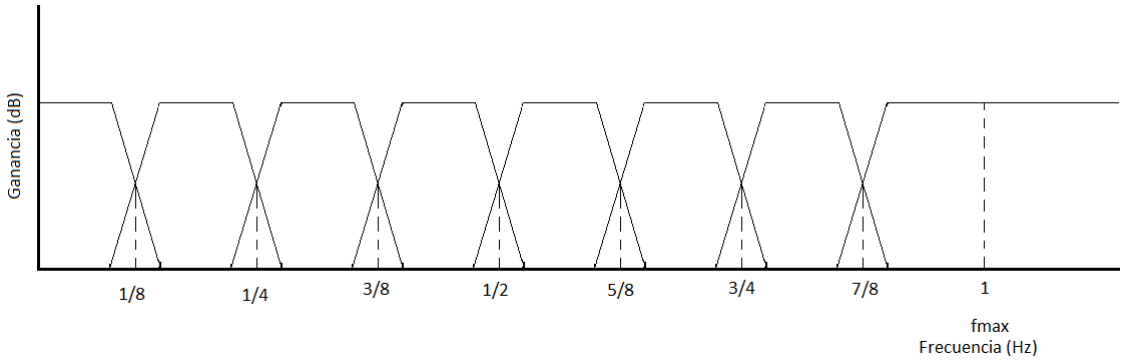


Fig.2.5 División del ancho de banda con la WPD

La cantidad de niveles de descomposición permite que a la hora de reconstruir la señal se pierda menos información. Una forma de determinar la cantidad de niveles necesarios para el tratamiento óptimo de una señal es la entropía.

El análisis multiresolución permite realizar el análisis en múltiples bandas de frecuencia y consiste en una secuencia de sub espacios cerrados $\boldsymbol{V_i}$ en $\boldsymbol{L^2R}$.

$$\ldots c\, \boldsymbol{V_2} \subset \boldsymbol{V_1} \subset \boldsymbol{V_0} \subset \boldsymbol{V_{-1}} \subset \boldsymbol{V_{-2}} \subset \ldots . \subset \boldsymbol{L^2R} \qquad \textbf{(15)}$$

Cuando se incrementa la resolución con $\boldsymbol{i\ tendiendo\ a} -\infty$ la función aproximada debe converger a la función original. Es decir

$$\overline{\cup_i \boldsymbol{V_i}} = \boldsymbol{L^2R} \qquad \textbf{(16)}$$

Si por el contrario cuando la resolución se decrementa con $\boldsymbol{i\ tendiendo\ a} +\infty$

$$\bigcap_{\boldsymbol{i}} \boldsymbol{V_i} = \{\boldsymbol{0}\} \qquad (\textbf{17})$$

Con $\boldsymbol{i} \in \boldsymbol{Z}$

Las aproximaciones tienen menos información y convergen a cero.

2.4 Transformada Wavelet WPD

La transformada WPD (Transformada Wavelet Packet Decomposition) es una variación de la transformada Wavelet discreta. Mientras que en la WTD los coeficientes de detalle no se descomponen (figura 2.6),

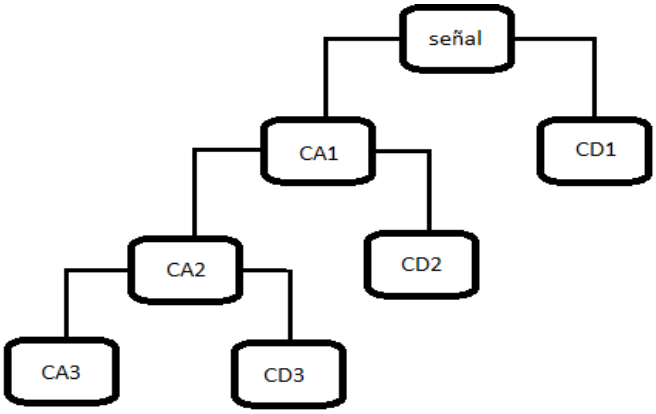


Figura 2.6. Descomposiciones WTD, donde CA son los coeficientes de aproximación y CD son los coeficientes de detalle.

En el caso de la WPD la descomposición se realiza por niveles tanto para coeficientes de aproximación como de detalle (figura 2.7).

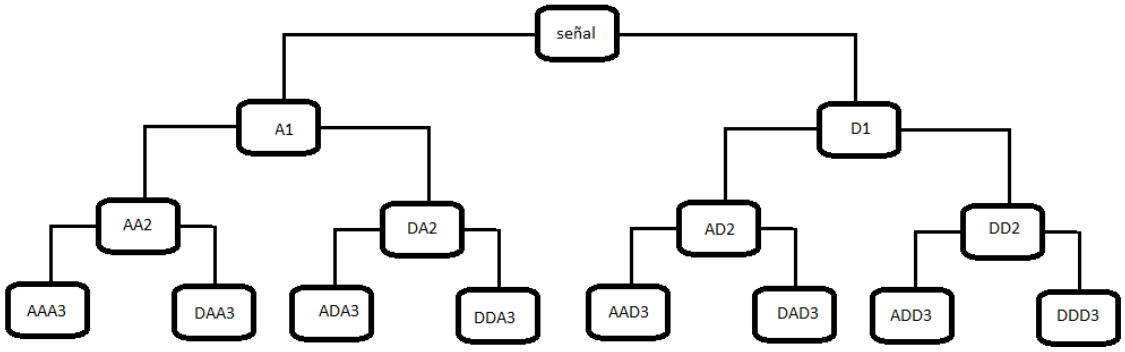


Figura 2.7. Descomposiciones WPD, se observa la descomposición por nivel tanto de coeficientes de aproximación como de detalle.

Este tipo de descomposición tiene la desventaja de aumentar la carga computacional debido al aumento de datos por redundancia. Para aliviar este problema se han implementado algoritmos como el del mejor árbol (Best Tree) [24, 25]. Este algoritmo emplea la función de entropía para seleccionar las ramificaciones de la descomposición que representan la información de interés de una mejor manera. Pero a cambio se tiene mejoras en la rata de compresión, lo cual es la finalidad en los sistemas de trasmisión.

2.5 Selección de la transformada

La selección de la transformada juega un papel importante el análisis y procesamiento de las señales [8]. Para llevar a cabo esta labor normalmente se realiza la comparación visual

de la señal a tratar con una serie de transformadas. Otra manera de realizar esta tarea es llevando a cabo un análisis de correlación entre la señal y la transformada. En este trabajo se propone la comparación teniendo en cuenta la dispersión de la potencia de la señal producida por los momentos de desvanecimiento, de acuerdo a la cantidad de niveles de descomposición.

2.5.1 Parámetros para la selección de una Transformada Wavelet

Existen tres requisitos que debe llenar toda transformada Wavelet [26], a saber un valor promedio nulo (18), su energía debe ser finita (19) y ortogonalidad para que sea admisible (20). Esto es:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(\mathbf{t})\mathbf{dt} = \mathbf{0} \qquad (\mathbf{18})$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\Psi(\mathbf{t})|^{\mathbf{2}}\,\mathbf{dt} < \infty \qquad (\mathbf{19})$$

$$\boldsymbol{C_{\Psi}} = \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{\mathbf{2\pi}}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\left|\widehat{\boldsymbol{\Psi}}(\boldsymbol{w})\right|^{\mathbf{2}}}{|\boldsymbol{w}|}\,\boldsymbol{dw} < \infty \qquad (\mathbf{20})$$

Donde $\widehat{\boldsymbol{\Psi}}(\boldsymbol{w})$ es la transformada de Fourier de $\boldsymbol{\Psi}(\boldsymbol{t})$. Esto es para la transformada Wavelet continua. Para la transformada wavelet discreta se tiene (21).

$$\boldsymbol{C(t,s)} = \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{\boldsymbol{s}}} \int_{-\infty}^{\infty} \boldsymbol{x(t)\Psi}\left[\frac{\boldsymbol{t-\tau}}{\boldsymbol{s}}\right]\boldsymbol{dt} \qquad (\mathbf{21})$$

Con $\boldsymbol{s} = \boldsymbol{a_0}^{\boldsymbol{j}}$ y $\boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{kt_0a_0}^{\boldsymbol{j}}$, en donde $\boldsymbol{j}$ es un entero positivo.

2.5.2 Características y propiedades de las wavelets

La transformada Wavelet se compone de diferentes familias y a cada familia se le asigna una transformada, que se conoce como Wavelet madre. No se puede decir que una familia es mejor que otra ya que depende de cada aplicación e incluso dentro de una aplicación, dependiendo de la señal a analizar, la adaptación puede ser diferente. En la tabla 1 se muestran las Wavelets más conocidas, con sus propiedades y características.

Tabla2.1.Principales Wavelet madre y sus características.

Propiedad	Haar	Mexican hat	Morlert	Daubechies	Symmlets	Coiflets	Gaussian	Biorthogonal	Reverse Biorthogonal	Meyer	Discrete
Orden	…..	……	…..	1,2,… 45^2	1,2,… 41^2	1,2,…5^2	1,2,… 44^2	1.1,1.3,… 6.8^2	1.1,1.3,… 6.8^2	…..	…..
Regularidad	No	Si	Si	Relativa	Relativa	Relativa	Si	Relativa	Relativa	Si	Si
Tamaño de soporte	1	[-5, 5]	[-4, 4]	2N-1	2N-1	6N-1	[-5, 5]	2Nd+1	2Nr+1	[-8, 8]	[-8, 8]
Longitud del filtro	2	……	……	2N	2N	6N	…….	……	…….	……	……
Simetría	Si	Si	Si	Si	Aproximada	Aproximada	Si	Si	Si	Si	Si
Momentos de desvanecimiento	1	……	…..	N	N	2N	……	Nr	Nd	…..	…..
Función de escala	Si	No	No	Si	Si	Si	No	Si	Si	No	Si
Wavelet continua	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible
Wavelet discreta	Posible	No posible	No posible	Posible	Posible	Posible	No posible	Posible	Posible	No posible	Posible
Expresión explicita	Si	Si	Si	No	No	No	Si	No	No	Si	Si
compresión	Imágenes [27],	_____	____	Señal ECG[28]	_____						
Eliminación de ruido	audio	_____	_____	_____	Imágenes [29]						
Reconocimiento de patrones	imágenes [27]	imágenes[30]	Señales EEG[31]	QRS[32]	_____						

En la tabla 2.1 se observa las características principales de las familias de transformadas más utilizadas.

2.5.2.1 Momentos de desvanecimiento

Los momentos de desvanecimiento de una Wavelet está relacionado con el orden de la función, así una función tiene N momentos de desvanecimiento si tiene un orden N. matemáticamente se expresa como lo muestra la ecuación 13.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t)(t)^i \, dt = 0 \qquad (22)$$

Si se cumple (22) entonces para i= 0, 1, 2,…..N-1, donde i es el iesimo momento de desvanecimiento, así existen N-1 momentos de desvanecimiento para un orden N. También la cantidad de momentos de desvanecimiento muestra o está relacionado con la selectividad de la descomposición Wavelet.

2.5.2.2 Tamaño del soporte

El tamaño del soporte se relaciona con el orden de la transformada y por lo tanto con los momentos de desvanecimiento así: el tamaño del soporte es 2N-1.

2.5.2.3 Regularidad

La regularidad lo que representa es la suavidad de la transformada wavelet, esto sirve para la reconstrucción de la señal estudiada.

2.5.2.4 Función de escala

La función de escala es una función ortonormal a la función wavelet. Si no existe una función de escala no es posible utilizar esta familia wavelet para discretizar la señal.

2.6 WAVELET Y SUS APLICACIONES.

Unos de los campos de aplicación de la transformada wavelet es el de la identificación y clasificación de características de las señales biomédicas. En [33] se muestra un clasificador de características de señales EMG (electro miografía). En él se hace uso de WDT para la extracción de características y posterior clasificación y reconstrucción de la señal a partir de un árbol de decisión que aplica también máquinas de aprendizaje. En [34] se utiliza como clasificador de señales EEG (electroencefalograma) y en [35] se muestra la aplicación de la transformada WDT para la detección de epilepsia mediante el análisis de las señales los cambios de las señales EEG combinado con la aplicación de teoría del caos y redes neuronales. También se observa la aplicación de la transformada wavelet en el estudio y compresión de ecocardiogramas[36]. Por otra parte se realizan aplicaciones de señales en campos como el análisis de la vibración en estructuras inteligentes en ingeniería civil[37], análisis de las emisiones acústicas[38] para estudios de seguridad, análisis de predicción de velocidad de transmisión de datos acompañados con el uso de redes neuronales para optimización[39], clasificación de tonos musicales para la estimulación cerebral y el estudio del EEG[40], para análisis de variabilidad en frecuencias bajas y la tendencias en las series temporales relacionadas con estudios climáticos[41]. Otro campo de aplicación tiene que ver con el análisis de transitorios en las señales eléctricas[42]. Se encuentra como aplicada como herramienta de apoyo al uso

de otros métodos basados en diferentes transformadas, cómo la transformada de Fourier y sus series parciales[43], reconstrucción de multibandas dispersas en ondas de señales débiles[43, 44]. Otro campo de aplicación tiene que ver con la extracción de características de imágenes. En general se puede decir que cuando se trate de extraer características de señales en frecuencia y tiempo, la transformada wavelet es una herramienta que permite un estudio detallado de imágenes o señales.

2.7. UMBRALIZACIÒN

El ECG está compuesto de picos y valles denotados por P-QRS-T y la onda U. El pico P se asocia con la activación de la aurícula, el complejo QRS y la onda T con la repolarización ventricular y la despolarización respectivamente. Las señales de ECG fetales están en el rango de milivoltios (mV) y su frecuencia esta O.05-180Hz y la mayoría de la información útil está contenida en el intervalo de O.5-45Hz. La forma de onda de ECG estándar para un ciclo cardíaco se muestra en la Figura. 2.8. El corazón genera un campo eléctrico fuerte y por lo tanto el electrocardiograma (ECG) se puede medir casi todas partes en el cuerpo humano.

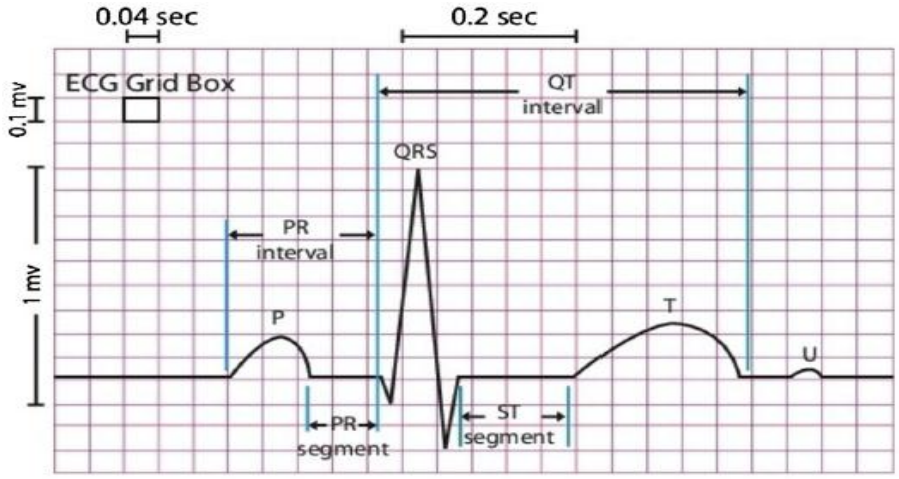


Fig. 2.8. Forma de onda del electrocardiograma [6]

En la mayoría de los métodos de eliminación de ruido la señal a tratar se descompone en coeficientes de onda mediante la aplicación de la transformada wavelet discreta. Después de fijar el umbral, se seleccionan los coeficientes wavelet significativos y la señal de ECG libre de ruido se reconstruye. La eliminación de ruido mediante Wavelet tiene una amplia gama de aplicaciones en el procesamiento de señales, así como otros campos. Entre otras están la minería de datos, la señal médica / de análisis de imagen (ECG, CT, etc.), análisis de imágenes de radioastronomía etc.

Las señales ECG pueden ser contaminadas por tipos de ruido. Los de más afectan son:

Interferencias por la línea eléctrica

Ruido EMG

Ruido por Línea Base

Ruido blanco

Ruido por instrumentación

Con el propósito de reducir el ruido en las señales se deben eliminar algunos componentes; un método para realizar este proceso es la aplicación de umbralización, que consiste en fijar un nivel o valor para seleccionar los coeficientes de detalle que se tendrán en cuenta y eliminar los restantes; existen dos tipos más comunes de umbralización, umbralización dura y umbralización suave (figura 2.9).

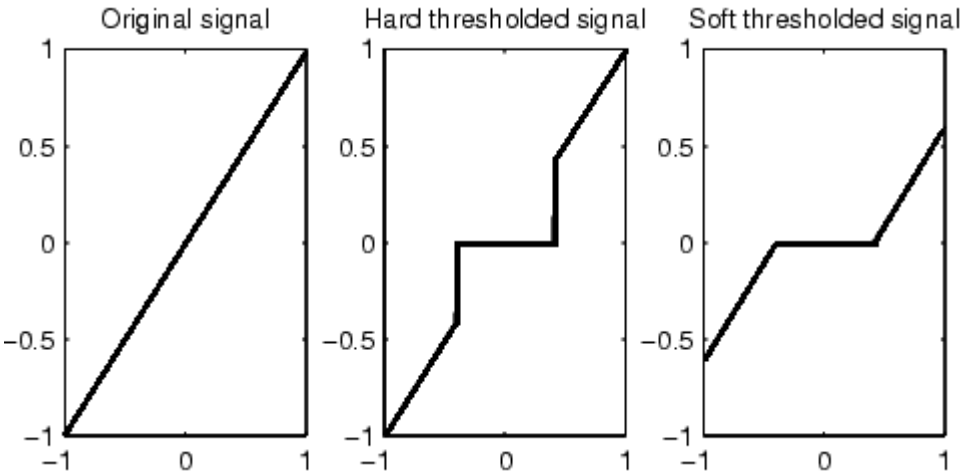


Fig. 2.9. Umbralización Dura (Hard) y umbralización suave (Soft)

Umbralización dura: como se muestra en (23) consiste en fijar a cero el valor de los coeficientes que estén por debajo del valor que se fijó, es decir.

$$s(x) = \begin{cases} \mathrm{s(x)}, |\mathrm{x}| > \delta \\ \mathrm{o} \quad , |\mathrm{x}| \leq \delta \end{cases} \qquad \textbf{(23)}$$

Donde $\mathbf{s}(\mathbf{x})$ es la función a analizar y $\boldsymbol{\delta}$ es el umbral propuesto.

Umbralización suave: como se muestra en (24) es una extensión de la umbralización dura; en este caso no se eliminan los valores por debajo del umbral pero se fijan a un valor determinado.

$$\mathbf{s}(\mathbf{x}) = \begin{cases} \mathbf{sing}(\mathbf{x})(|\mathbf{x}| - \boldsymbol{\lambda}), |\mathbf{x}| > \boldsymbol{\delta} \\ \mathbf{o} \qquad\qquad\qquad , |\mathbf{x}| \leq \boldsymbol{\delta} \end{cases} \quad (\mathbf{24})$$

Tanto la umbralización dura como la suave tienen ventajas y desventajas; la umbralización dura aunque produce mejor rendimiento con respecto a error cuadrático medio produce discontinuidades cerca los valores de umbral, lo que la hace muy sensible a cambios[45]. Por otro lado la umbralización suave tiene el problema que con el propósito de suavizado se presentan sesgos muy grandes, lo que se refleja en un mayor error cuadrático medio.

2.7.1. Selección del Umbral

Para elegir el valor del umbral se tiene en cuenta cuatro tipos que son:

Umbral universal: como se muestra en (25) en este valor del umbral se fija de acuerdo a la cantidad de coeficientes de detalle.

$$\boldsymbol{\delta = \sigma\sqrt{2\log(n)}} \qquad (25)$$

Donde n es la longitud de muestreo de la señal con ruido y $\boldsymbol{\sigma}$ es la desviación estándar del ruido. Que se calcula como (26):

$$\boldsymbol{\sigma = \frac{media|c|}{0.6745}} \qquad (26)$$

Donde c es la cantidad de coeficientes de detalle.

