

**ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDIACA EN
NEONATOS A PARTIR DE REGISTROS DE SEÑALES DE
ELECTROCARDIOGRAFÍA**

**EVER DANILO SALAMANCA DUARTE
JOSÉ LUIS MATEUS PÉREZ**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERIAS FISICOMECHANICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA**

2018

**ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDIACA EN
NEONATOS A PARTIR DE REGISTROS DE SEÑALES DE
ELECTROCARDIOGRAFÍA**

**EVER DANILO SALAMANCA DUARTE
JOSÉ LUIS MATEUS PÉREZ**

Trabajo de grado para optar por el título de Ingeniero Electrónico

**DIRECTOR
FRANKLIN ALEXANDER SEPÚLVEDA SEPÚLVEDA
PHD. en Ingeniería**

**CO-DIRECTOR
CESAR ANTONIO DUARTE GUALDRON
PHD. en Ingeniería Eléctrica y Computacional**

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERIAS FISICOMECHANICAS
ESCUELA DE INGENIERÍA ELÉCTRICA ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA**

2018

CONTENIDO

	Pág.
INTRODUCCION	11
1. METODOS DE DETECCION.....	14
1.1 TRANSFORMADA WAVELET	14
1.1.1 Transformada Wavelet Continua (CWT)	16
1.1.1 Transformada Wavelet Discreta (DWT)	16
1.1.2 Análisis Multi-resolución.....	18
1.2 SUAVIZADO PARA ECG's	19
1.3 CONFIGURACIÓN DEL EXPERIMENTO.....	20
1.4 PAN THOMPCKINS	25
1.4.1 Filtrado	25
1.4.2 Derivación	27
1.4.3 Cuadratura	28
1.4.4 Integración	29
1.4.5 Toma de decisiones.....	31
2. RESULTADOS.....	32
2.1 BASE DE DATOS ECG	32
2.2 ANALISIS Y EVALUACION DE DESEMPEÑO DE LOS DOS ALGORITMOS	33
2.2.1 Sensibilidad.....	34
2.2.2 Valor Predictivo positivo	34
2.3 OBSERVACIONES	37
3. CONCLUSIONES	38
BIBLIOGRAFIA.....	40

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1. Descomposición multinivel.....	21
Figura 2. Subniveles	21
Figura 3. Señal ECG procesada	22
Figura 4. Detalles 1,2 y 3.	22
Figura 5. Detalles 5,6, 7 y 8	23
Figura 6. Densidad espectral de cada banda	23
Figura 7. Modulo de Señal de Detalle D4, D5 y D6	24
Figura 8. Señal Base	27
Figura 9. Señal Filtrada.....	27
Figura 10. Señal Derivada	28
Figura 11. En Cuadratura	29
Figura 12. Señal Integrada	31

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1. Ancho de Banda Señal de detalle	21
Tabla 2 Medición Proceso Pan Tompkins contra Wavelet	34
Tabla 3 Frecuencia Cardiaca en Percentiles	35
Tabla 4 Parámetros de desempeño	36
Tabla 5Análisis Estadístico	36

RESUMEN

TITULO: ANÁLISIS DE LA VARIABILIDAD DE LA FRECUENCIA CARDIACA EN NEONATOS A PARTIR DE REGISTROS DE SEÑALES DE ELECTROCARDIOGRAFÍA*

AUTORES: José Luis Mateus Pérez y Ever Danilo Salamanca Duarte**

PALABRAS CLAVE: ECG, Transformada Wavelet, Pan Tompkins, variabilidad cardiaca

DESCRIPCION:

En el presente documento se estudian e implementan dos de los algoritmos más utilizados en el procesamiento de señales ECG, el algoritmo basado en la transformada Wavelet¹ y el de Pan Tompkins², con el fin de hacer un análisis en señales de electrocardiografía neonatales orientado a determinar cuál de los dos detecta de mejor manera la frecuencia cardiaca. Éstos algoritmos fueron seleccionados por presentar una tasa de fiabilidad alta a la hora de analizar la ECG de adultos jóvenes y adultos mayores con una sensibilidad de 98,28% y 99,81 respectivamente³, es importante resaltar que las señales de ECG en neonatos presentan particularidades respecto a las señales cardiacas de adultos. El banco de datos tratados contiene señales de recién nacidos completamente sanos que fueron tomadas en las primeras 24 horas a la primera semana y al mes de haber nacido. Cada señal de electrocardiografía se procesa con los dos algoritmos mencionados para hallar la frecuencia cardiaca de cada registro, una vez se tienen los datos se comparan respecto a valores de referencia. Mediante un análisis estadístico y pruebas diagnósticas se concluye que es el algoritmo Pan Tompkins el que muestra una lectura de frecuencia de mayor fiabilidad para señales de ECG en neonatos con una sensibilidad del 98,58 %.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas Escuela de Electricidad Electrónica y Telecomunicaciones Directora Ana Beatriz Ramírez Silva PhD Ingeniería Eléctrica