Estimador de riesgo no sesgado de Stein (SURE): este criterio depende no solo de la estimación de la varianza del ruido $\boldsymbol{\sigma^2}$ sino también de la señal a analizar puesta en la entrada. Este estimador desarrolla un valor de umbral de manera asintótica lo que propone un valor máximo y un valor mínimo en un punto dado.

$$\boldsymbol{\delta = \sqrt{nV(k_{min})}} \qquad (27)$$

Donde $\mathbf{nV(k)}$ es el vector de coeficientes elevados al cuadrado organizados en orden ascendente. Se escoge el $\mathbf{k_{min}}$ para minimizar el riesgo del vector de riesgo dado por:

$$\mathbf{R(k)} = \frac{\mathbf{n - 2k + \sum_{j=1}^{k} nV(j) + (n-k)nV(n-k)}}{\mathbf{n}} \quad (28)$$

Estimador SURE heurístico: se selecciona el menor valor de los umbrales estimados por los criterios anteriores. Este umbral tiene la desventaja de retener más ruido.

Minimax: este criterio está basado en la regla Minimax aplicada a una serie de datos y definida por:

$$\boldsymbol{\delta = 0,3936 + 0,1829 \left(\log(n) / \log 2\right)} \quad (29)$$

La estimación del error cuadrático medio mostrado en (30) permite la evaluación de los diferentes tipos de umbral.

$$\mathbf{MSE(x, \hat{x}) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n} (x[i] - \hat{x}[i])^2} \quad (30)$$

2.7.2 Redes neuronales y su aplicación en selección de umbral.

Una red neural artificial (ANN) busca describir e imitar el funcionamiento de aprendizaje del cerebro humano[46-48]. Para esto se establece un modelo matemático el cual puede ser modelado e implementado mediante software y hardware. La red Adaptable Linear Element (Adaline) fue propuesta por Widrow y Hoff y la principal diferencia con el tipo Perceptrón es su función de activación es lineal, lo que permite que la salida tenga valores arbitrarios, diferentes de 0 o 1, como es el caso del perceptrón. Lo que se busca es aproximar la función a una expresión lineal, para esto se vale de la regla de aprendizaje WH, también conocida como Least Mean Square (LMS) o mínimos cuadrados, esta regla pertenece al tipo de aprendizaje supervisado. En la figura 2.10 se muestra un esquema de este tipo de red.

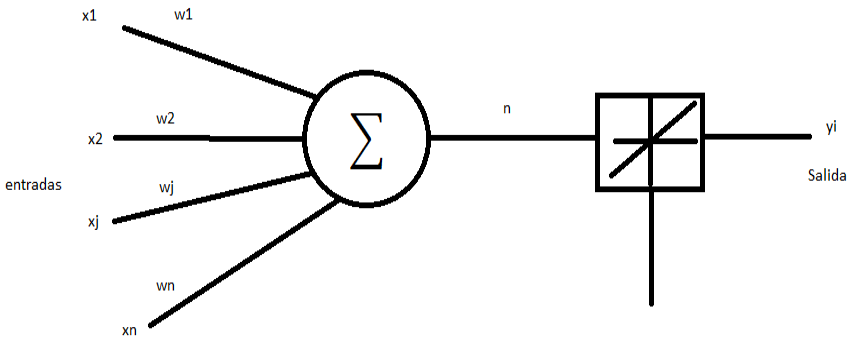


Fig. 2.10 Arquitectura de red neuronal

Lo primero que se debe hacer es definir el conjunto de muestras de entrenamiento: [x1, t1], [x2, t2], …[xn, tn] (xn es vector de entrada, tn son las respectivas salidas deseadas de

acuerdo a cada entrada). Para cada vector de entrada, la red calcula el vector de salida, y luego calcula los errores entre vector de salida y el vector de salida de destino correspondiente. Los errores se utilizan para ajustar los pesos de la red y de umbral. Por lo tanto, los errores disminuyen gradualmente. El modelo matemático se establece de la siguiente manera:

A partir de las entradas y salidas la red se aproxima a una función f(x), en donde como se muestra en la ecuación 31 la salida y está dada por la sumatoria del producto de las entradas por los respectivos pesos asignados a cada entrada.

$$\boldsymbol{y = w_0 + \sum_{j=1}^{n} x_j w_j} \qquad (\mathbf{31})$$

En donde $\mathbf{w_j}$ son los pesos asignados a cada entrada $\mathbf{x_j}$

En [49] se propone el uso de una red neuronal en combinación con la transformada wavelet packet en la detección de patrones en EEG (electroencefalograma) para la eliminación de objetos ruidoso en las señales de frecuencias menores a 1Hz. Como resultado se observa que se tiene una eliminación de ruido con una pérdida baja de datos. En [47] se muestra la ventaja del uso de las ANN (redes neuronales) sobre las máquinas de soporte vectorial como clasificadores debido a su menor tiempo de ejecución. En [50] se propone el uso de ANN multicapas y ML (machine learning) para la detección de cambios en la presión arterial. Según [51] uno de los problemas que presenta para la clasificación de patrones en las señales ECG está en la diferencia entre paciente y paciente, por lo que allí se propone el uso de clasificadores específicos para cada paciente, pero esto genera dificultades ya que se tendría que diseñar e implementar el sistema de seguimiento para cada caso; para solucionar este problema se propone el uso de convoluciones para la selección y clasificación de las características de las señales. En [52] se propone el uso de un percepton multicapa para la detección de arritmias cardiacas, mediante el reconocimiento de patrones en la señal ECG.

2.7.3. Comparación de métodos de umbralización

Como se puede observar en la tabla comparativa 2.2, en [53] se presenta la aplicación de los tipos antes expuestos para a reducción de ruido en un grupo de señales ECG con un mejor resultado para el umbralización dura y umbral universal. En [54] se propone un método combinado con (Mathematical Morphology Operation) MMO que permite filtrar ruido con frecuencias iguales a la señal original. En [55] propone el uso de la transformada wavelet Bior 3.5 que en comparación con otras familias de transformadas ofrece una relación señal a ruido de 34,5. En [56] se propone el uso de un banco de filtros basado en la función coseno que ofrece un bajo consumo computacional pero su rendimiento es comparativamente menor. Por otra parte en [57, 58] se propone la combinación de DTW y transformada Hilbert, para la selección de la wavelet, mediante una comparación con la envolvente, con la desventaja de alto costo computacional. En [59] se propone un método basado en la comparación de las pendientes de los umbrales, pero estos umbrales son seleccionados empíricamente.

Tabla 2.2 . Resultados comparativos de diferentes métodos de reducción de ruido que incluyen análisis de CR con las herramientas utilizadas en el proceso**.**

Autor	Fetal	Umbralizaciòn	Transformada	Método	CR	SNR	MSE
2009[45]	No	Si	Sym6	Combinación	11,2	33,038	0,0148
2010[20] Jafrey	No	Si	Daubechies 3	Duro universal	0,68	32	0.0013
2010[54] Lihuang	No	Si	Coif 5	duro (MMO)	15,2	15,04	0,0012
2011[55] Ranjeet	No	Si	Bior 3,5	Duro	NA	34,5	0,000109
2011[56] Hernando	No	X	Banco de filtros	Duro	2,54	X	X
2011[53] Isa	No	Si	Hart	Suave	3,87	X	0,00171
2012[57] Farahabadi	No	X	Hilbert, Wavelet	Suave	5,8	X	X
2012[59]Sadhukhan	No	Si	X	Selección empírica	4,67	X	X
2013 [58] Chae	No	X	DWT	TH-DWT	3,4	X	X

En la tabla anterior se comparan los trabajos realizados, teniendo como parámetros de comparación: si el análisis implica señales fetales, en la primera columna, si se está aplicando umbralizacion, en la segunda columna, si se está aplicando una transformada u otro método, en la tercera columna, el tipo de umbral que se aplica, en cuarta columna, le valor obtenido de relación señal a ruido en quinta columna y finalmente el error cuadrático medio. Como se puede observar en la tabla 2.2 cuando se utiliza la transformada Wavelet, el rendimiento del método de umbralización depende de la selección adecuada de la familia de transformadas[20, 59], por una parte y por otro lado de la cantidad de coeficientes de detalle.

2.8. MÉTODOS DE COMPRESIÓN

Las técnicas de compresión se pueden dividir en dos grupos: compresión sin pérdidas, que permite la recuperación de la información sin pérdida de información y compresión con pérdidas, que implica la pérdida una cantidad de información. El uso de una técnica u otra depende del procesamiento de la información que se esté realizando [60]. Debido a que el objetivo de la compresión es poder utilizar la información al reconstruir las señales, se hace necesario el establecimiento de criterios que permitan evaluar la calidad de la señal reconstruida. Entre los criterios más usados están la rata de compresión CR (32) que como se ve en la ecuación consiste en comparar el tamaño de la señal comprimida con la señal original.

$$CR = \frac{L_{señal\ comprimida}}{L_{señal\ original}} \quad \textbf{(32)}$$

El porcentaje de error en la reconstrucción de la señal PDR, (33) que básicamente muestra que tanto se parece la señal reconstruida con la señal original.

$$PDR(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N}(S_n - \widetilde{S_n})^2}{\sum_{n=1}^{N} {S_n}^2}} \quad \textbf{(33)}$$

Donde S y $\tilde{S}$ son respectivamente la señal original y la señal reconstruida.

$$QS = \frac{CR}{PDR} \quad (34)$$

El factor de calidad (34) que es una comparación entre la rata de compresión CR con respecto al porcentaje de error en la reconstrucción PDR

A continuación se presentan algunos métodos de compresión conocidos:

SPIHT (Set Partitioning In Hierarchical Trees): Este algoritmo realiza la codificación basándose en la clasificación por orden de bits significativos.

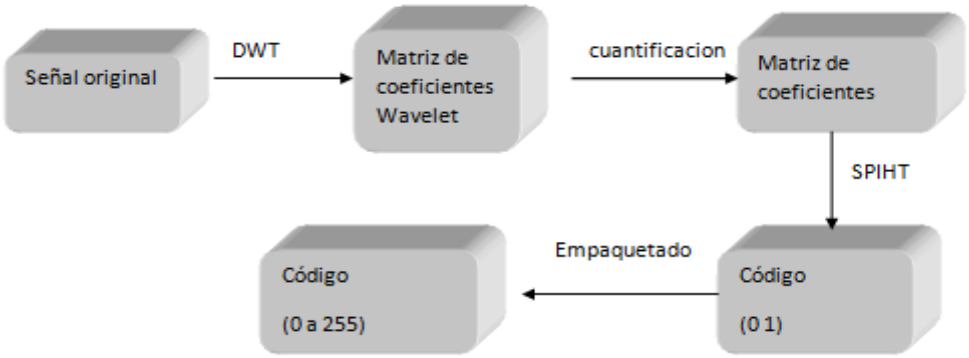


Fig. 2.11 Método de compresión SPIHT

Como se puede observar en la figura 2.11 una vez obtenidos los coeficientes Wavelet estos se convierten en enteros mediante la cuantificación. Para la codificación se emplea un mapa de significancia, que consiste en decidir si un coeficiente está dentro del umbral de estudio. El mapa de significancia se obtiene de la relación de la herencia entre los coeficientes que se observa en la figura 2.12.

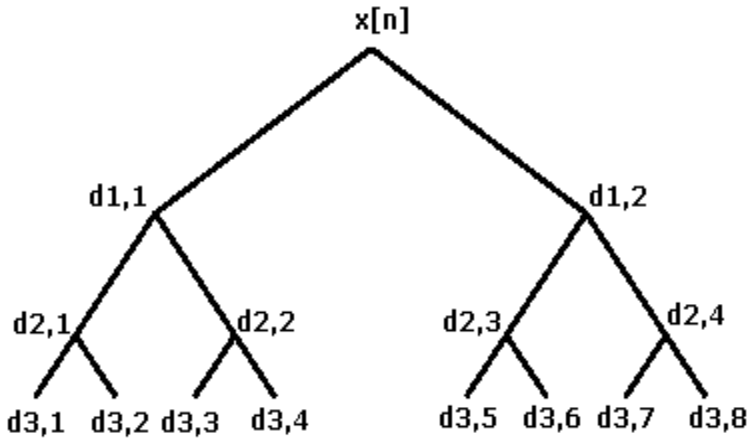


Fig. 2.12 árbol jerárquico de descomposición de coeficientes wavelet

Como resultado de la aplicación del algoritmo se produce un vector de unos y ceros que una vez codificados se empaquetan como lo muestra la figura 2.12, para su transmisión. Este algoritmo tiene como ventaja una taza de compresión alta pero con una elevada complejidad computacional, lo que lo haría de mayor consumo computacional y más difícil de implementar en tiempo real[61]. En [62, 63] se presenta la compresión de la señal ECG utilizando como herramienta de extracción la transformada discreta Wavelet WDT, específicamente coif 5 y Sym 6, y codificación de Huffman [64]obteniendo como resultado un sistema de compresión comparable con otros, se puede observar en la tabla 2.4[65].

Existen métodos basados en el análisis de probabilidad de repetición de datos. En estos métodos se hace uso de diccionarios de datos repetitivos, organizados en tablas. Uno de estos métodos es el que se usa en [66] donde se propone el uso del algoritmo de compresión LZW, que consiste en la predicción de la aparición de valores en la señal[67] con base en esto reemplaza cadenas de caracteres con códigos que son introducidos en una tabla que va guardando los códigos asignados y cuando una palabra o valor u ocurrencia se repite y se encuentra dentro de la tabla, la salida de la tabla es introducida en la nueva palabra encontrada, reasignándole así un nuevo valor, lo que permite que las cadenas repetitivas vayan siendo más cortas, reduciendo así las pérdidas de información.

Otros métodos están basados en la aplicación de transformadas. Estos métodos son generalmente clasificados como métodos de compresión con pérdidas. En [68], propone un algoritmo basado en el uso de una red neuronal Wavelet para comprimir la señal ECG, este algoritmo logra como se muestra en la tabla 2.3, una convergencia rápida, con una CR mayor y un PDR menor.

En [69] se presenta un método de compresión basado en la transformada Wavelet que hace uso de la definición de una máscara selectiva que permite un mayor grado de exactitud en algunas regiones de la señal reduciendo el ruido y por ende logrando una alta tasa de compresión y un porcentaje de errores de reconstrucción bajo. Este método está basado en el funcionamiento de la fóvea [70], que varía el número de células hacia la periferia para optimizar el proceso visual.

Tabla2.3.PDR comparativos de diferentes familias wavelet con compresión fija 4:1[71]

Wavelet	Haar	DB4	Sym4	bior1.3	rbio1.5	Coif2	[5] rboi3.7	[6] rboi3.7
ECG1	0.0143	0.0111	0.0166	0.0209	0.0269	0.0176	-	0.03
ECG2	0.0157	0.0111	0.0109	0.0193	0.0221	0.0119	-	0.03
ECG3	0.0163	0.0145	0.0147	0.0213	0.0223	0.0180	-	0.04
ECG4	0.0239	0.0163	0.0145	0.0318	0.0353	0.0157	-	0.03
ECG5	0.0260	0.0146	0.0150	0.0288	0.0307	0.0172	-	0.03
ECG6	0.0269	0.,0149	0.0132	0.0314	0.0301	0.0150	-	0.06
ECG7	0.0247	0.0143	0.0151	0.0351	0.0351	0.0161	-	0.04
ECG8	0.0682	0.0360	0.0302	0.0858	0.0773	0.0337	-	0.10
ECG9	0.0542	0.0466	0.0439	0.0583	0.0639	0.0500	-	0.12
ECG10	0.0377	0.0212	0.0189	0.0587	0.0490	0.0224	-	0.04
mean	0.0308	0.0201	0.0193	0.0391	0.0393	0.0218	0.03	0

En la tabla 2.3 se hace una comparación manteniendo una rata de compresión fija de 4:1. En este escenario se observan las diferencias de PDR entre familias wavelet. En este caso se mantiene la rata de compresión baja el porcentaje de error PDR también es bajo.

El uso de un método de compresión sobre otro depende del grado de compresión de la señal que se requiera[72]. Por esto el establecimiento de un protocolo para transmisión a nivel médico, con el fin de clasificar las señales de acuerdo a su nivel de complejidad para su compresión y posterior almacenamiento, ayudaría a consultar estas señales lo más pronto posible.

Por otra parte el estudio comparativo de los métodos de compresión [58, 73] muestra que la búsqueda de la simplicidad en el codificador permite menor complejidad en la compresión, medida en el consumo de memoria para el proceso y el tiempo de respuesta, pero que se debe tener cuidado cuando se trata de señales de bajo nivel y embebidas en ambientes ruidosos, producidos por el movimiento del feto, las contracciones uterinas y los producidos por los propios electrodos sobre la piel, como es el caso de las señales ECG fetales [74]. En [75] se presentan diferentes tipos de umbralización en presencia de ruido no blanco llegando a la conclusión de la umbralización flexible y umbral por cada nivel presenta la menor rata de error.

Tabla2.4.Resultados comparativos de diferentes métodos de compresión con las herramientas utilizadas en el proceso.

Autor	Perdida	fetal	Preprocesamiento	Umbralización	Cuantización	Codificación	CR%	PRD%
Jarisch 1980[76]	Con	Si	Filtro Kalman	X	X	X	x	X
Mukhopadhyay 2013[77]	Con	No	T Hilbert	X	X	X	7,18	0,023
ZhiLin 2013[73]	Con	Si	X	X	X	Bayesian learning	x	X
Jin Wang 2010[78]	Con	No	Wavelet	X	X	Neural network	7,6	2,74
Ebrajimzadeh 2011[79]	Con	No	Wavelet	X	Tres niveles de cuantización	Huffman	13,92	0,97
Arvinti 2011[80]	Con	No	Banco de filtros DWT	X	X	X	7,79	X
Honteng 2011[81]	Con	No	Wave atom	X	Dos niveles de cuantización	Huffman	10,45	0,997
Jayashree 2011[82]	Con	No	X	X	DWT	PDLZW	8,68	0,14
hernando 2011[56]	Con	No	DWT	X	N-PR CMFB	X	0,58	X
Seong 2012[83]	Con	No	DWT	X	X	X	5,5	5,33
Zhicheng Li 2015 [71]	Con	No	Wavelet	X	X	Compressed Sensing	4	
Chandan Kumar Jha 2016[84]	Con	No	Filtro Savitzky-Golay	X	Wavelet	Run Length Encoding	44	0,36
Chandan Kumar Jha 2015[23]	Con	No	Filtro pasa banda y pasa alto	X	Wavelet	X	90,23	0,34
B. Arvinti 2014[85]	Sin	No	X	X	Daubichies 18	Daubichies 18	14,98	X
Motinath 2016[60]	Sin	No	Savizky	X	Wavelet	WDT(db1-40)	15,2	0,23
Wang 2016[28]	Sin	No	X	X	Wavelet	Db1-16	14	0,97

En la tabla 2.4 se muestra un resumen de comparativo de trabajos que implican compresión de señales ECG y las herramientas utilizadas en cada caso también se puede observar que los trabajos de compresión de señales con pérdidas tienen un mayor CR que los de señales sin perdidas y que existen algunos trabajos que usan compresión sin perdidas aplicando transformaciones a las señales. Como se puede observar la mayoría de los artículos hacen referencia a la compresión de señales ECG de personas adultas, mientras que solo dos hacen referencia a señales ECG fetales.

De acuerdo a lo visto en la tabla 2.4, y en [78] se presentan una comparación entre un algoritmo que usa en su pre procesamiento transformada wavelet y uno que además utiliza en la codificación una red neuronal. En [73] se presenta el uso de un algoritmo que utiliza un codificador bayesiano de auto aprendizaje. En [79] se presenta un algoritmo que utiliza para la detección wavelet y tres niveles de cuantización y en [81] se propone un algoritmo utilizando una transformación wave atom y dos niveles de cuantización y codificación Hufman en los dos casos anteriores. En [82] se presenta en un algoritmo basado en el mismo principio de [67] en una tabla. En [56] se presenta un algoritmo que en la cuantización usa un banco de filtros basado en una aproximación de la función coseno. En [83] se presenta un algoritmo basado en la comparación de plantillas. En [84]se presenta un algoritmo con una CR de 44 y PDR 0,36% pero con pérdidas. De lo visto en parte de esta revisión se observa que en él los algoritmos que muestran diferentes niveles de cuantización el porcentaje de CR es mayor y el porcentaje de PRD aunque no es el más bajo, se mantiene bajo. Por lo que la propuesta está en un algoritmo que maneje un umbralizador por cada nivel por cada coeficiente de detalle de la transformada Wavelet utilizada, utilizando umbralización universal y ajustando el valor de n de acuerdo a cálculo del error cuadrático medio.

De todo lo visto hasta el momento muestra que la etapa de umbralización juega un papel importante dentro del esquema de compresión de una señal, para la selección de las frecuencias, datos o coeficientes, según sea el caso de la herramienta que se aplique a las señales y que existen diferentes formas de realizar este proceso[86].en el caso de las que usan transformaciones la mayoría basadas en el uso de la transformada wavelet discreta pero con diferentes familias. Un criterio de selección son las características de conservación de la energía que posee la familia escogida, algo que cambia según la aplicación; lo que muestra que la selección adecuada es un problema. Una vez se selecciona la familia otro factor importante es el método de umbralizaciòn (dura, suave, combinación u otro); lo que está ligado a la selección del umbral; como las señales están contaminadas con ruido blanco gaussiano, el umbral no es el mismo para toda la señal ya que esto podría eliminar valores importantes de la señal. En la búsqueda de un una umbralización por el método que hace uso de la transformada wavelet discreta se han planteado diferentes funciones de umbralización o de cálculo del umbral. En todos los casos se observa que parte de estos cálculos se realizan de manera manual, debido a que la selección de uno o algunos de los parámetros de estas funciones son seleccionados por el usuario. Uno de ellos es el nivel de descomposición. Como se muestra en [45] una línea de trabajos se basa en el estudio presentado por Donoho y Johnston [87] en 1995 sobre umbralización dura y suave. Otros han planteado modificaciones a estas funciones como [45, 88]. Con respecto al nivel de descomposición en [55] se plantea un método para la selección de este valor mediante la estrategia Brige-Massart.

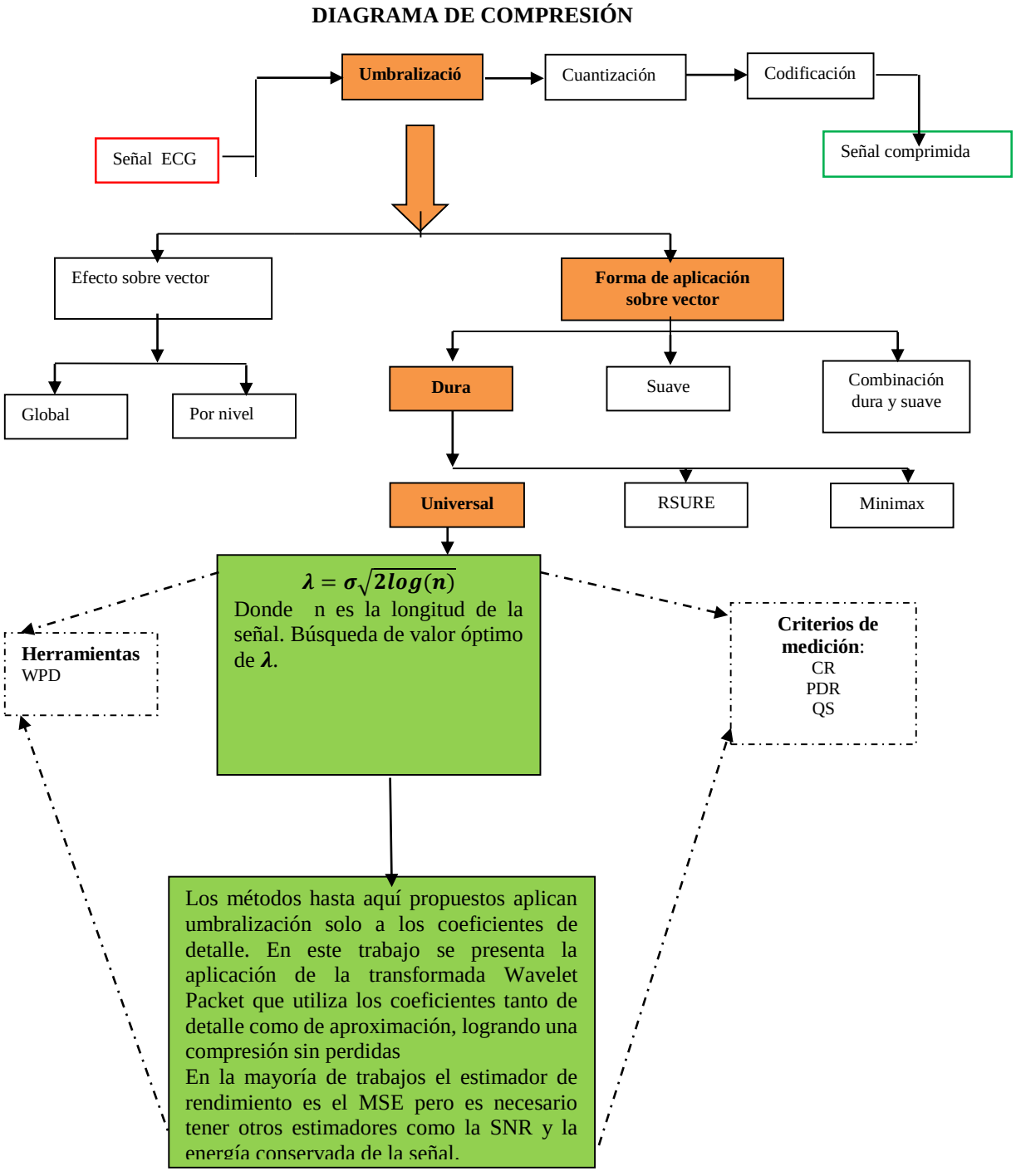


Fig. 2.13 Diagrama de revisión sobre compresión

En la figura 2.13 se observa los pasos que se deben dar para llevar a cabo la compresión de las señales ECG y muestra los aspectos que se tienen en cuenta para la selección del método de acuerdo a la revisión bibliográfica.

2.8. CODIFICACION

El ahorro de tiempo de proceso y espacio de almacenamiento juega un papel importante en la recepción y trasmisión de información. Se debe garantizar que la señal reconstruida sea lo más parecida posible a la original; con este objetivo se diseñan e implementan codificadores que permiten identificar cada uno de los datos a analizar. Existen diferentes métodos o algoritmos de codificación. A continuación se mencionan algunos de ellos y sus características.

La codificación de Huffman: es un método propuesto por David Huffman. Este es un método de longitud variable[28, 89] que asigna códigos binarios lo más cortos posibles a aquellos símbolos que ocurren con mayor frecuencia en los datos. Los símbolos con poca frecuencia tendrán asignado códigos binarios de longitud más grande. Cuando el número de bits asignado a cada carácter es proporcional al logaritmo de la probabilidad de mismo, se tiene el óptimo desempeño del algoritmo.[89]

El algoritmo de Huffman construye un árbol binario mediante el cual, asigna los códigos a los símbolos de entrada. Se realiza una primera pasada sobre los datos a comprimirse para obtener las estadísticas de los símbolos. Los símbolos son ordenados en una lista de acuerdo a su probabilidad. Esta lista ordenada de símbolos serán los nodos iniciales para la construcción del árbol.

Una manera de mejorar el desempeño de la codificación de Huffman es realizar el proceso de manera adaptativa. Este método consiste en realizar dos muestreos sobre los datos. En la primera se obtienen las estadísticas de los símbolos y en la segunda se realiza la compresión. Esto mejora el desempeño en cantidad de datos pero hace más lento el algoritmo, por lo que no se prefiere en aplicaciones en tiempo real.

Codificación aritmética: este método requiere por lo menos una multiplicación por cada símbolo de entrada. Esto hace que sea un método muy lento, pero tiene una buena relación de compresión, esto lo hace un método no atractivo para aplicaciones en tiempo real. La compresión aritmética también se basa en las probabilidades de ocurrencia de los mensajes emitidos en la fuente de información. Una variante de este método es el método mediante Prediction by Partian Matching (PPM)[90]. Este algoritmo emplea un codificador aritmético para asignar códigos a los símbolos. Este algoritmo tiene el mejor rendimiento en lo relacionado con la rata de compresión pero exige una gran cantidad de memoria, lo que lo hace difícil de implementar.

Existen otros métodos basados en diccionarios. Uno de ellos es el LZ77 (Abraham Lempel, Jacob Ziv y 1977) [91] este algoritmo es de tipo diccionario y funciona a base de comparaciones entre lo que se ha escrito anteriormente y lo que encuentra en el buffer. Cuando se halla una coincidencia (también llamada frase o conjunto de bytes que ya han sido vistos en el archivo de entrada) en lugar de escribir dichos bytes se escribe el desplazamiento o tamaño de la repetición: dónde está y su longitud LZ78 es una variante del LZ77 que incluye en el buffer inicialmente un byte 0 de forma que reduce la primera comparación y el tiempo de búsqueda.

2.9. DETECCION Y ANALISIS DE SEGMENTO ST

El electrocardiograma es una herramienta por excelencia para el diagnóstico de enfermedades. El segmento ST aporta información sobre el tiempo que hay entre desde la contracción ventricular hasta el inicio de la repolarización; y por tanto la onda T mostrara la repolarización de los ventrículos. Las desviaciones del segmento ST [92] y los cambios en los niveles de voltaje en la onda T es muestra de problemas en la repolarización del circuito cardiaco y en el caso de las señales fetales puede ser muestra de hipoxia fetal. De la misma manera en el caso de los adultos se sabe que cambios en la polarización de la onda T es señal de presencia de radicales libres en la sangre (fig. 2.13). Esto muestra que el análisis del segmento ST y de la Onda T sirve como herramienta de diagnóstico de patologías relacionadas con sus medidas. Por otra parte la mayoría de trabajos están enfocados en la detección de estas componentes de la señal electrocardiográfica de adultos y no en neonatos o fetos; esto debido a su bajo nivel de potencia y baja frecuencia.

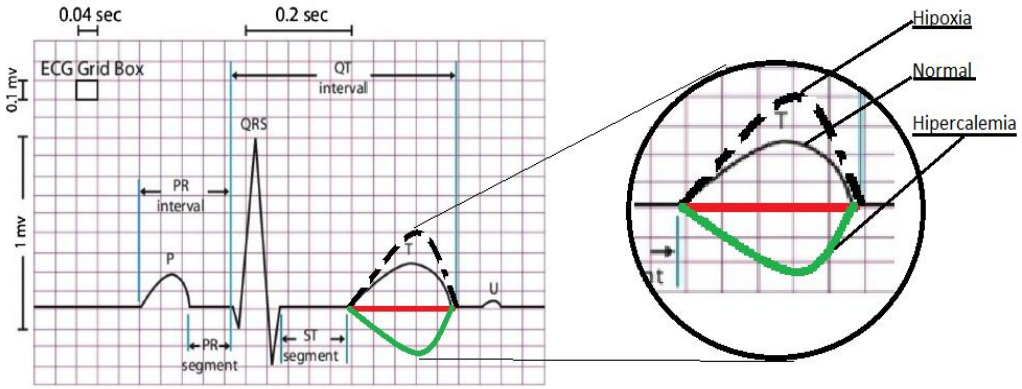


Fig. 2.14. Segmento ST y efectos de cambios

Como se observa en la figura 2.14 las variaciones en la forma de onda sirve como herramienta de diagnóstico de falta de oxígeno (hipoxia), exeso de potasio en la sangre (hipercalemia).
En [93] y en [94] se muestra como método de detección el uso de cancelación del ECG materno mediante análisis de componentes principales. Otra forma de hacer el estudio del nivel de oxígeno en la sangre es la pulsioximetria pero esta también es invasiva ya que se coloca un electrodo en el cuero cabelludo del feto, en el trabajo intraparto. En [95] se da uso al método STAN que consiste en seguimiento continuo del estado de salud por electrocardiograma pero es un método invasivo.

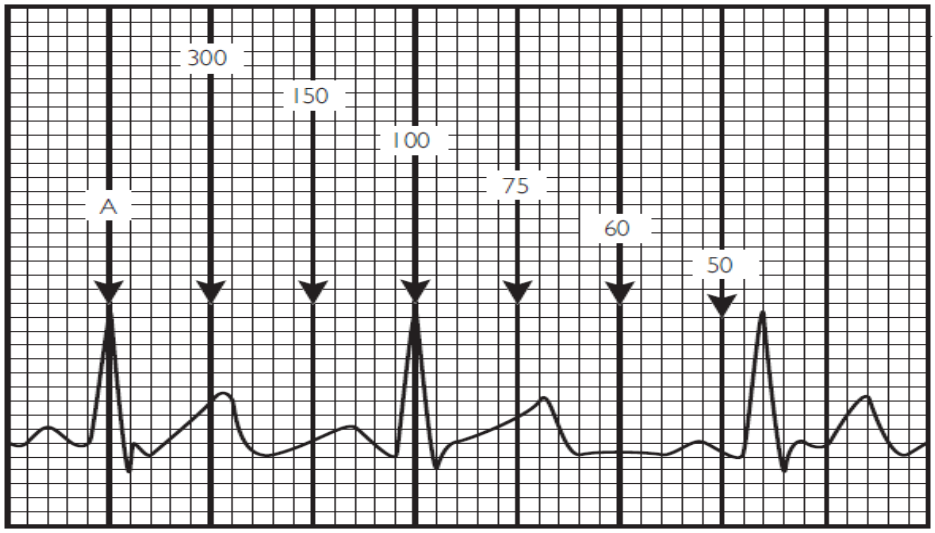


Fig. 2.15. Frecuencia cardiaca

En la figura 2.15 se muestra la forma como se deben referencias los picos que componen al complejo QRS a fin de realizar una lectura visual correcta del electrocardiograma[96]. Se toma como referencia el pico más alto de la señal que coincida con una línea gruesa del papel milimetrado y se establece este punto como referencia. Según en donde se sitúe el siguiente pico elevado de voltaje ahí se estimara la frecuencia cardiaca, en el caso de la figura 2.14 está en 100 lpm (latidos por minuto).

Tabla 2.5. Valores normales de frecuencia cardiaca y media [97]

Edad	Rango y media (Hz)
Neo nato	95-150 (120)
1-2 meses	121-179 (149)
3-5 meses	106-186 (141)
6-11 meses	109-169 (134)
1-2 años	89-151 (119)
3-4 años	73-137 (108)
5-7 años	65-133 (100)
8-11 años	62-130 (91)
12-15 años	60-119 (85)

La tabla 2.5 muestra valores de referencia para la frecuencia cardiaca de los niños.

Como se muestra en [95] las formas de las ondas también se ven afectadas de acuerdo a la derivación que se utilice.

Bloqueo incompleto de rama derecha.
En V1 el complejo QRS es normal
R < 15 mm en menores de un año y < 10 mm en mayores de 1 año.

Bloqueo completo de rama derecha.
Desviación del eje QRS a la derecha.
Duración de complejo QRS > a normal.
En I, V5 y V6 S se presenta ancha y aplastada.
R aplastada en V2.

Capítulo 3
(Metodología)

El examen de las señales cardiacas del feto es una herramienta que usa el obstetra para la vigilancia del comportamiento del ritmo cardiaco, el cual está relacionado con el bienestar del no nacido [9]. Este tipo de pruebas se realizan a partir de la semana 28 de embarazo. Entre los métodos para el monitoreo del ritmo cardiaco está el DOPPLER pero su uso se cuestiona debido a que el ecocardiograma o DOPPLER es demasiado sensible a los movimientos de feto, lo que afecta las lecturas obtenidas[98], también se observa la perdida de señal continua en el uso de este método[99]. Por esto se plantea el uso de electrodos[1, 100] (figura 1.1), ECGF (Electrocardiograma Fetal), para la detección del rimo cardiaco fetal, para lo cual antes debe separarse las señales materna y fetal y con el propósito de que se pueda monitorear la salud del feto de una forma continua se propone la compresión de la señal para su envío por diferentes medios de comunicación.

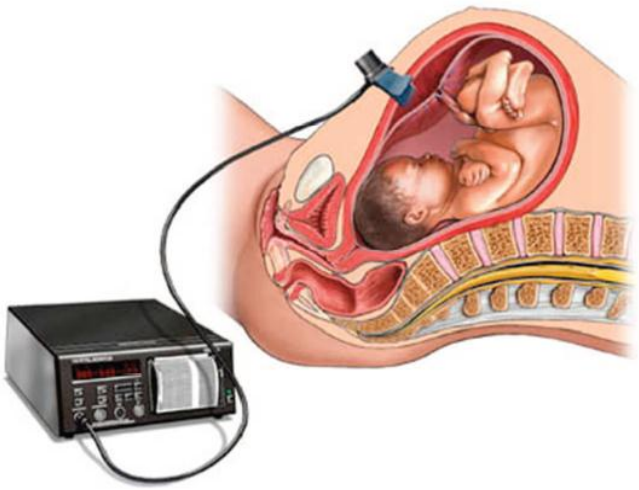


Fig. 3.1 Conexión de electrocardiógrafo [100]

A continuación se describen las tareas que se deben seguir para cumplir con los objetivos planteados.

Para la implementación de un método de selección automática de la Wavelet madre. En esta etapa se lleva a cabo la recolección de señales biológicas aportadas por MIT-BIH que contiene registros compuestos por un archivo de cabecera, un archivo de señal y un archivo de notaciones.

Como criterio de selección de la transformada Wavelet Madre se tiene el grado de dispersión de las transformadas aplicadas a los registros en anchos de banda. Esta comparación tiene en cuenta la función de escala y la cantidad de momentos de desvanecimiento de la transformada.

El concepto de desvanecimiento está relacionado con que tanto se parece la trasformada a la señal original o en otras palabras este parámetro indica que tanto mapea la trasformada aplicada a la señal estudiada. En ese orden de ideas la cantidad de momentos de desvanecimiento indica el orden de la trasformada y el iesimo momento se calcula como:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) t^n \, dt = 0 \; siendo \; n = 0,1,\ldots,N-1 \qquad (\mathbf{35})$$

El orden más alto que puede tener la trasformada $\Psi(t)$ es N.

Estos registros se componen de señales ECG maternas y fetales mezcladas, por lo que deben ser separadas ya que el principal insumo serán las señales ECG fetales. Para su separación se aplica el método de separación ciega de fuentes. Este método consiste en separar dos señales asumiéndolas como señales mezcladas sin conocer la distancia de separación entre las fuentes y los sensores. Algo parecido a lo que sucede cuando en un ambiente lleno de diferentes fuentes se puede distinguir y separar un determinado sonido sin conocer la ubicación de la fuente.

En la implementación de método de umbralización se usa como clasificador de las características de las señales ECGF la red neuronal tipo Perceptrón. Una vez seleccionado el método de umbralización se procede a implementar la red neuronal y entrenarla para la selección automática de dicho umbral. Mediante este método, se fijaran los umbrales de energía de la señal a fin de descartar el ruido en la señal, tratando de que la información que se recolecte sea confiable.

Compresión de la señal ECG fetal. Para llevar comprimir la señal se debe cuantificar la señal Mediante el uso de la transformada wavelet discreta se detectaran picos R de la señal ECG fetal. En esta etapa se realizara la recolección y adecuación de las señales cardiacas (ECG) que servirán de insumo para la compresión. La codificación se realiza mediante un codificador Huffman. Se escoge este tipo de codificador debido a que este algoritmo presenta un mejor desempeño en tiempo de ejecución aunque la razón de compresión no se tan alta como en la codificación aritmética.

Cuantificación. En esta etapa se asignan los niveles Mediante el uso de la una red neuronal se fijaran los umbrales de energía de la señal a fin de descartar el ruido en la señal, tratando de que la información que se recolecte sea confiable.

Fase de identificación de segmento ST y su relación con la variación de la frecuencia cardiaca.

En esta etapa se busca detectar las componentes del segmento ST y se procede a establecer relaciones entre esta medida y la variación de la frecuencia cardiaca que muestran posibles cambios que probablemente evidencien hipoxia.

Fase de análisis de resultados.

Se debe realizar un análisis detallado, que consiste en cuantificar, el grado acierto en la detección y la capacidad de clasificación, compresión y detección de segmento ST, para establecer con ello parte de la fundamentación teórica del proyecto, y así poder observar si se logra cumplir con el alcance de los objetivos propuestos, así como las posibles dificultades que no lo permitan.