¹ ADDISON, P., The illustrated wavelet transform handbook. introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance, Scotland, CRC press, 2016.

² PAN J., & TOMPKINS, W. J. (1985). A real-time QRS detection algorithm. IEEE transactions on biomedical engineering 230-236.

³ FAJARDO J, ASTUDILLO K, PALACIO B, SOLANO L. y WONG S. Evaluation of two QRS detection algorithm on ECG stress test database, Arequipa, 2016, p 1-4.

ABSTRACT

TITLE: ANALYSIS OF CARDIAC FREQUENCY VARIABILITY IN NEONATES FROM RECORDS OF ELECTROCARDIOGRAPHY SIGNALS*

AUTHORS: José Luis Mateus Pérez y Ever Danilo Salamanca Duarte**

KEYWORDS: ECG, transformed Wavelet, Pan Tompkins, cardiac variability

DESCRIPTION:

In this document we study and implement two of the most used algorithms in the processing of ECG signals, the algorithm based on the transformed Wavelet and Pan Tompkins, in order to make an analysis in neonatal electrocardiogram signals. Oriented to determine which of the two best detects the heart rate. These algorithms were selected to present a high reliability rate when analyzing the ECG of young adults and older adults with a sensitivity of 98.28% and 99.81 respectively, is important to emphasize that the ECG signals in neonates have particularities with regard to the cardiac signals of adults. The treated data bank contains signs of completely healthy newborns that were taken in the first 24 hours to the first week and month of birth. Each electrocardiogram signal is processed with the two algorithms mentioned to find the heart rate of each record, once you have the data are compared to reference values. By means of a statistical analysis and diagnostic tests It is concluded that it is the Pan Tompkins algorithm that shows a more reliable frequency reading for ECG signals in neonates with a sensitivity of 98.58%.

* Bachelor Thesis

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas Escuela de Electricidad Electrónica y Telecomunicaciones Directora Ana Beatriz Ramírez Silva PhD in Electrical Engineering

INTRODUCCION

El uso de las señales electrocardiográficas para el diagnóstico de enfermedades cardiacas no es un tema reciente y se han abordado numerosas y distintas formas de dictaminar estas enfermedades, entre estos métodos está el TAC Cardíaco, angiografía coronaria por TC (ATC), angiografía coronaria por catéter e imágenes por perfusión miocárdica. Sin embargo electrocardiograma resulta ser el método predilecto por revelar características puntuales de la señal cardíaca que de otra forma no se podrían observar. El estudio de ECGs pediátricos no se ha profundizado lo suficiente porque presenta dificultades con su procesamiento dado que los complejos QRS de los recién nacidos son cortos y tienen una pronunciada amplitud⁴; además los cambios hemodinámicos que ocurren en los primeros días del nacimiento afectan de manera directa al electrocardiograma⁵. Sumado a esto, un porcentaje significativo de cardiólogos tienen experiencia mínima en el tratamiento de ECG neonatales⁶.

Existe una variedad de algoritmos que han sido desarrollados en los últimos años y que han sido aplicados en señales de pacientes físicamente maduros, con lo cual se reduce el número de errores de interpretación y se aumenta la precisión diagnóstica del electrocardiograma^{7,8}. Entre todos los algoritmos, en concreto

⁴ ZYWIETZ C., WIDIGER B. & FISCHER R., "Extension of the HES program for processing pediatric ECGs," Computers in Cardiology, Chicago, 2004, pp. 169-172.

⁵ VASVADA Halak, SHAH H., SHAH B., Study of ECG changes in first week of life in normal newborns in a tertiary care hospital, Journal of Medical Sciences 2014 SMT NHL municipal Medical College, 2014, s.p.