Habiendo realizado el análisis de la información, considerando en ello su pertinencia dentro de la fundamentación teórica y evaluación de los resultados se procede con el establecimiento del método, esto implica la definición de las diferentes condiciones bajo las cuales el método que se derive tenga validez.

La validación se realiza a partir de la comparación de las señales reconstruidas con el grupo de señales que se tiene y para establecer en grado de error en la reconstrucción y el grado de compresión de las señales. Las señales que se utilizan para la investigación están presentes en las bases de datos de señales biológicas de Physionet.

El electrocardiograma (ECG) permite la medición de la tensión que activa los músculos cardiacos. El análisis de esta señal sirve para el diagnóstico médico ya que cambios en la frecuencia o morfología de la señal pueden ser el síntoma de anormalidades en el funcionamiento del corazón. Además, es importante que se lleve el seguimiento de ECG a fin de diagnosticar el estado de paciente de forma continua. Es importante anotar que este diagnóstico continuo arroja una gran cantidad de información presente en archivos de tamaño considerable. En consecuencia, se requieren medios con una alta capacidad de almacenamiento. Para resolver este problema, hay muchas investigaciones de la compresión de datos de ECG. El objetivo es reducir el tamaño de los datos almacenados y/o trasmitidos. Este capítulo atiende las que son las tareas que permiten realizar este proceso así como la detección y análisis del segmento ST.

3.1. PREPROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES ECG

Debido a la naturaleza de las señales electrocardiográficas fetales, abdominales y torácicas, tomadas de la madre, es común encontrar contaminación ruidosa, asociada a la respiración del paciente a los movimientos uterinos, a los movimientos del feto y a los aparatos eléctricos y red eléctrica, entre otras causas, por esto se debe realizar la preparación de las señales. En el caso de las señales utilizadas en este trabajo se encontró que el ruido proveniente de los aparatos y redes eléctricas es mínimo ya que se obtienen de la base de datos MIHT-DATA BASE, pero está presente el ruido de línea de base. Para la eliminación del ruido eléctrico, se procede a la aplicación de la transformada wavelet discreta, pero teniendo en cuenta que se debe seleccionar la wavelet madre más apropiada, es decir que tenga la menor dispersión posible, comparada con la señal a filtrar a fin de reducir la perdida de información. Una vez extraídos los coeficientes, se aplica umbralización, en este caso se aplicó umbralización dura en búsqueda de no desechar

información que pueda ser valiosa. El siguiente paso consiste en aplicar la transformada wavelet discreta inversa para la reconstrucción de la señal. En el caso de la línea de base se aplica un filtro de media móvil.

Después de filtrar las señales se deben extraer los latidos que son de interés, para esto se tiene en cuenta el archivo de anotaciones que acompaña a cada registro ECG, en la base de datos.

3.1.1. NORMALIZACION DE LÍNEA DE BASE

Las características de baja frecuencia de la línea de base hacen difícil su eliminación sin afectar el segmento ST. Por esto, las técnicas que se basan en el tratamiento desde el punto de vista del espectro, alteran inevitablemente el segmento ST. Para hacer frente a este problema es necesario separar los componentes de ruido y de ECG de referencia que contribuyen a la del segmento ST en un dominio que no es el dominio de la frecuencia. Con este propósito, se tiene en cuenta la variación cuadrática, que no está directamente relacionada con el dominio de la frecuencia. Esta medida nos permite discriminar entre los componentes de ruido y basales del ECG presentes en el segmento ST.

Para un vector $x = [x_1, x_2, \dots . . x_n]^T \in R^n$, La variación cuadrática se define como:

$$[x] = \sum_{k=1}^{n-1} (x_k - x_{k+1})^2 \qquad (\mathbf{36})$$

Con $\tilde{z}$=denotado como el vector que corresponde con una señal ECG, que está afectada por una fluctuación lenta debida a la línea de base.

Teniendo en cuenta la matriz D como:

$$D = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & . & . & 0 \\ 0 & 1 & -1 & . & . & . \\ . & . & . & . & . & . \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 1 & -1 \end{bmatrix} \qquad (\mathbf{37})$$

La variación cuadrática de x también se expresa como $\|Dx\|^2$, la cual define un índice constante de la variabilidad. En este trabajo se tiene en cuenta para la eliminación del ruido (figura 3.2) de base ya que en vectores afectados por el ruido aditivo, como es el caso de las señales FECG, este índice no disminuye y es una función creciente de las varianzas del ruido.

En las figuras 3.2 y 3.3 se observa la señal contaminada con ruido de base y descompuesta de acuerdo a 4 niveles de descomposición.

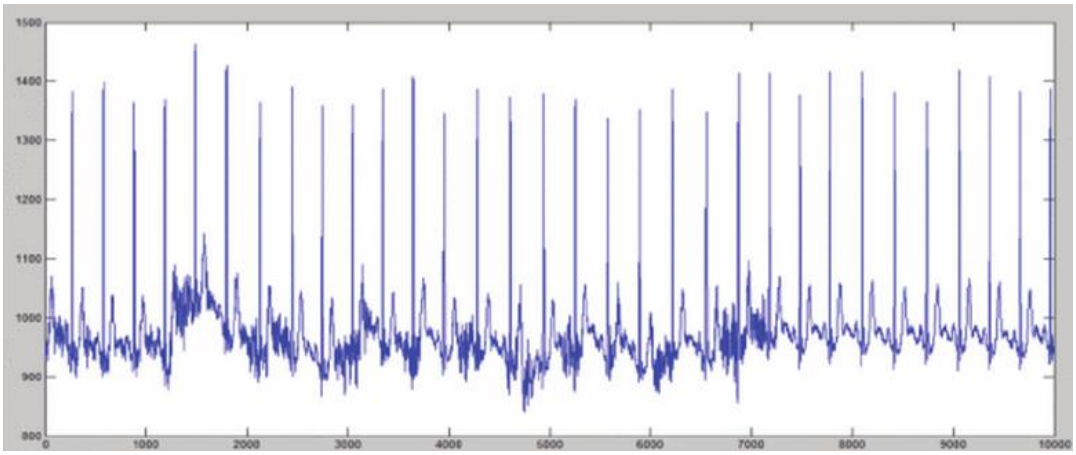


Fig. 3.2. Diagrama de señal con ruido.

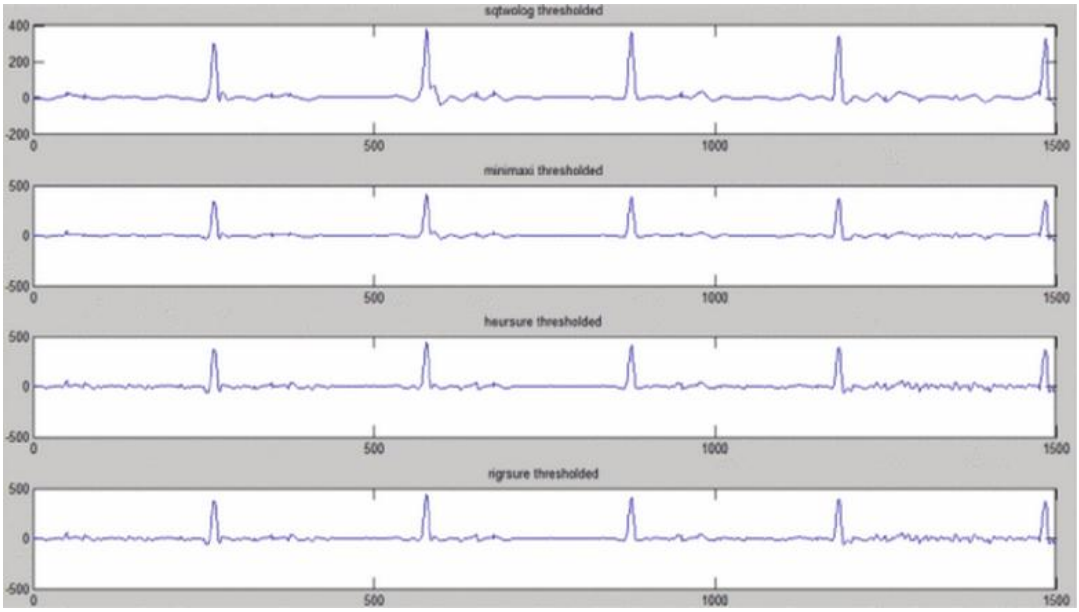


Fig. 3.3. Diagrama de la señal de acuerdo a 4 umbrales diferentes.

La aplicación de las propiedades de la variación cuadrática permite por sustracción eliminar la señal residual sin línea de base.

3.1.2. SEPARACIÓN DE SEÑALES.

La mayoría sino todos los sistemas en la naturaleza son del tipo no lineal, por lo que los métodos de descomposición no lineales son comunes. En estos los registros de uno o varios canales se descomponen usando funciones de base adecuados. Los métodos de descomposición lineales limitan el rendimiento de la descomposición cuando las señales son no lineales o son mezcla de señal y de ruido. Un método de separación de las señales y de eliminación de ruido está en la aplicación de filtros no lineales o adaptativos (figura 3.4), como el filtro Kalman extendido.

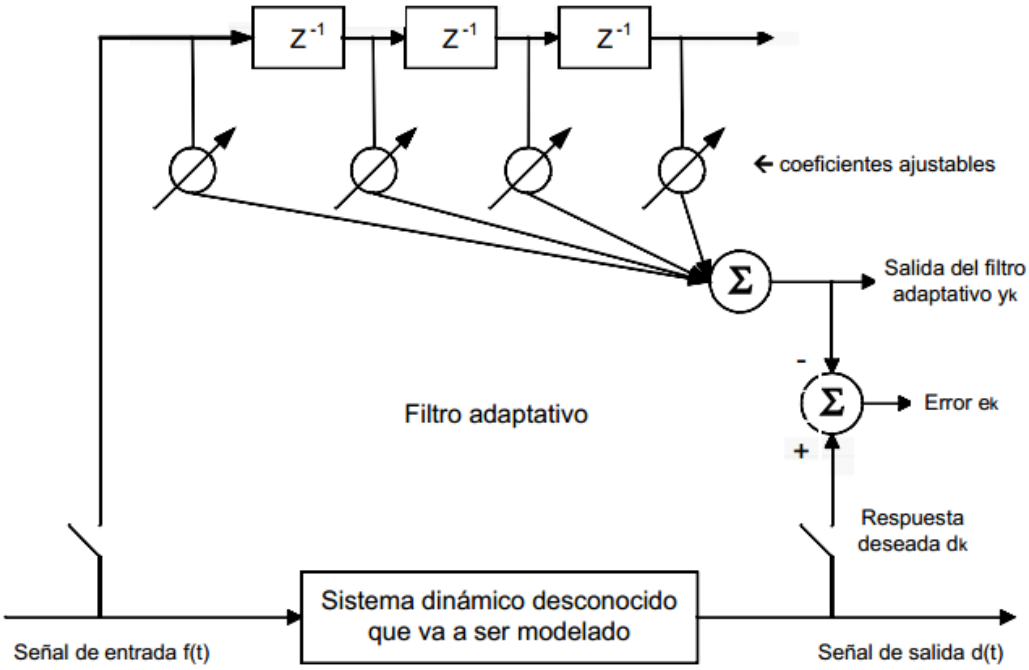


Fig. 3.4. Diagrama de filtrado adaptativo.

En los métodos de separación ciega de fuentes, se asume generalmente que las señales y ruidos se mezclan de una manera estacionaria y lineal. Sin embargo, FECG y otras interferencias y ruidos no siempre son linealmente separables y estacionarios.

El objetivo de EKF (Filtro Kalman Extendido) es estimar el estado de un proceso controlado de tiempo discreto.
En caso de una mezcla de MECG y uno FECG, el ECG dominante es el MECG pero están presentes otros ruidos como el ruido gaussiano. Después de restar el ECG dominante de la señal original, el segundo paso es la extracción de FECG de la señal residual. Este procedimiento se conoce como secuencial EKF o EKS (seq-EKF o SEQ-EKS). En esta extracción recursiva, durante la primera etapa, el ECG concurrente (es decir, FECG) y el ruido adicional son modelados por ruidos gaussianos. De hecho, aunque esta suposición puede ser aceptable cuando no hay artefactos fuertes que interfieren con el ECG, ya no es preciso cuando otros artefactos de ECG son considerables ya que el ruido no se distribuye normalmente. Además, los ECG mezclados pueden confundirse con ECG dominante cuando sus ondas (especialmente complejos QRS) se superponen totalmente en el tiempo. Mientras los residuos se calculan, las imprecisiones resultantes, que son generadas por los pasos anteriores de la extracción de ECG, se propagarán a los próximos pasos.

3.2. METODO DE COMPRESION

El proceso de compresión se lleva a cabo como muestra el siguiente esquema (fig. 3.5).

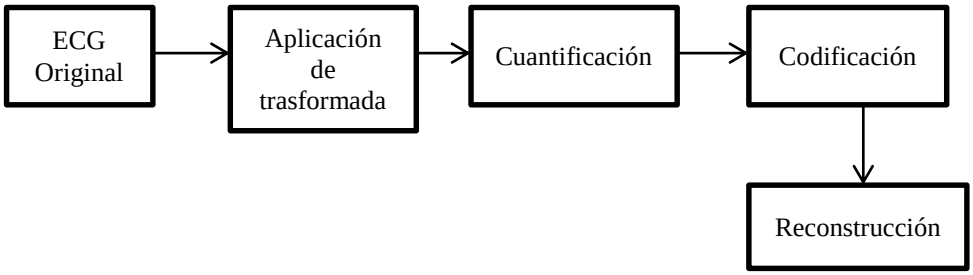


Fig. 3.5. Diagrama de compresión.

Para llevar a cabo este proceso primero se capturaron señales fetales de la base de datos de www.Physionet.org.com. Este es un banco de señales biológicas reales tomadas a pacientes. Una vez almacenadas se aplica la transformada Wavelet. Para esto se selecciona la trasformada de acuerdo a las condiciones de suavidad de la señal y el número de momentos nulos de la wavelet. Una vez se aplica la trasformada se debe cuantificar, lo que implica la selección de un umbral para la selección y aplicación de los niveles. Finalmente se codifica. En resumen para la compresión se siguen los siguientes pasos:

Transformación: se realiza la transformación de las 50 señales a un nivel de 6, esto pensando en que entre más alto es el nivel de descomposición mayor cantidad de coeficientes y por ende mayor cantidad de datos con lo que la relación de compresión será menor. Se selecciona un nivel de 6 ya que se observa en los diferentes ensayos que después de este valor la relación de compresión y el error en la reconstrucción no sufren mayores cambios.

Cuantizacion: el almacenamiento de los valores de la señal transformada se debe limitar en longitud y cantidad para su almacenamiento. Para esto primero se realiza un proceso de umbralizacion basado en la cantidad de energía conservada en la señal comprimida.

Codificación: que consiste en dar una cantidad mínima de bits para los símbolos que se repiten con mayor frecuencia. Esto se hace mediante codificación Huffman.

3.2.1 METODO DE SELECCIÓN DE LA TRANSFORMADA WAVELET MADRE

El electrocardiograma permite grabar las corrientes eléctricas del corazón y es útil para el diagnóstico de enfermedades cardíacas. Los métodos basados en la transformada Wavelet presentan buen desempeño como herramienta en el análisis de las medidas de frecuencias y potenciales del ECG. En esta sección se muestra la comparación de diferentes transformada wavelet y la técnica para la selección de

transformada wavelet madre a fin de aprovechar al máximo esta poderosa herramienta para el análisis de la señal de ECG.

Para entender el método de selección de la transformada Wavelet madre, que se aplica en este trabajo se debe ver a la wavelets como filtros.

Mediante el uso del teorema de Parseval se puede ver la respuesta en frecuencia de las Wavelets, y el efecto de su aplicación en el ancho de banda del filtrado.

Como ejemplo considere la respuesta en frecuencia que se muestra en las figuras 3.6 y 3.7. Donde se compara la energía en la señal con respecto a la frecuencia. En este caso específico se observa que el orden de la señal afecta los niveles de energía que presenta la misma, esto corroborando el hecho de que la selección de una transformada afecta los resultados.

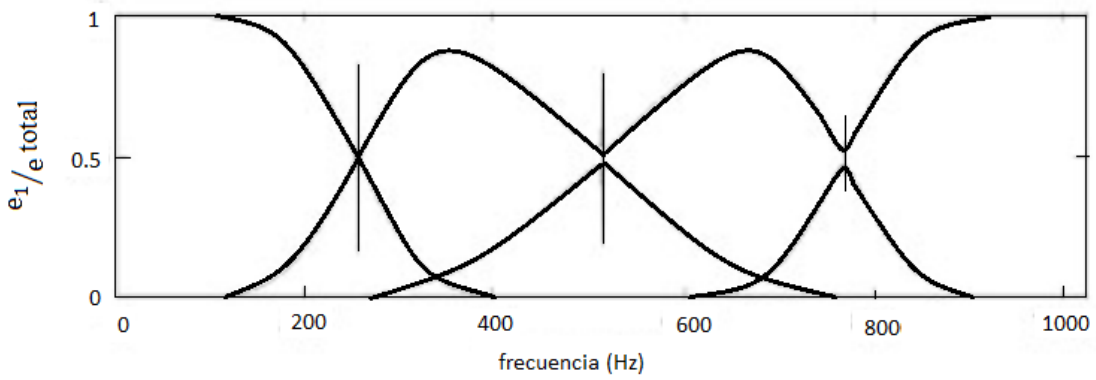


Figura 3.6. Respuesta en frecuencia de la db4

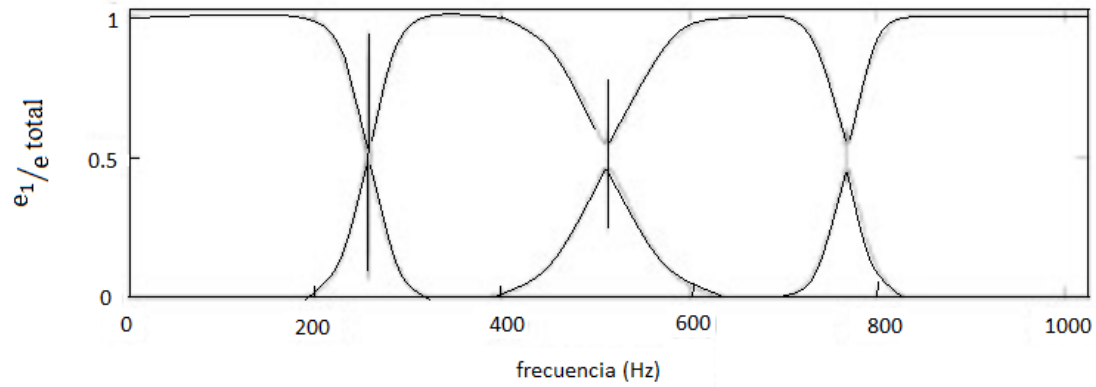


Figura 3.7. Respuesta en frecuencia de la db20

En las figuras 3.6 y 3.7 se puede observar que el orden de las transformadas wavelet influye en la dispersión de las señales. En este caso se tiene en cuenta esta característica para realizar la selección de la Wavelet madre tomando como parámetro el orden de la transformada y midiendo la energía que se conserva.

Teniendo en cuenta las características y propiedades expuestas en la sección 2.1.3.1 el algoritmo para la selección de la transformada madre se puede observar el la figura 3.8. Inicialmente se selecciona una transformada y se define un ancho de banda. Una vez aplicada la transformación se procede a verificar si la señal mantiene el ancho de

banda definido, si es así se calcula la energía del ancho de banda, la energía total y la energía de dispersión. Si no se cumple la condición se cambia la wavelet y el nivel de descomposición y se realiza nuevamente la prueba.

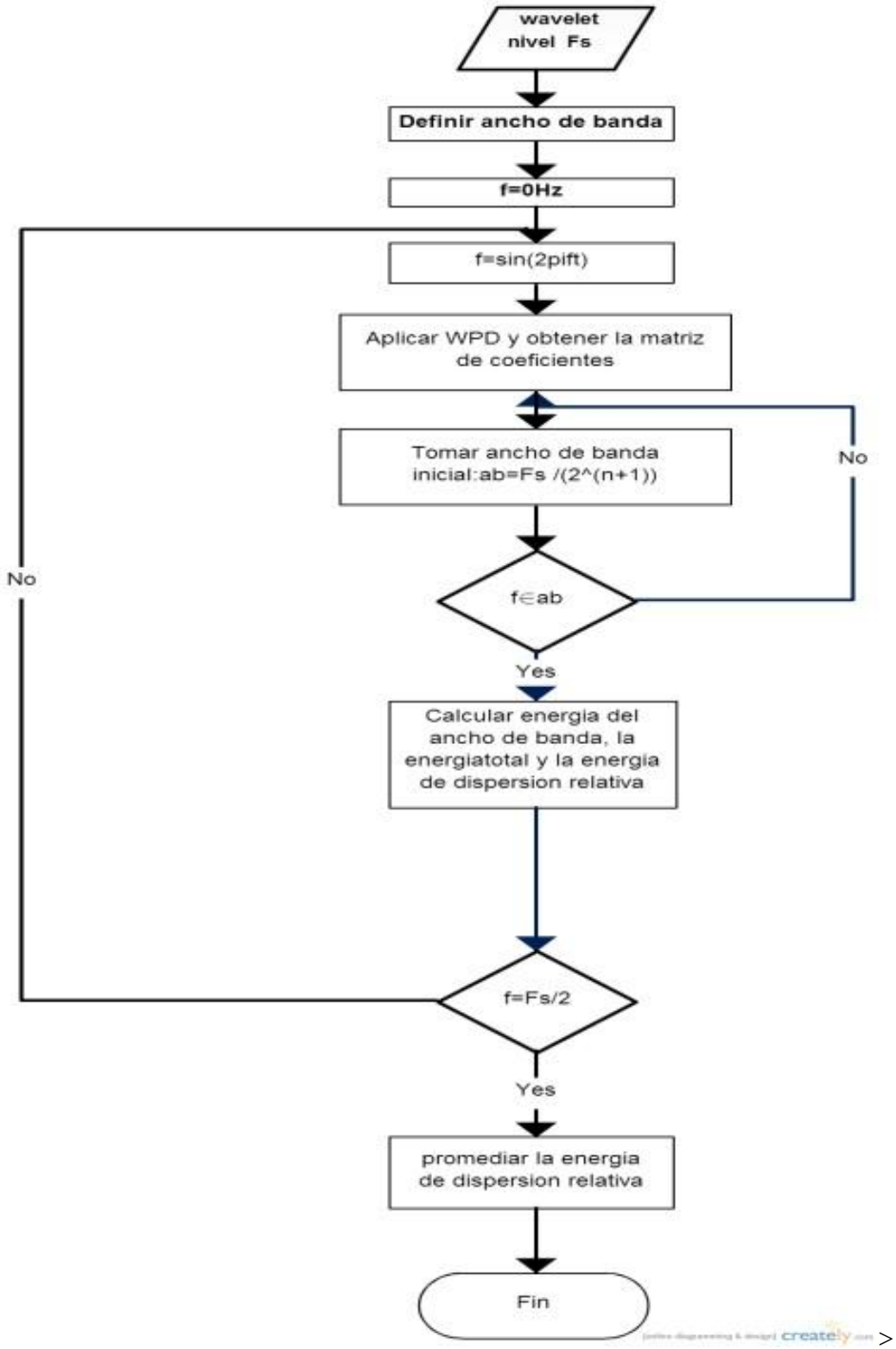


Fig. 3.8. Diagrama de algoritmo de selección de la transformada Wavelet mediante análisis de dispersión y momentos de desvanecimiento.

Como se puede observar en la figura 3.8 para seleccionar la transformada se tiene en cuenta el nivel de energía debido a los momentos de desvanecimiento producidos en la descomposición de la señal mediante DWT.

En este trabajo, el algoritmo de codificación incluye la creación de una plantilla de la señal de ECG (diccionario), para luego realizar la comparación de esta plantilla con la codificación de Huffman, como se muestra en la Figura 3.9. Como muestra la figura, la correlación que existe entre los latidos del corazón y la señal de ECG puede ser considerada como el resultado de la superposición de múltiples latidos, contenidos en la plantilla del corazón, y una pequeña señal aleatoria, de acuerdo con la característica de la señal ECG. En este trabajo se propone un algoritmo de compresión basado en la longitud variable del conjunto de plantillas clasificadas. Como muestra el diagrama de bloques de algoritmo, se extraen las plantillas de longitud variable, seguidamente, se buscan los conjuntos de plantillas que coincide con la forma de onda FECG, y como resultado de la comparación se obtiene el error residual debido a la superposición entre la señal de FECG y la plantilla que corresponde, finalmente comprime la señal resultante (de error residual) por medio de codificación de Huffman.

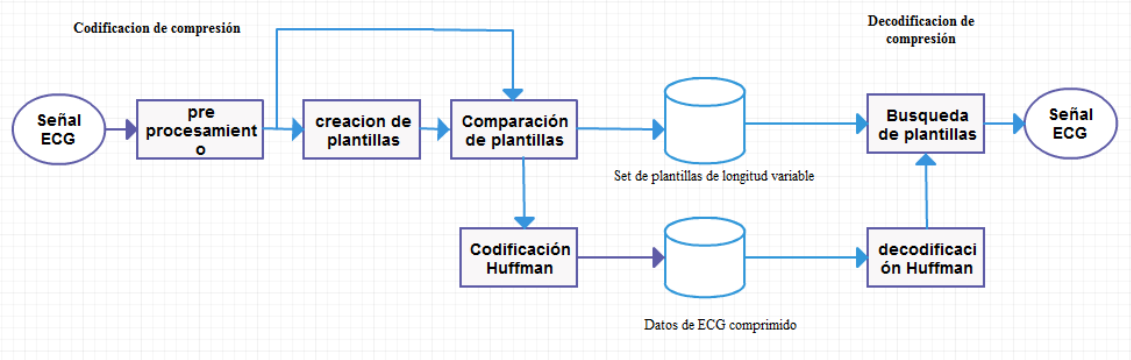


Fig. 3.9. Diagrama de compresión.

De lo visto en la revisión bibliográfica se espera que la rata de compresión sea mayor de veinte a uno.

3.2.2 METODO DE UMBRALIZACION MULTI NIVEL.

La unbralización permite la eliminación de valores que no superen un valor conocido como umbral. Para seleccionar este valor se debe establecer un criterio. En el caso de este trabajo se está escogiendo la energía almacenada. Al ordenar de forma decreciente el valor absoluto de la trasformada de la señal f

$$y_1 \geq y_2 \ldots\ldots \geq y_N \qquad (38$$

Donde y_N son dichos valores. Ahora se calcula de manera sucesiva los cocientes.

$$\frac{y_1^2}{E(f)}, \frac{y_1^2+y_2^2}{E(f)}, \ldots\ldots \textbf{(39)}$$

El objetivo es llegar a un valor que este suficientemente cercano a 1 de modo que se pueda asegurar que se mantiene un valor muy cercano al 100% de la energía. Así al aplicar la trasformada inversa para la reconstrucción de la señal se obtendrá también un valor de energía muy cercano al 100%. En este caso se elige el valor 0,9999 y se obtiene un valor del 99,99% de energía en la señal. Así

Con k como el primer índice

$$\frac{y_1^2+y_2^2+\cdots+y_k^2}{E(f)} \qquad \textbf{(40)}$$

Entonces se toma como valor de umbral T= y_k

De modo que los valores que no superan el umbral T, son eliminados. Para esto se aplica la función de umbralización que en este caso se ha escogido como umbralización fuerte a fin de que no sean eliminados valores importantes.

$$D_f\,(x) = \begin{cases} 0 \; si \; |x| \; \leq T \\ 0 \; si \; |x| \; > T \end{cases} \qquad \textbf{(41)}$$

3.2.3 CODIFICACION

Una vez cuantificada la señal una parte de la información se anula al convertirse en ceros, los valores de los coeficientes que estén por debajo del umbral. De esta manera se comprime sin pérdida de información. Por otra parte al observar el histograma de frecuencias de la señal transformada y cuantificada teniendo en cuenta la entropía se obtiene una rata de compresión alta ya que no todos los valores de la señal transformada y cuantificada se repiten con la misma frecuencia. Así se asignan un número menor de bits a los valores que más se repiten de forma que se logra una mayor compresión.

Mediante el uso de DWT (Discrete Wavelet Transform) se utilizan filtros con diferente frecuencia de corte para el análisis de la señal a diferentes escalas. En cada nivel de descomposición se tiene un filtro paso alto asociado con coeficientes de detalle, que generalmente representan el ruido de la señal y la salida del filtro de paso bajo está asociada a coeficientes de aproximación, también llamados de aproximación dura. Seguidamente se aplica de umbral suave y duro, dependiendo del nivel de descomposición y de la información que se esté tratando. Por último se reconstruye la señal a partir de los coeficientes de onda resultantes. Por lo visto en la revisión bibliográfica, en este trabajo se propone seleccionar el umbral por cada nivel de descomposición utilizando el método de selección para umbral universal y ajustando el valor de este umbral por el cálculo del error cuadrático medio.

Los tres pasos de la umbralización aplicada a la señal ECG son:

Transformar la señal ECG al dominio wavelet para encontrar coeficientes DWT de cada nivel (sub-banda).

Aplicar umbral para obtener los coeficientes wavelet estimados para cada nivel.

Reconstruir la señal de ECG sin ruido de los coeficientes wavelet estimados por DWT inversa.

En la figura 3.9 se observa la descomposición Db2 de la señal en 5 niveles y el efecto en la señal por cada descomposición. Se puede ver como la señal se va filtrando y se eliminan componentes de la señal.

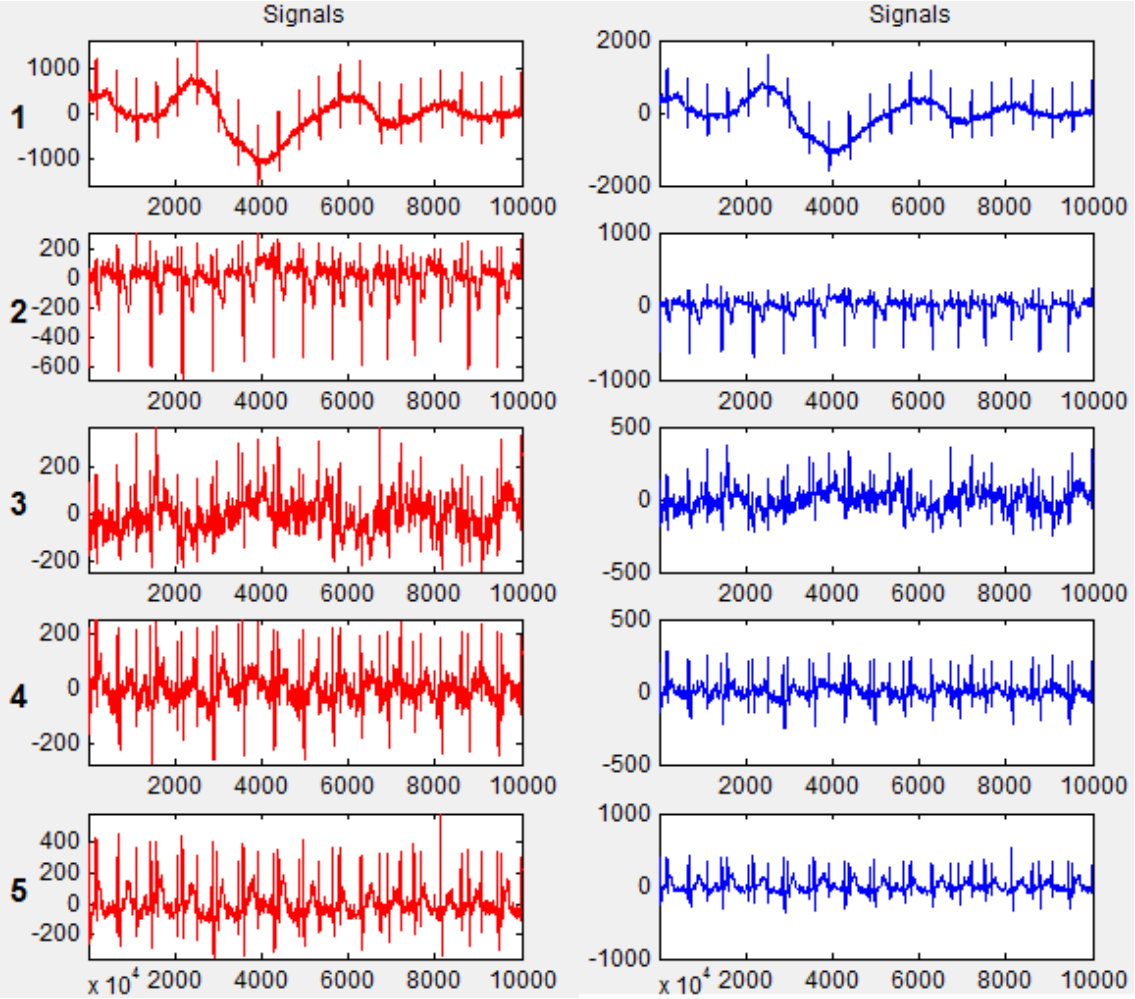


Fig. 3.10. Descomposición de señal multinivel umbralización dura.

3.3. METODO DE DETECCION DE SEGMENTO ST

La hipoxia miocárdica es causada por la falta de flujo de sangre a las células contráctiles y puede producir daños en órganos como el cerebro. La principal característica de isquemia en el nivel celular es la despolarización del potencial de membrana en reposo. Esto causa una diferencia de potencial entre el tejido normal y el isquémico. Los cambios en el segmento ST, son una indicación importante en el diagnóstico de hipoxia fetal. Las principales dificultades en la tarea de detección son la baja frecuencia y la potencia en las señales ECG fetales. En este trabajo se tienen en cuenta los niveles. En trabajos anteriores el estudio se enfoca solo en variación de la frecuencia cardiaca, mientras que en este trabajo se relaciona la variación de la frecuencia cardiaca con los cambios morfológicos del segmento ST.

Para esto se fijan umbrales para el nivel de la onda T así como para el tiempo de duración del segmento ST. Se considera normal que la onda T sea positiva en v1 antes y durante los primeros días de vida de un niño[101]. Por otra parte la onda S tiene una amplitud, para el mismo periodo de 0,85 mv en derivación V1 y 0,32mv en derivación V2.

Los valores de referencia para este propósito se encuentran en la tabla 3.1

Tabla3.1. Valores de referencia para amplitud de onda R y S

edad	RV1	SV1	RV6	SV6
<1d	1,38	0,85	0,42	0,32
1-2 d	1,41	0,91	0,45	0,3
3-6 d	1,29	0,66	0,52	0,35

El segmento ST no debe estar elevado más de 0,1mv

Para detección del segmento ST se detecta los valores máximos (Vp max) y mínimos (Vpmin) del complejo QRS. Así que en orden el Vp min esta primero que Vp max, la siguiente señal es un mínimo relativo fijado por el umbral de acuerdo a la tabla 3,1 y luego se tiene un máximo relativo. Si el siguiente valor es un mínimo cercano al mínimo absoluto se tiene inversión del segmento ST.

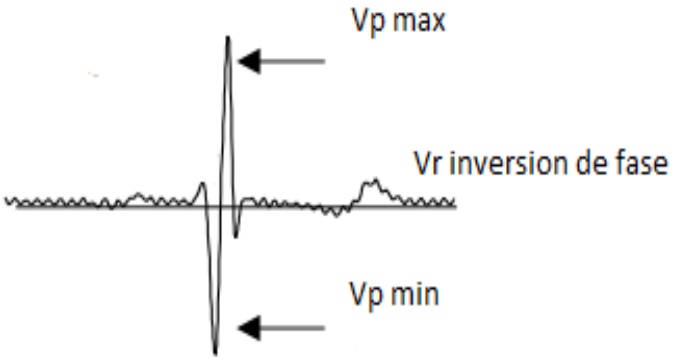


Fig. 3.11. Evaluación de segmento ST

Para la validación de los resultados obtenidos sobre la detección del segmento ST se procede a tomar un total de 10 señales y realizarles variaciones tanto en el valor de la onda T con el fin de observar el grado de efectividad en la detección del algoritmo propuesto.

Capítulo 4
(Análisis de rendimiento del algoritmo de compresión de señales electrocardiográficas fetales)

El siguiente diagrama (figura 4.1) resume los pasos o etapas que componen este proyecto.

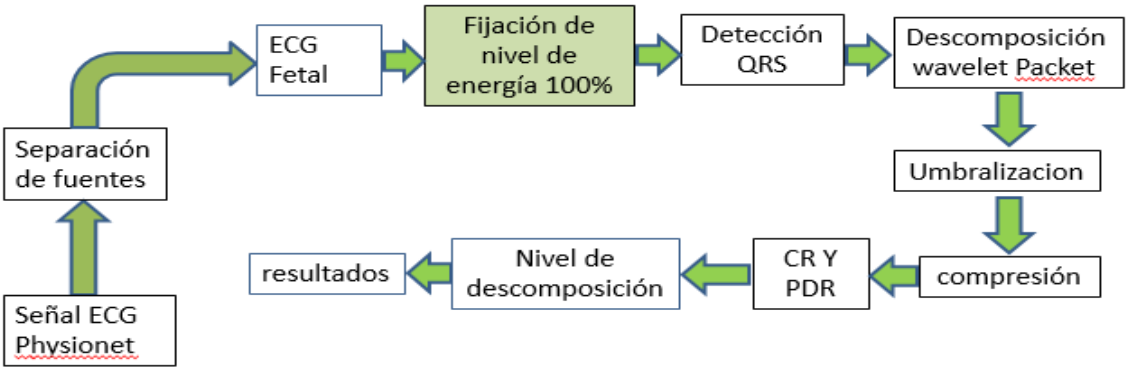


Fig. 4.1. Diagrama de resumen de proyecto.

4.1. SELECCIÓN DE TRANSFORMADA WAVELET MADRE.

La transformada que se aplica a una señal permite un mejor acercamiento a las características de la señal. Existen diferentes tipos de transformadas en las familias Wavelet. De una adecuada selección depende el que se extraiga la mayor cantidad de información. En este trabajo esta selección se realizó por medio de la comparación del ancho de banda (dispersión de la señal). Como se observa en la figura 4.2 y en la tabla 4.1 los momentos de dispersión de la señal dependen de la cantidad de niveles de descomposición que se tenga de la señal.

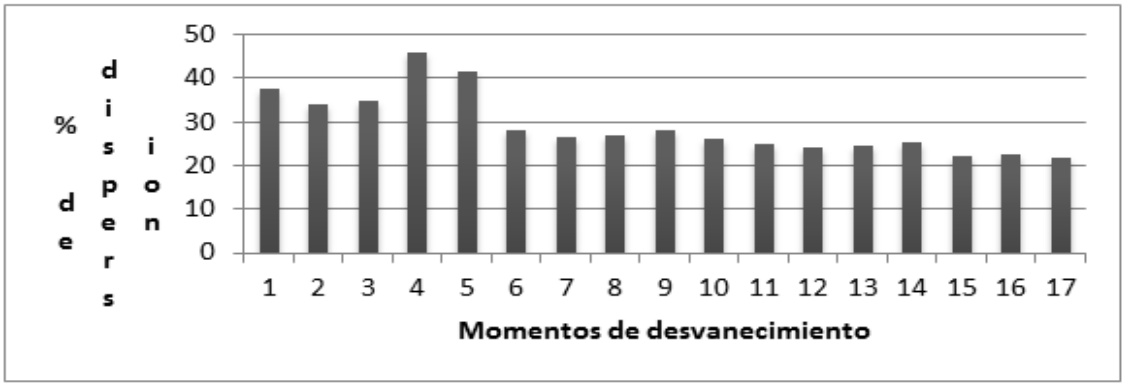


Fig. 4.2. Comparación de dispersión contra momentos de desvanecimiento.

La tabla 4.1 muestra que el porcentaje de dispersión más bajo se tiene con la transformada Bior 6.8 pero es la que más momentos de desvanecimiento tiene, con lo

que la cantidad de datos a comprimir es mayor lo que sin duda afecta la rata de compresión.

Tabla 4.1. Comparación de porcentaje de dispersión contra momentos de desvanecimiento

WAVELET	% DE DISPERSION	MOMENTOS DE DESVANECIMIENO
Bior1.3	37,5091	1
Rbio4.4	28,1346	4
Db4	26,4961	4
Sym4	26,9376	4
Bior3.3	45,9144	3
Bior5.5	25,0642	5
Bior4.4	28,0054	4
Bior2.4	34,7727	2
Db5	23,9753	5
Sym5	24,4773	5
Bior1.5	34,0737	1
Rbio6.8	21,8379	8
Rbio5.5	25,3876	5
Db6	22,097	6
Sym6	22,7049	6
Coif2	26,2503	4
Bior3.5	41,5002	3

4.1.1. Separación de señales

Es evidente el avance en el tratamiento de señales electrocardiográficas en adultos (ECG), esto debido a técnicas de procesamiento de señales y la mejora en la potencia de los procesadores digitales, pero son pocos los avances se han realizado en el campo del análisis del ECG fetal no invasivo. Esto se debe en parte a la baja potencia de la señal y sobre todo en relación señal-ruido (SNR) del ECG fetal (ECG fetal) en comparación con el ECG materno (MECG), esto obviamente porque el corazón fetal es simplemente más pequeño. Otra barrera importante para el análisis de es la falta de bases de datos con anotaciones de expertos que permitan tener información para paramétrizar los sistemas o dispositivos implementados. En este trabajo esta separación se realizó por medio de un filtro Kalman Extendido. Obteniéndose en

primera medida señales como las mostradas en las figuras 4.3 y 4.4, en donde se aprecia la señal tomada del abdomen y la señal separada después de sr filtrada.

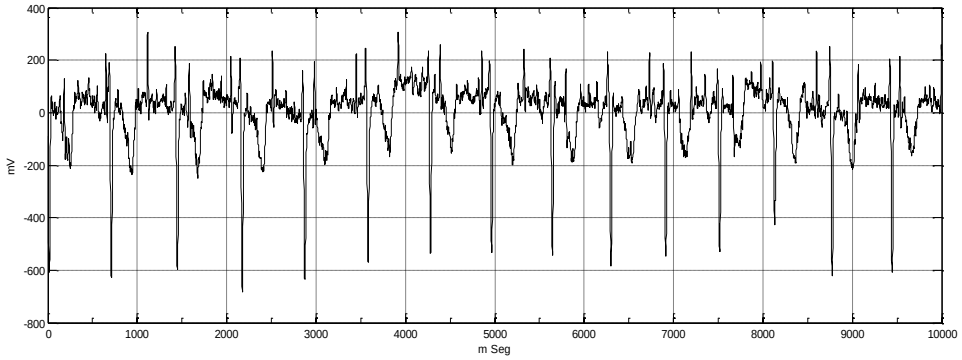


Fig. 4.3. Señal abdominal

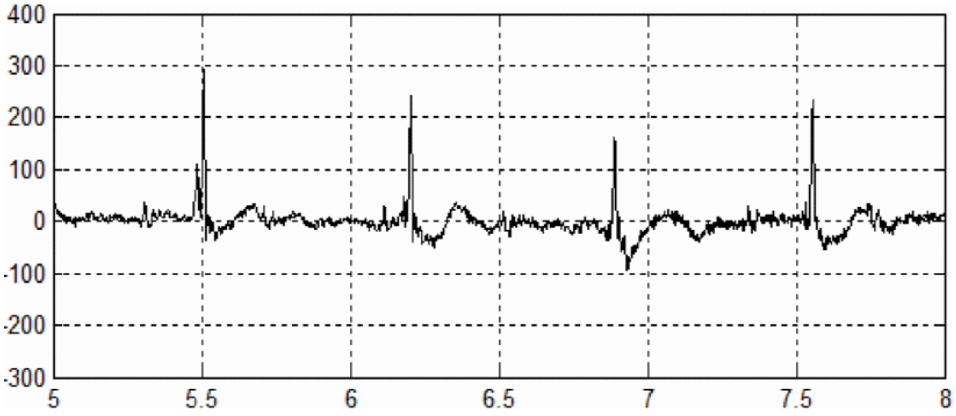


Fig. 4.4. Señal fetal detectada

En la figura 4.1.2 se observa la comparación entre valores obtenidos para diferentes registros con Db 6. El PDR no sube por encima de 1% y la CR tiene en su mayoría valores por encima de 20:1. Al revisar los resultado se observa que para los registros más ruidosos el PDR se afecta.

4.1.2. Compresión de la señales

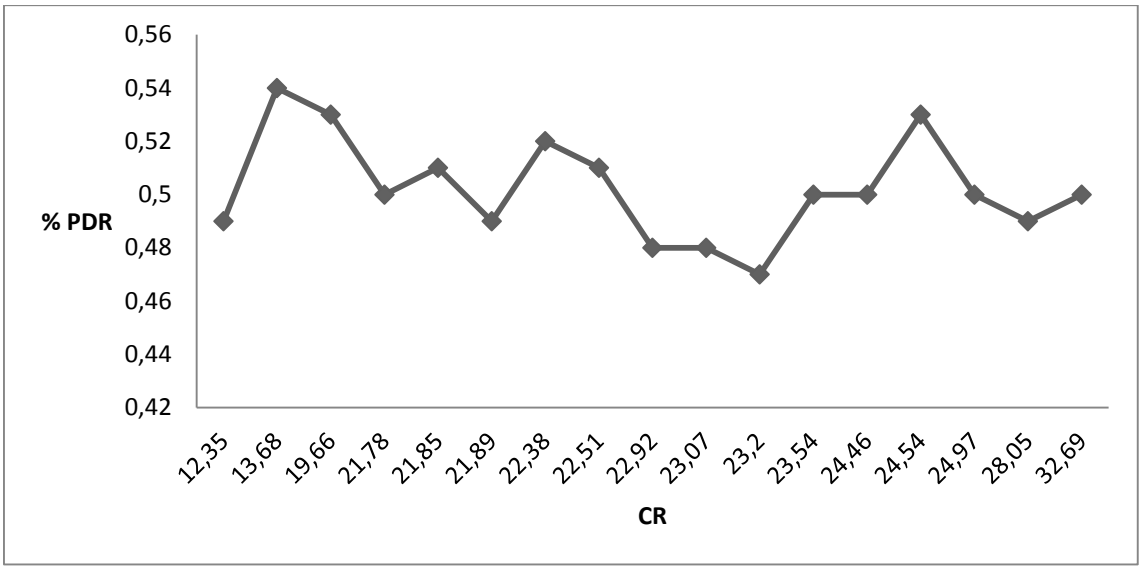


Figura. 4.5. Comparación de rata de compresión (CR) contra error de bit (PDR)

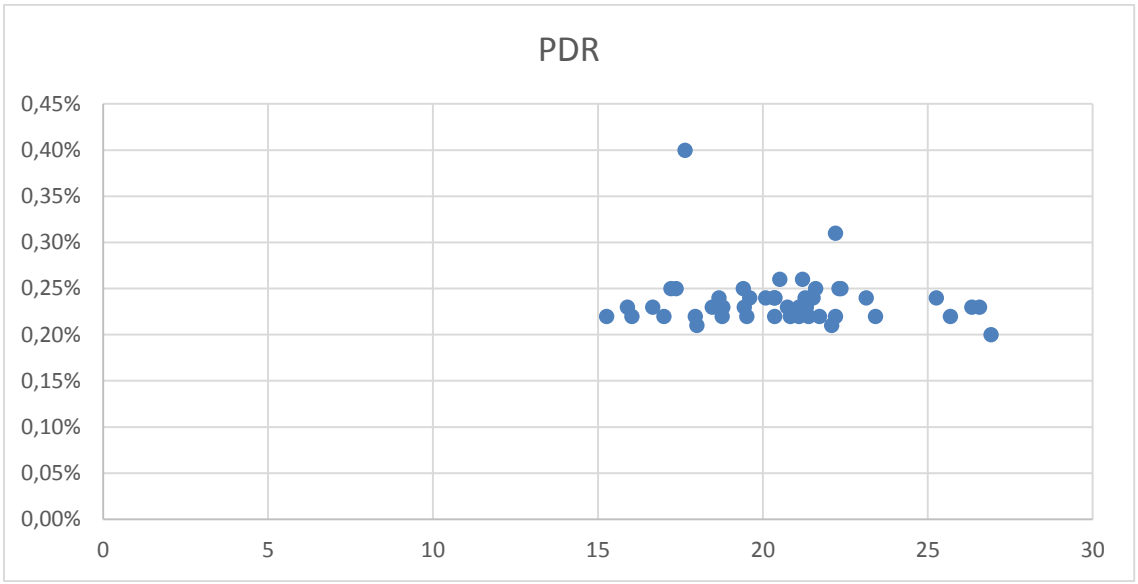


Figura. 4.6. Grafica de dispersión (PDR) contra (CR)

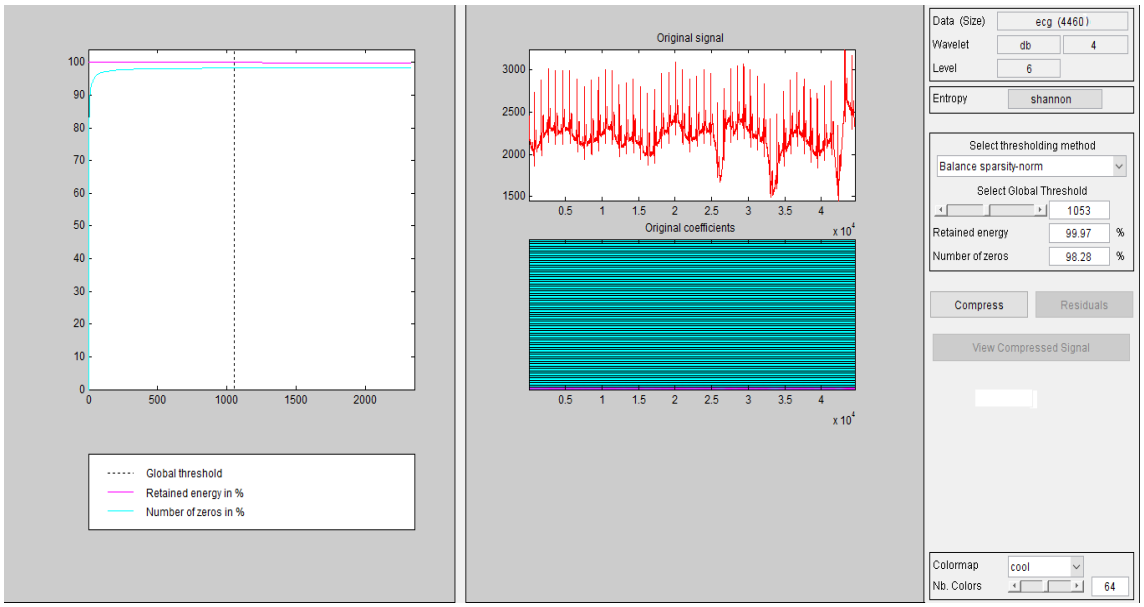


Figura. 4.7. Resultado de compresión de señal con wavaelt packet db 4 y 6 niveles de descomposición. Rata de compresión 23:1 y Pdr 0,3%

4.2. VALIDACION, ANALISIS DE RESULTADOS Y EVALUACIÓN DE LOS OBJETIVOS

Como se plantea al inicio del proyecto la selección de la transformada wavelet logro que la rata de compresión (CR) en promedio sea de 20,57 con Db 2 y dos niveles de descomposición, un umbral global (figura 4.5, 4.6) y el error porcentual (PDR) que se obtiene es de 0,2368%. Para validar estos resultados se procesaron un total de 20 registros y se les aplico el proceso de selección de la transformada obteniéndose como promedio una dispersión de 29,12 %. Al aplicar el proceso de umbralización y compresión de la señal, la validación se realiza comparando los registros procesados contra las señales comprimidas para la rata de compresión y contra las señales reconstruidas para el porcentaje de error en la reconstrucción. En el caso de la detección del segmento ST y de los cambios en la onda T, se afectaron el 10 % de los registros invirtiendo los segmentos ST y las ondas T, para proceder a capturar la señales de estudio y calcular la sensibilidad del método, obteniéndose una sensibilidad del 86,5 % y una precisión promedio del 83,7 %.

Tabla 4.2. Detección de segmento ST

REGISTRO	LATIDOS	FALSOS POSITIVOS
100	2612	0
106	2143	0
107	2515	0
112	2396	0
115	2563	17
117	2956	31
121	2015	0
123	2135	3

Tabla 4.3. Resultados de CR y PDR

REGISTRO	CR	PDR
100	25,688	0,22
101	21,385	0,22
102	21,32	0,23
103	20,839	0,22
104	20,358	0,22
105	18,005	0,21
106	16,029	0,22
107	22,204	0,31
108	22,204	0,22
109	17,953	0,22
111	21,723	0,22
112	21,606	0,25
113	19,513	0,22
114	26,923	0,2
115	21,099	0,23
116	21,281	0,24
117	21,424	0,24
118	15,899	0,23
119	17,212	0,25
121	25,259	0,24
122	18,668	0,24
123	21,528	0,24
200	18,772	0,22
201	21,099	0,22
202	26,572	0,23
203	20,345	0,24
205	23,413	0,22
207	20,748	0,23

208	15,262	0,22
209	18,473	0,23
210	22,087	0,21
212	17,368	0,25
213	19,435	0,23
214	19,409	0,25
215	16,666	0,23
217	23,14	0,24
219	17,641	0,4
220	20,371	0,24
221	22,308	0,25
222	26,338	0,23
223	20,085	0,24
228	19,604	0,24
230	17,004	0,22
231	21,203	0,26
232	22,373	0,25
233	18,785	0,23
234	20,514	0,26
PROMEDIOS	**20,57734043**	**0,23680851**

En el caso de registros como el 208 y 230 se puede ver que es uno de los más ruidosos, esto afecta la rata de compresión CR. Pero en general se logra comprimir la señal de acuerdo a los objetivos propuestos.

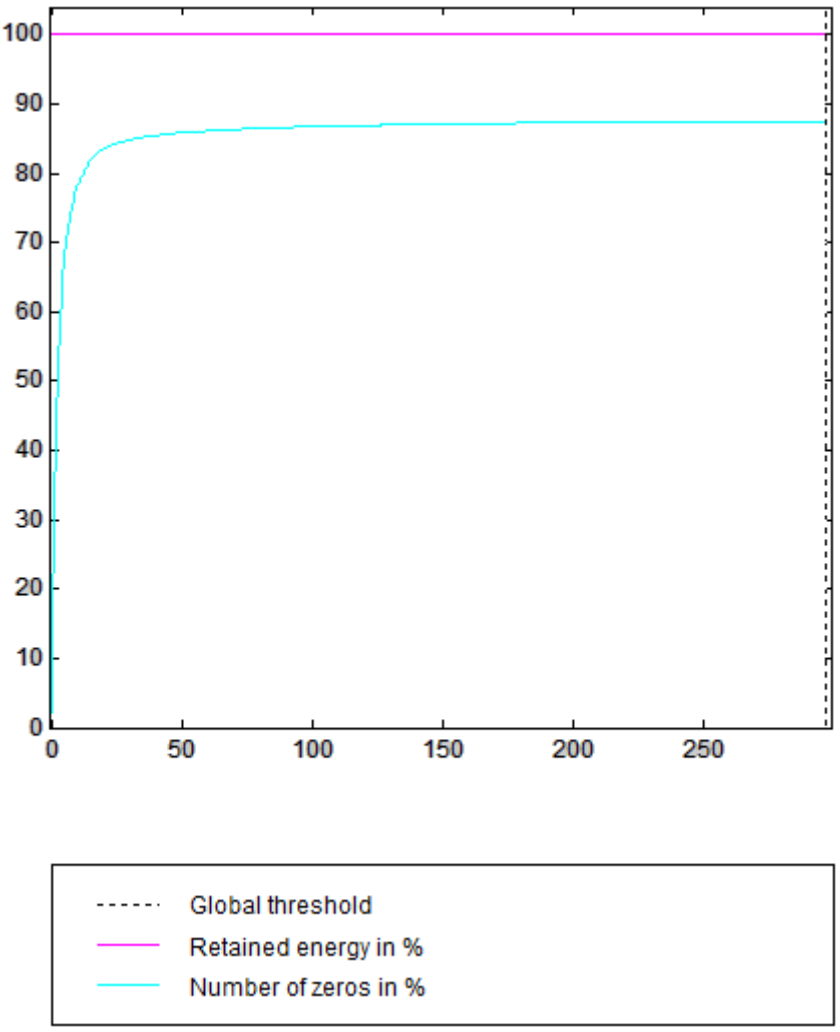
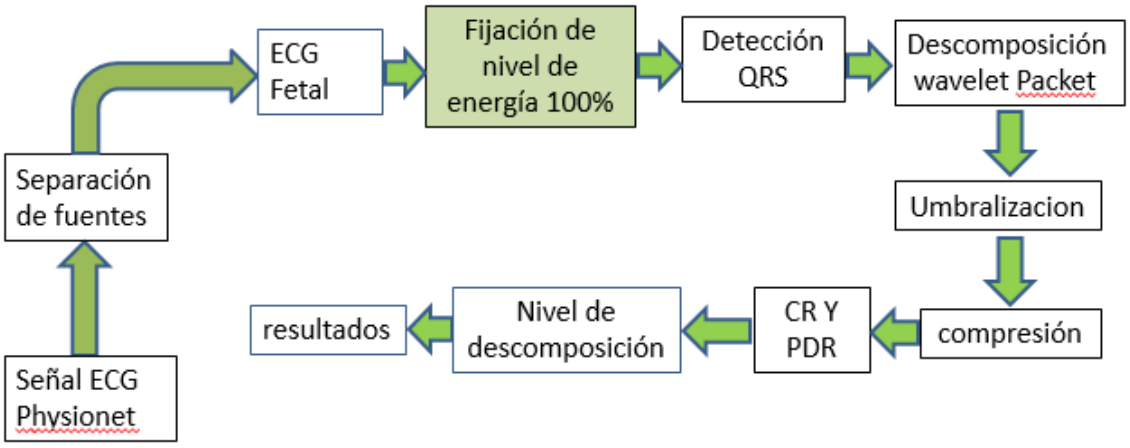


Figura. 4.8. Grafica de energía retenida en señal ecg fetal reconstruida.

Para todos los registros se modificaron la cantidad de niveles de descomposición dependiendo de la cantidad de energía retenida en la compresión, que de antemano se busca que sea de 99,99% (figura 4,7). Así en este caso se usa la transformada db (1 a 7) como base para selección de la Wavelet madre. En el caso de la figura se observa Db3 con 3 niveles de descomposición, llegando al CR 16:1.

4.3. SÍNTESIS DEL MODELO PROPUESTO



Capítulo 5
Conclusiones y aportaciones

Con el fin de brindar herramientas para el seguimiento de la salud fetal se vienen proponiendo diferentes técnicas relacionadas con el tratamiento de señales. Un campo de amplia investigación y uno de los objetivos es la detección de las señales y sus características de manera no invasiva. Otro de los campos en estudio tiene que ver con la compresión para la transmisión y/o almacenamiento de las señales de los datos extraídos de las mismas. En este trabajo se busca la aplicación y mejoramiento de algunas de estas técnicas para la compresión de señales electrocardiográficas fetales.

5.1. SELECCIÓN DE LA TRANSFORMADA WAVELET MADRE

Se observa que a señales diferentes la misma trasformada no produce los mismos resultados en los parámetros de compresión, lo que demuestra que es necesaria la selección de la Wavelet madre así como los niveles de descomposición para cada caso. Al establecer un valor de referencia de ancho de banda, se debe equilibrar la cantidad de momentos de desvanecimiento con respecto a la dispersión de la transformada seleccionada, ya que el aumento en el número de momentos de desvanecimiento hace que la rata de compresión disminuya, pero el porcentaje de error de bit en la reconstrucción también baja. Esto indica que el ancho de banda disponible debe ser tenido en cuenta para seleccionar la cantidad de momentos de desvanecimiento. Por otra parte se afecta positivamente el resto del proceso de detección de detección y selección de señales ya que disminuye de 100 tipos de transformadas wavelet madre a 5, reduciendo los datos y el costo computacional.

Tabla 5.1: Resultados de compresión de diferentes Wavelets aplicadas a un registro.

wavelet	grado	nivel	PDR	CR	QS	reconstruido
harr		1	30,0%	50,00%	1,66666667	22302
harr		2	40,0%	33,33%	0,83333333	14868
harr		3	50,0%	22,22%	0,44444444	9912
harr		4	60,0%	20,83%	0,34722222	9292,5
harr		5	70,0%	20,00%	0,28571429	8920,8
db	1	1	10,0%	98,04%	9,80392157	43729,4118
db	1	2	80,0%	3,33%	0,04166667	1486,8
db	1	3	85,0%	25,00%	0,29411765	11151
db	1	4	67,0%	33,33%	0,49751244	14868
db	2	1	3,0%	62,50%	20,8333333	27877,5
db	2	2	2,4%	20,41%	8,50340136	9102,85714
db	2	3	1,1%	21,28%	19,3423598	9490,21277
db	2	4	0,3%	31,25%	104,166667	13938,75
db	3	1	3,4%	62,11%	18,2681768	27704,3478
db	3	2	2,5%	20,37%	8,11418278	9084,31772
db	3	3	1,2%	21,19%	17,9546107	9450
db	3	4	0,5%	31,06%	63,379389	13852,1739
db	4	1	3,4%	59,52%	17,5070028	26550
db	4	2	2,5%	18,18%	7,24375226	8109,81818
db	4	3	1,2%	16,95%	14,3636886	7560
db	4	4	0,5%	23,81%	48,5908649	10620

La comparación con otros trabajos se muestra en la tabla 5.2

Tabla 5.2: Resultados comparativos de diferentes métodos de compresión.

AUTOR	REGISTRO	CR%	PDR%
[102]	100	9,6	0,44
[102]	100	23	1,94
[103]	100	15	0,29
[104]	100	14,8	7,58
[28]	100	18,16	7,25
Método propuesto	100	**25**	**0,22**

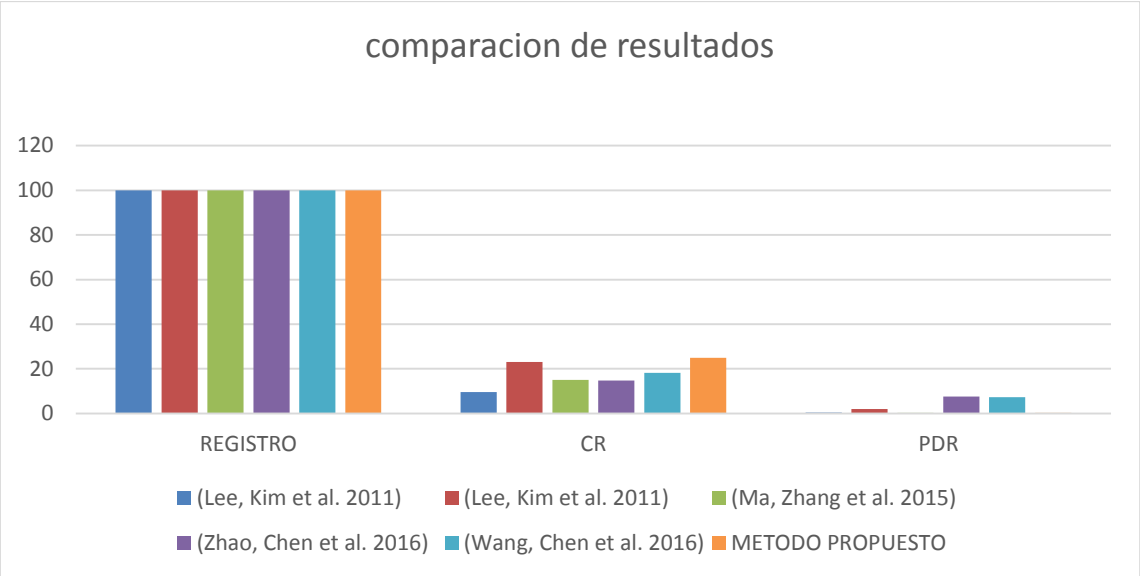


Fig5.1. Grafica de dispersión (PDR) contra (CR)

La figura 5.1 muestra la comparación de resultados de trabajos realizados sobre compresión.

Como se puede observar la selección del umbral de cantidad de energía conservada en la reconstrucción modifica el valor del PDR. Así si se quiere una rata de compresión mayor se puede bajar la cantidad de energía que se quiere conservar teniendo ahora como parámetro un valor de umbral de PDR.

En la tabla 5.1 y figura 5.1 se puede observar que el método propuesto ofrece mejores rendimientos tanto en CR como en PDR. En medios altamente ruidosos se afecta la rata de compresión pero se logran porcentajes de error en la comparación del as señales originales y reconstruidas aceptables.

La variación de los parámetros CR Y PDR dependen de la calidad de señal que se requiera y del ancho de banda o medio de almacenamiento del que se disponga. Se debe conocer de antemano cual es el propósito del archivo o señal a almacenar o trasmitir ya que esto hace que las variables de energía y rata de compresión cambien de acuerdo al requerimiento.

Se hace necesaria la implementación de protocolos destinados exclusivamente al tratamiento de señales biológicas, que tengan en cuenta las especificaciones de trasmisión y almacenamiento de las mismas. Los protocolos existentes están destinados a señales de audio (códec g77) e imágenes.

5.2. UMBRALIZACION MULTINIVEL

Con respecto a la umbralización multinivel queda demostrado que permite una mejora en la eliminación del ruido de línea de base y en la selección de la transformada wavelet madre. Además como se observa en la tabla 5.1 y figura 5.1 la umbralizacion permite mantener los paramentos de compresión dentro de lo propuesto.

5.3. DETECCION DE SEGMENTO ST

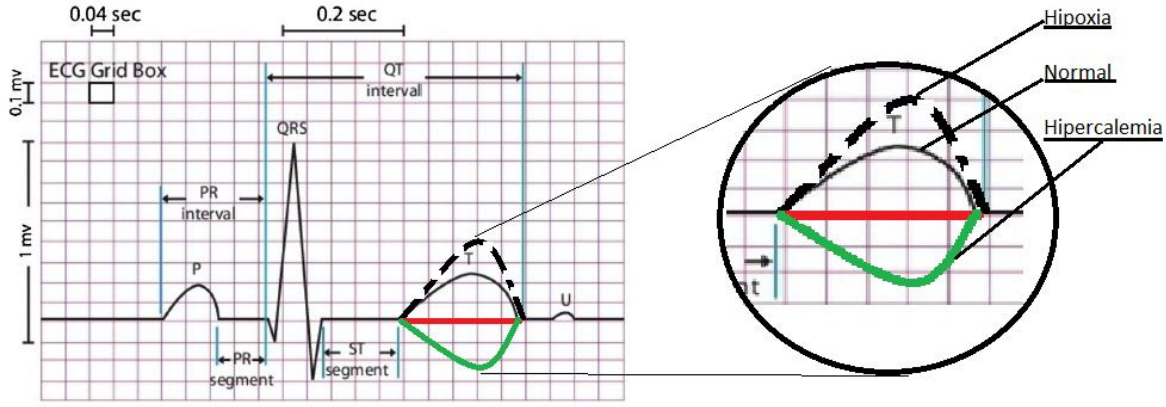
En este aspecto los resultados muestran que es posible la detección de manera no invasiva del segmento ST. El estudio permitió el análisis de la relación entre el cambio de la forma del segmento ST y la frecuencia cardiaca, pero debido a que las señales que se trabajaron no incluyen información sobre derivaciones, otras posibilidades de diagnóstico como, pericarditis o isquemia miocárdica, hipertrofia ventricular izquierda o derecha graves, efecto digitálico, miocarditis, isquemia miocárdica o alteraciones hidroelectrolíticas no fue posible su estudio.

5.4. APORTACIONES ORIGINALES

Como aportes este trabajo presenta:
Un algoritmo de selección de Wavelet madre basado en el análisis del ancho de banda de la descomposición de la señal, aplicado a señales biológica.

Se observó como la selección de un nivel de energía para la señal comprimida, pre establecido reduce la cantidad de variables a modificar cuando se desea comprimir una señal.

Herramienta para análisis y diagnóstico de hipoxia fetal, no invasiva basada en el análisis de la morfología del segmento ST.



5.5. LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN FUTURAS

Derivadas de las conclusiones y de preguntas e inquietudes que se presentaron a través de este trabajo se observa los siguientes temas que podrían ser abordados en trabajos futuros:

Se debería abordar la búsqueda de una transformada que permita el recorrido de la señales de una manera más eficiente a fin de eliminar la umbralización multinivel ya que esta implica demora en los procesos computacionales.

Las técnicas de separación de las señales es un campo en donde también se viene investigando ya que este tema tiene relevancia en el estudio de señales como por ejemplo las sísmicas, sonoras y biológicas entre otras.

Otro trabajo futuro tiene que ver con poder extraer de manera no invasiva las derivaciones del electrocardiograma fetal para poder realizar más análisis relacionados con otras anormalidades del funcionamiento del corazón del feto.

Al parecer existe una relación entre la falta de oxígeno y la baja variabilidad de las señales ECG. Esto podría tomarse como medida para establecer dificultades del feto en la medida que la rata de compresión es alta. Esto es algo que se podría estudiar haciendo uso de registros tomados de pacientes con síntomas de hipoxia.

El estudio del ECG desde el punto de vista de la teoría de control de sistemas caóticos, también podría aportar en el establecimiento de métodos de detección de características que sirvan como herramienta para diagnóstico.

Por otra parte la implementación del dispositivo para la toma de registros y la conformación de una base de datos propia serviría para nuevos y específicos estudios que permitan tener información sobre niveles de potencia y duración de las señales que componen el complejo QRS fetal en diferentes derivaciones y de manera no invasiva. Esto permitiría el estudio de las señales para el diagnóstico de otras enfermedades o características de apoyo al diagnóstico, relacionadas con la morfología del electrocardiograma.

BIBLIOGRAFÍA

[1] A. V. Rajesh and R. Ganesan, "Comprehensive study on fetal ECG extraction," in *Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 1187-1192.

[2] J. H. Elera and M. Huamán, "Vigilancia Fetal por Ultrasonido," *Revista Peruana de Ginecología y Obstetricia*, vol. 42, pp. 220-224, 2015.

[3] D. Panigrahy, M. Rakshit, and P. K. Sahu, "An efficient method for fetal ECG extraction from single channel abdominal ECG," in *Industrial Instrumentation and Control (ICIC), 2015 International Conference on*, 2015, pp. 1083-1088.

[4] L. Benyuan, Z. Zhilin, F. Hongqi, and F. Qiang, "Compression via compressive sensing: A low-power framework for the telemonitoring of multi-channel physiological signals," in *Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2013 IEEE International Conference on*, 2013, pp. 9-12.

[5] C. Hernando-Ramiro, M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldan, and F. Pedroviejo-Benito, "Efficient thresholding-based ECG compressors for high quality applications using cosine modulated filter banks," in *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, 2011, pp. 7079-7082.

[6] D. J. Jagannath and A. I. Selvakumar, "Issues and research on foetal electrocardiogram signal elicitation," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 10, pp. 224-244, 2014.

[7] H. A. Auquilla Veintimilla and C. D. Beltrán Orellana, "Detección de fallas a través de análisis de vibraciones mediante la transformada de Wavelets de un motor de combustión interna Sonata 2.0 a gasolina," 2016.

[8] A. G. ESCOLANO, "Estudio mediante modelado y simulación del efecto de la isquemia miocárdica aguda en las fibras de Purkinje de corazón humano," 2016.

[9] M. C. Bueno, *Electrocardiografía clínica deductiva* vol. 19: Universidad de Salamanca, 2012.

[10] P. E. Chávez León and E. M. Vélez Ponce, "Monitoreo fetal electrónico intraparto patológico y su relación con el apgar neonatal en pacientes atendidas en Centro Obstétrico del Hospital Luis Gabriel Dávila de Tulcán en el período de junio-septiembre 2012," 2013.

[11] J. Ávila, M. Tavera, and M. Carrasco, "Epidemiological characteristics of neonatal mortality in Peru, 2011-2012," *Revista peruana de medicina experimental y salud publica*, vol. 32, pp. 423-430, 2015.

[12] M. A. Redondo, A. R. S. de la Blanca, A. L. Benoliel, N. N. Patiño, S. V. Castro, D. B. Bravo, and M. Sánchez-Luna, "Estridor en neonatos con encefalopatía hipóxico-isquémica sometidos a tratamiento con hipotermia cerebral selectiva o corporal total," in *Anales de Pediatría*, 2015.

[13] A. M. Solano, A. I. M. Fernández, J. M. O. Feu, and J. R. de Miguel Sesmero, "Rotura uterina completa en el intento de parto vaginal en gestantes con cesárea anterior," *Progresos de Obstetricia y Ginecología*, 2015.

[14] J. P.-L. Picarzo, "Prevención de la muerte súbita cardiaca en Pediatría: el papel esencial del pediatra de Atención Primaria," *Rev Pediatr*, vol. 17, pp. 77-86, 2015.

[15] D. Vollmann, A. Goette, R. Kandolf, and G. Hasenfuss, "Epsilon waves in giant-cell myocarditis," *European heart journal*, vol. 35, pp. 9-9, 2014.

[16] R. N. Mitra, S. Pramanik, S. Mitra, and B. B. Chaudhuri, "Pattern classification of time plane features of ECG wave from cell-phone photography for machine aided cardiac disease diagnosis,"

in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2014 36th Annual International Conference of the IEEE*, 2014, pp. 4807-4810.

[17] M. Rooijakkers, C. Rabotti, H. de Lau, S. Oei, J. Bergmans, and M. Mischi, "Feasibility study of a new method for low-complexity fetal movement detection from abdominal ECG recordings," 2015.

[18] Z. Jie-Min, H. Xiao-Lin, G. Qun, L. Tie-Bing, L. Ping, Z. Ying, and L. Hong-Xing, "Some regularity on how to locate electrodes for higher fECG SNRs," *Chinese Physics B*, vol. 24, p. 038702, 2015.

[19] L. Zhitao, K. Dong Youn, and W. A. Pearlman, "Wavelet compression of ECG signals by the set partitioning in hierarchical trees algorithm," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 47, pp. 849-856, 2000.

[20] Z. A. Jaffery, K. Ahmad, and A. Afroz, "Performance Comparision of Wavelet Threshold Estimators for ECG Signal Denoising," in *Advances in Recent Technologies in Communication and Computing (ARTCom), 2010 International Conference on*, 2010, pp. 248-251.

[21] M. Popescu, P. Cristea, and A. Bezerianos, "High resolution ECG filtering using adaptive Bayesian wavelet shrinkage," in *Computers in Cardiology 1998*, 1998, pp. 401-404.

[22] M. J. Rooijakkers, H. d. Lau, C. Rabotti, S. G. Oei, J. W. M. Bergmans, and M. Mischi, "Fetal movement detection based on QRS amplitude variations in abdominal ECG recordings," in *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2014, pp. 1452-1455.

[23] K. S. Surekha and B. P. Patil, "ECG signal compression using hybrid 1D and 2D wavelet transform," in *Science and Information Conference (SAI), 2014*, 2014, pp. 468-472.

[24] M. O. Diab, B. Moslem, M. Khalil, and C. Marque, "Classification of uterine EMG signals by using Normalized Wavelet Packet Energy," in *Electrotechnical Conference (MELECON), 2012 16th IEEE Mediterranean*, 2012, pp. 335-338.

[25] A. J. Orozco-Naranjo and P. A. Muñoz-Gutiérrez, "Detección de Latidos Cardiacos Patológicos y Normales Utilizando Transformada por Paquetes Wavelet, Máquinas de Soporte Vectorial y Perceptrón Multicapa," *Tecno Lógicas*, pp. 73-91, 2013.

[26] E. Gómez-Luna, D. Silva, and G. Aponte, "Selección de una wavelet madre para el análisis frecuencial de señales eléctricas transitorias usando WPD," *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, vol. 21, pp. 262-270, 2013.

[27] A. F. G. Maya, J. C. M. Ruíz, and E. A. Q. Salazar, "Embedded system for iris recognition using Harr wavelet transform," in *2015 CHILEAN Conference on Electrical, Electronics Engineering, Information and Communication Technologies (CHILECON)*, 2015, pp. 163-171.

[28] X. Wang, Z. Chen, J. Luo, J. Meng, and Y. Xu, "ECG compression based on combining of EMD and wavelet transform," *Electronics Letters*, vol. 52, pp. 1588-1590, 2016.

[29] M. S. Moraes, T. B. Borchartt, A. Conci, and T. MacHenry, "Using wavelets on denoising infrared medical images," in *2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, 2015, pp. 1791-1798.

[30] V. Panigrahi, P. K. Biswal, R. Bastia, S. Sahoo, R. K. Mishra, and S. P. Senapaty, "Biometric face recognition using Mexican hat wavelet kernel based SVM," in *2015 IEEE Power, Communication and Information Technology Conference (PCITC)*, 2015, pp. 895-900.

[31] O. S. Sushkova, A. A. Morozov, and A. V. Gabova, "A method of analysis of EEG wave trains in early stages of Parkinson's disease," in *2016 International Conference on Bioinformatics and Systems Biology (BSB)*, 2016, pp. 1-4.

[32] O. Singh and R. K. Sunkaria, "The utility of wavelet packet transform in QRS complex detection - a comparative study of different mother wavelets," in *2015 2nd International Conference on Computing for Sustainable Global Development (INDIACom)*, 2015, pp. 1942-1947.

[33] E. Gokgoz and A. Subasi, "Comparison of decision tree algorithms for EMG signal classification using DWT," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 18, pp. 138-144, 2015.

[34] Y. Zhang, B. Liu, X. Ji, and D. Huang, "Classification of EEG Signals Based on Autoregressive Model and Wavelet Packet Decomposition," *Neural Processing Letters*, pp. 1-14, 2016.

[35] O. Faust, U. R. Acharya, H. Adeli, and A. Adeli, "Wavelet-based EEG processing for computer-aided seizure detection and epilepsy diagnosis," *Seizure*, vol. 26, pp. 56-64, 2015.

[36] S. Patidar and R. B. Pachori, "Tunable-Q wavelet transform based optimal compression of cardiac sound signals," in *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, 2016, pp. 2193-2197.

[37] C. A. Perez-Ramirez, J. P. Amezquita-Sanchez, H. Adeli, M. Valtierra-Rodriguez, D. Camarena-Martinez, and R. J. Romero-Troncoso, "New methodology for modal parameters identification of smart civil structures using ambient vibrations and synchrosqueezed wavelet transform," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 48, pp. 1-12, 2016.

[38] M. Kharrat, E. Ramasso, V. Placet, and M. Boubakar, "A signal processing approach for enhanced Acoustic Emission data analysis in high activity systems: Application to organic matrix composites," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 70, pp. 1038-1055, 2016.

[39] B. Doucoure, K. Agbossou, and A. Cardenas, "Time series prediction using artificial wavelet neural network and multi-resolution analysis: Application to wind speed data," *Renewable Energy*, vol. 92, pp. 202-211, 2016.

[40] R. F. Navea and E. Dadios, "Classification of wavelet-denoised musical tone stimulated EEG signals using artificial neural networks," in *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, 2016, pp. 1503-1508.

[41] M. E. Zitto, R. Piotrkowski, M. Barrucand, and P. Canziani, "Variability at low frequencies with wavelet transform and empirical mode decomposition: Aplication to climatological series," in *2015 XVI Workshop on Information Processing and Control (RPIC)*, 2015, pp. 1-5.

[42] K. Eldridge-Looker, A. Fierro, J. Dickens, and A. Neuber, "A wavelet approach to far-field signal reconstruction of transient electric fields," in *2015 IEEE Pulsed Power Conference (PPC)*, 2015, pp. 1-5.

[43] Y. Chen, C. Cheng, and Q. Sun, "Reconstruction of Sparse Wavelet Signals From Partial Fourier Measurements," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 22, pp. 2299-2303, 2015.

[44] Y. Chen, C. Cheng, and Q. Sun, "Reconstruction of sparse multiband wavelet signals from Fourier measurements," in *2015 International Conference on Sampling Theory and Applications (SampTA)*, 2015, pp. 78-81.

[45] Y. Yang and Y. Wei, "New Threshold and Shrinkage Function for ECG Signal Denoising Based on Wavelet Transform," in *Bioinformatics and Biomedical Engineering , 2009. ICBBE 2009. 3rd International Conference on*, 2009, pp. 1-4.

[46] J. Wenjuan, Y. Chunlan, Z. Guocheng, Z. Mengying, and W. Shuicai, "Fetal ECG extraction based on adaptive linear neural network," in *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2010 3rd International Conference on*, 2010, pp. 899-902.

[47] S. Rúa, S. A. Zuluaga, A. Redondo, A. Orozco-Duque, J. V. Restrepo, and J. Bustamante, "Machine learning algorithms for real time arrhythmias detection in portable cardiac devices: microcontroller implementation and comparative analysis," in *Image, Signal Processing, and Artificial Vision (STSIVA), 2012 XVII Symposium of*, 2012, pp. 50-55.

[48] T. Debnath, M. M. Hasan, and T. Biswas, "Analysis of ECG signal and classification of heart abnormalities using Artificial Neural Network," in *2016 9th International Conference on Electrical and Computer Engineering (ICECE)*, 2016, pp. 353-356.

[49] C. Burger and D. J. van den Heever, "Removal of EOG artefacts by combining wavelet neural network and independent component analysis," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 15, pp. 67-79, 2015.

[50] C. Tapia and B. Glaría, "ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DETECTS PHYSICAL STRESS FROM ARTERIAL PULSE WAVE," *Revista Ingeniería Biomédica*, vol. 9, pp. 21-34, 2015.

[51] S. Kiranyaz, T. Ince, R. Hamila, and M. Gabbouj, "Convolutional Neural Networks for patient-specific ECG classification," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2015 37th Annual International Conference of the IEEE*, 2015, pp. 2608-2611.

[52] J. P. Kelwade and S. S. Salankar, "Comparative study of neural networks for prediction of cardiac arrhythmias," in *2016 International Conference on Automatic Control and Dynamic Optimization Techniques (ICACDOT)*, 2016, pp. 1062-1066.

[53] S. M. Isa, A. Noviyanto, and A. M. Arymurthy, "Optimal selection of wavelet thresholding algorithm for ECG signal denoising," in *Advanced Computer Science and Information System (ICACSIS), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 365-370.

[54] S. Lihuang, X. Zhongqiang, Z. Shi, and S. Yuning, "De-noisng of ECG based on EMD improved-thresholding and mathematical morphology operation," in *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2010 3rd International Conference on*, 2010, pp. 838-842.

[55] K. Ranjeet and Farida, "Retained signal energy based optimal wavelet selection for Denoising of ECG signal using modifide thresholding," in *Multimedia, Signal Processing and Communication Technologies (IMPACT), 2011 International Conference on*, 2011, pp. 196-199.

[56] C. Hernando-Ramiro, M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldan, and F. Pedroviejo-Benito, "Efficient thresholding-based ECG compressors for high quality applications using cosine modulated filter banks," in *Engineering in Medicine and Biology Society,EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE*, 2011, pp. 7079-7082.

[57] A. Farahabadi, E. Farahabadi, H. Rabbani, and M. P. Mahjoub, "Detection of QRS complex in electrocardiogram signal based on a combination of hilbert transform, wavelet transform and

adaptive thresholding," in *Biomedical and Health Informatics (BHI), 2012 IEEE-EMBS International Conference on*, 2012, pp. 170-173.

[58] D. H. Chae, Y. F. Alem, S. Durrani, and R. A. Kennedy, "Performance study of compressive sampling for ECG signal compression in noisy and varying sparsity acquisition," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on*, 2013, pp. 1306-1309.

[59] D. Sadhukhan and M. Mitra, "Detection of ECG characteristic features using slope thresholding and relative magnitude comparison," in *Emerging Applications of Information Technology (EAIT), 2012 Third International Conference on*, 2012, pp. 122-126.

[60] V. A. Motinath, C. K. Jha, and M. H. Kolekar, "A novel ECG data compression algorithm using best mother wavelet selection," in *2016 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2016, pp. 682-686.

[61] M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldan, J. I. Godino-Llorente, and K. E. Barner, "Wavelet Packets Feasibility Study for the Design of an ECG Compressor," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 54, pp. 766-769, 2007.

[62] **W. A. ARDILA, LUZ A**, "CARACTERIZACION MEDIANTE WAVELETS DE ELECTROCARDIOGRAMAS PARA EFECTOS DE COMPRESION Y CLASIFICACION DE CARDIOPATÍAS," *Scientia Technica*, pp. 155-158, 2006.

[63] B. D. M. L. c. s. Alberto, "ECG wavelet compression using Huffman coding," *Scientia Technica*, pp. 340-346, 2009.

[64] S. Mallat, "A wavelet tour of signal proccessing," *Academic Press*, p. 576, 1998.

[65] S. C. J. M. B. R. G. A. (2004) COMPRESION DE LA SEÑAL ELECTROCARDIOGRAFICA (E.C.G). *UMBRAL CIENTIFICO*. 29-36.

[66] R. M. R. S. Cristiano M. Agulhari , Ivanil S. Bonatti "Compressing electrocardiogram signals using parameterized wavelets," in *Proceedings of the 2008 ACM symposium on Applied computing* Fortaleza, Brazil, 2008.

[67] T. A. Welch, "A technique for high-performance data compression," *Computer*, 1984.

[68] J. W. X. L. K. Wu, "ECG Data Compression Research Based on Wavelet Neural Network," in *International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering*, 2010.

[69] I. B. Ciocoiu, "ECG Signal Compression Using Wavelet Foveation," *IEEE*, 2009.

[70] S. M. E.C. Chang, and C. Yap. (2000) Wavelet foveation. *J Appl. Comput Harmonic Analysis*.

[71] Z. Li, Y. Deng, H. Huang, and S. Misra, "ECG signal compressed sensing using the wavelet tree model," in *2015 8th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)*, 2015, pp. 194-199.

[72] B. M. Reddy, T. V. Subbareddy, S. O. Reddy, and V. Elamaran, "A tutorial review on data compression with detection of fetal heart beat from noisy ECG," in *Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT), 2014 International Conference on*, 2014, pp. 1310-1314.

[73] Z. ZhiLin, J. Tzyy-Ping, S. Makeig, and B. D. Rao, "Compressed Sensing for Energy-Efficient Wireless Telemonitoring of Noninvasive Fetal ECG Via Block Sparse Bayesian Learning," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 60, pp. 300-309, 2013.

[74] N. Twomey, N. Walsh, O. Doyle, B. McGinley, M. Glavin, E. Jones, and W. P. Marnane, "The effect of lossy ECG compression on QRS and HRV feature extraction," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE*, 2010, pp. 634-637.

[75] J. D. A. M. Pulgarín G, Carlos Daniel; Castellanos D, Germán., "Reducción de perturbaciones mediante molificación discreta y umbralización por wavelets," *Revista cero, mayo-agosto*, 1999.

[76] W. Jarisch and J. S. Detwiler, "Statistical Modeling of Fetal Heart Rate Variability," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. BME-27, pp. 582-589, 1980.

[77] S. K. Mukhopadhyay, M. Mitra, and S. Mitra, "ECG signal processing: Lossless compression, transmission via GSM network and feature extraction using Hilbert transform," in *Point-of-Care Healthcare Technologies (PHT), 2013 IEEE*, 2013, pp. 85-88.

[78] W. Jin, L. Xiaomei, and W. Kebing, "ECG data compression research based on wavelet neural network," in *Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE), 2010 International Conference on*, 2010, pp. 361-363.

[79] A. Ebrahimzadeh and M. Azarbad, "ECG compression using wavelet transform and three-level quantization," in *Digital Content, Multimedia Technology and its Applications (IDC), 2010 6th International Conference on*, 2010, pp. 250-254.

[80] B. Arvinti, A. Isar, and M. Costache, "An adaptive compression algorithm for ECG signals," in *Computational Intelligence and Informatics (CINTI), 2011 IEEE 12th International Symposium on*, 2011, pp. 91-95.

[81] X. Hongteng and Z. Guangtao, "ECG data compression based on wave atom transform," in *Multimedia Signal Processing (MMSP), 2011 IEEE 13th International Workshop on*, 2011, pp. 1-5.

[82] M. J. Jayashree and A. S. Kumar, "Resourceful scheme of ECG compression using different Wavelet transforms and PDLZW method," in *Electronics Computer Technology (ICECT), 2011 3rd International Conference on*, 2011, pp. 99-102.

[83] C. Seong-Beom, L. Young-Dong, J. Do-Un, and H. Gi-Hyun, "Implementation of novel ECG compression algorithm using template matching," in *Computing and Convergence Technology (ICCCT), 2012 7th International Conference on*, 2012, pp. 305-308.

[84] C. K. Jha and M. H. Kolekar, "Efficient ECG data compression and transmission algorithm for telemedicine," in *2016 8th International Conference on Communication Systems and Networks (COMSNETS)*, 2016, pp. 1-6.

[85] B. Arvinti and M. Costache, "The performance of the Daubechies mother wavelets on ECG compression," in *Electronics and Telecommunications (ISETC), 2014 11th International Symposium on*, 2014, pp. 1-4.

[86] D. M. Ballesteros, D. M. Moreno, and A. E. Gaona, "FPGA compression of ECG signals by using modified convolution scheme of the Discrete Wavelet Transform," *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, vol. 20, pp. 8-16, 2012.

[87] D. L. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," *Information Theory, IEEE Transactions on*, vol. 41, pp. 613-627, 1995.

[88] Y. Ghanbari and M. R. Karami-Mollaei, "A new approach for speech enhancement based on the adaptive thresholding of the wavelet packets," *Speech Communication*, vol. 48, pp. 927-940, 2006.

[89] K. Ranjeet, A. Kumar, and R. K. Pandey, "An efficient compression system for ECG signal using QRS periods and CAB technique based on 2D DWT and Huffman coding," in *Control, Automation, Robotics and Embedded Systems (CARE), 2013 International Conference on*, 2013, pp. 1-6.

[90] C. D. Gracia and S. Sudha, "MePPM- Memory efficient prediction by partial match model for web prefetching," in *Advance Computing Conference (IACC), 2013 IEEE 3rd International*, 2013, pp. 736-740.

[91] I. Kai-Uwe and T. B. Preusser, "An LZ77-style bit-level compression for trace data compaction," in *Field Programmable Logic and Applications (FPL), 2015 25th International Conference on*, 2015, pp. 1-4.

[92] A. Fasano and V. Villani, "ECG baseline wander removal by QVR preserving the ST segment," in *Cardiovascular Oscillations (ESGCO), 2014 8th Conference of the European Study Group on*, 2014, pp. 117-118.

[93] L. O. Sarmiento-Alvarez, Y. N. Flórez-Ordónez, A. González-Salvador, and J. Millet-Roig, "Estimación de la Frecuencia Cardiaca Fetal en el ECG Fetal no Invasivo," *Tecno Lógicas*, pp. 277-288, 2013.

[94] J. A. Lipponen and M. P. Tarvainen, "Advanced maternal ECG removal and noise reduction for application of fetal QRS detection," in *Computing in Cardiology 2013*, 2013, pp. 161-164.

[95] J. M. López, C. B. Calvo, and R. R. López, "Efectividad de la electrocardiografía fetal frente a la pulsioximetría para la determinación del bienestar fetal," *Clínica e Investigación en Ginecología y Obstetricia*, vol. 42, pp. 157-164, 2015.

[96] R. E. Espinoza Ludeña, "Indicaciones, nomenclatura, interpretación y valor predictivo del monitoréo electrónico fetal anteparto en el diagnóstico de sufrimiento fetal agudo," 2015.

[97] M. Sanches, A. Coelho, E. Oliveira, and A. Lopes, "Electrocardiograma en edad pediátrica," *SEMERGEN-Medicina de Familia*, vol. 40, pp. 334-340, 2014.

[98] B. Johnson, A. Bennett, K. Myungjae, and A. Choi, "Automated evaluation of fetal cardiotocograms using neural network," in *Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2012 IEEE International Conference on*, 2012, pp. 408-413.

[99] D. Ayres-de-Campos, C. Y. Spong, and E. Chandraharan, "FIGO consensus guidelines on intrapartum fetal monitoring: Cardiotocography," *International Journal of Gynecology & Obstetrics*, vol. 131, pp. 13-24, 2015.

[100] J. Kuzilek, L. Lhotska, and M. Hanuliak, "Processing Holter ECG signal corrupted with noise: Using ICA for QRS complex detection," in *Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies (ISABEL), 2010 3rd International Symposium on*, 2010, pp. 1-4.

[101] J. Pérez-Lescure Picarzo, "Taller de lectura sistemática del electrocardiograma pediátrico o "cómo interpretar un electrocardiograma y no perecer en el intento"," *Pediatría Atención Primaria,* vol. 13, pp. 225-233, 2011.

[102] S. Lee, J. Kim, and M. Lee, "A Real-Time ECG Data Compression and Transmission Algorithm for an e-Health Device," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering,* vol. 58, pp. 2448-2455, 2011.

[103] J. Ma, T. Zhang, and M. Dong, "A Novel ECG Data Compression Method Using Adaptive Fourier Decomposition With Security Guarantee in e-Health Applications," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics,* vol. 19, pp. 986-994, 2015.

[104] C. Zhao, Z. Chen, J. Meng, and X. Xiang, "Electrocardiograph compression based on sifting process of empirical mode decomposition," *Electronics Letters,* vol. 52, pp. 688-690, 2016.

Anexo A
<Funciones desarrolladas para la compresion de la señal>

En este trabajo se utilizó como herramienta MatLab que es un software de uso matemático y con toolbox que permiten realizar el tratamiento de las señales.

A.1. FUNCIONES EN MATLAB

A.1.1. normalizacion de línea de base

```
function [out] = filtroLineaBase(in,fs)
% normalizacion de linea de basedel ECG
%
%=========================================================
%
% proposito:    esta funcion normaliza la linea de base.
%
% DATOS DE ENTRADA
%   in ..... input data Mx1, M - length of data (one lead)
%   fs ..... frecuencia de muestreo en Hz
% DATOS DE SALIDA
%   out .... señal filtrada
%=========================================================

fin=[in(1:fs);in];
np = length(fin);

xd = decimate(fin,round(fs/20),'fir');
lbx = medfilt1(xd,10);
lb = interp(lbx,round(fs/20));
out = fin-lb(1:np);
out(1:fs)=[];
```

A.1.1. eliminación de ruido eléctrico

```
function [signal50] = ruidoelectrico(signal,fs,f);

signal_upr=[signal(1:fs);signal];
N = length(signal_upr);
% f = 33;
r1 = sin(2*pi*f/fs*(1:N));
r2 = cos(2*pi*f/fs*(1:N));
% mu = 5.8/sum(signal.*signal);
mu = 0.04;
u = zeros(1,N);
e = zeros(1,N);
W1 = zeros(1,N); W1(1) = 0;
```

```
W2 = zeros(1,N); W2(1) = 0;
for n = 1:N-1
    %filtrado
    u(n) = W1(n)*r1(n) + W2(n)*r2(n);
    e(n) = signal_upr(n) - u(n);
        W1(n+1) = W1(n) + mu*e(n)*r1(n);
        W2(n+1) = W2(n) + mu*e(n)*r2(n);
end
e(1:fs)=[];
signal50=e;
```

A.1.2. detección de complejo QRS FETAL

```
function out = DETECCIONQRS(FECG, FQRS)
%=========================================================
%
% PROPOSITO:    ESTA FUNCION DETECTA EL COMPLEJO QRS
%
% ARGUMENTOS DE ENTRADA
%   FECG ..... fetal ECG Mx1, M - length of data (one lead)
%   FQRS ..... fetal HRV Mx1, M - length of data (one lead)
% ARGUMENTOS DE SALIDA
%   out .... positions of FQRS
%=========================================================
indx = find(findMeanHigh(diff(FQRS),10));

FHR = diff(FQRS);
FHR(indx) = [];

meanFHR = mean(FHR);

passed = [];

it = 1;

while length(indx)> length(FQRS)*0.1 && it < 1000

    pri = indx(1);
    if pri > 1 && pri < length(FQRS)
        prev = FQRS(pri) - FQRS(pri-1);
        next = FQRS(pri+1) - FQRS(pri);

        if prev < 0.8*meanFHR || prev > 1.2*meanFHR
            pos = FQRS(pri)-meanFHR;
            if pos > 1 && pos <= length(FECG)
                [~,lok] = max(FECG(max([pos-100 1]):min([pos+100
length(FECG)])));
                pos = pos-100+lok;
                FQRS(pri-1) = round(pos);
                indx = find(findMeanHigh(diff(FQRS),10));
                passed = [passed FQRS(pri)];
                indx(findPassed(FQRS(indx),passed)) = [];
            elseif pos<=1
                FQRS(1:pri-1) = [];
            end
        elseif next < 0.8*meanFHR || next > 1.2*meanFHR
            pos = FQRS(pri)+meanFHR;
            if pos - 100 > 1 && pos+100 <= length(FECG)
                [~,lok] = max(FECG(pos-100:pos+100));
```

```
                pos = pos-100+lok;
                FQRS(pri+1) = round(pos);
                indx = find(findMeanHigh(diff(FQRS),10));
                passed = [passed FQRS(pri)];
                indx(findPassed(FQRS(indx),passed)) = [];
            end
        elseif (prev < 0.8*meanFHR || prev > 1.2*meanFHR) && (next <
0.8*meanFHR || next > 1.2*meanFHR)
            pos = (FQRS(pri-1)+FQRS(pri+1))/2;
            if pos - 100 > 1 && pos+100 <= length(FECG)
                [~,lok] = max(FECG(pos-100:pos+100));
                pos = pos-100+lok;
                FQRS(pri) = round(pos);
                indx = find(findMeanHigh(diff(FQRS),10));
                passed = [passed FQRS(pri)];
                indx(findPassed(FQRS(indx),passed)) = [];
            end
        end
    end


    it = it+1;

end

out = FQRS;


function out = findPassed(in,passed)
out = [];
for m = 1:length(in)
    if any(passed == in(m))
        out(end+1) = m;
    end
end
% for m = 1:length(indx)
%     ind = indx(m);
%     if ind > 1 && ind < length(FQRS);
%         next = FQRS(ind+1);
%         if next-meanFHR-100>1 && next-meanFHR+100 <= length(FECG)
%             [~,lok] = max(FECG(next-meanFHR-100:next-meanFHR+100));
%             FQRS(ind) = next-meanFHR-100+lok;
%         end
%     end
% end
%
% out = FQRS;
```

A.1.3 COMPRESION DE SEÑAL MEDIANTE WAVELET PACKET

```
ls=length(s);%se obtiene el valor de longitud de la señal
w='db3';     %selección de la transformada
n=3;         %niveles de descomposición
thr_met='h'; %tipo de umbral izado
en_cons=0.9999; %cantidad de energía a conservar
[C,L]=wavedec(s,n,w); %descomposición de la señal
C_dec=abs(sort(-abs(C))); % ordenamiento de valores absolutos
transformados de manera decreciente
                         % los unos de esta variable son los índices
de los valores que sobran
ind_sobran=find(cumenergy(C_dec)>en_cons);%valor que corresponde al
primer índice que sobra es el del umbral
umbral=C_dec(ind_sobran(1));%valor del umbral
C_rec=waverec(C_sob,L,w))%reconstrucción de la señal
subplot(2,1,1);plot(s);
axis([1 ls min(s) max(s)]); title('señal original');
subplot(2,1,2); plot(s_rec);
axis([1 ls min(s_rec) max(s_rec)]); title('señal reconstruida');
%graficos de las dos señales
error=rms(s,s_rec); %cálculo de error en reconstrucción
map=C_sob^=o;% mapa de significancia
val_sig=sum(map)%valores significantes
[com,err]=sprintf('%d:%d',ls,val_sig),1);%factor de compresión real
[com_ap,err]=sprintf('%d:%d',round(ls/val_sig),1);%factor de
compresión aproximado
%%resumen de resultados
[l_longorig,err]=sprintf('Longitud original:%d\n',ls);
[l_val_sig,err]=sprintf('Valores significativos:%d\n',val_sig);
[l_com,err]=sprintf('factor de compresion de %s \n',comp);
[l_comp_ap,err]=sprintf('\t(aproximadamente de %s)\n',comp_ap);
[l_rms,err]=sprinf('Error RMS:%d \n',error);
```