⁶ SCHWARTZ PJ, GARSON A. Jr, STRAMBA-BADIALE M., VETTER VL., WREN C., Guidelines for the interpretation of the neonatal electrocardiogram. A task force of the European Society of Cardiology European Society of Cardiology, 2002 ,1329-44.

⁷ CAIRNS W., BOND R. and FINLAY D., An annotation driven rule-based algorithm for suggesting multiple 12-lead ECG interpretations, 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC), Vancouver, BC, 2016, pp. 1-4.

⁸ BIOPAC Systems Inc., Reference manuals of AcqKnowledge software guide and MP system hardware guide, (2008) ..., USA. 42 Aero Camino, Goleta, CA-0067.

destacan dos, el primero está fundado en la transformada Wavelet (TW) la cual es una herramienta matemática que representa cualquier señal mediante versiones dilatadas y trasladadas de una onda principal (wavelet madre) ,la ventaja de esta técnica es que puede centrarse en fenómenos transitorios y de alta frecuencia, además de tener la habilidad de adaptarse a la frecuencia ECG de cada paciente (niños y adultos)⁹.Adicionalmente cuenta con capacidad de brindar una localización de parámetros en los dominios de tiempo y frecuencia, facilitando el análisis en las bandas de interés.

Por otro lado, el algoritmo Pan-Tompkins(PT) se basa en el análisis de los parámetros QRS como la obtención del periodo RR, la señal de variabilidad de ritmo cardiaco y el reconocimiento de los complejos P y T¹⁰,la tasa de efectividad para análisis de la onda en adultos jóvenes y adultos mayores es notablemente alta.

Evaluando los algoritmos de una base de datos que comprende registros ECG de 65 adultos en total, 11 con condiciones cardiacas normales y 54 personas con condición diabética o algún tipo de enfermedad cardiovascular, se encuentra una tasa de sensibilidad 98.28% para TW y 99.81% para PT lo cual nos da una idea del desempeño de ambas herramientas¹¹

Sin embargo, se ha reportado en investigaciones¹² preliminares, que dichos algoritmos producen desaciertos notables al ser aplicados a señales cardiacas de recién nacidos. Adicionalmente, en un estudio¹³ realizado sobre el comportamiento

⁹ JASWAL Gaurav, PARMAR Rajan, KAUL Amit, QRS Detection using Wavelet Transform, international Journal of Engineering and Advanced Technology (IJEAT), 2012, p 4-7.

¹⁰ NAHIYAN T., and AL-AMIN A., Acceptable ECG trace selection based on Pan-Tompkins algorithm, 2016, 5th International Conference on Informatics, Dhaka, 2016, pp. 731-736.

¹¹FAJARDO J., Op. Cit., p.,69-70

¹² IRUSTA U., RUIZ J., RUIZ S. & ARAMENDI E., An algorithm to discriminate SVT from VT in pediatric AED based on spectral parameters, 2008 Computers in Cardiology, Bologna, 2008, s.p

¹³ SUN K. *et al.*, "Normal ECG limits for Asian infants and children," *Computers in Cardiology*, 2005, Lyon, 2005, pp. 455-458.

de dicha señal a pacientes asiáticos de cero a doce años concluye que las diferencias étnicas también producen discordancias en la señal ECG.

Con el fin de determinar cuál es algoritmo que mejor desempeño tiene frente a señales cardiacas en neonatos es que el actual documento se centró también en indagar sobre las últimas investigaciones, que han utilizado las herramientas TW y Pan Tompkins como base de sus estudios de variabilidad de la frecuencia cardiaca. Por lo que primero se implementaron los algoritmos anteriormente nombrados y en segundo lugar se examinó una base de datos¹⁴ que contiene 360 electrocardiogramas correspondientes a 120 pacientes del Hospital Universitario de Santander(HUS) sede Bucaramanga, tomados al día, a la semana y al mes de haber nacido, seguido de un análisis estadístico comparativo que nos permita concluir con solidez, cual es el algoritmo de mayor fiabilidad para tratar electrocardiogramas neonatales, utilizando índices de rendimiento concluyentes.

¹⁴ PAEZ Nancy, SALGAR Julio, Detección de singularidades y puntos característicos de la señal electrocardiográfica neonatal por medio de la transformada Wavelet, Bucaramanga, Universidad Industrial de Santander, Trabajo de Grado(pregrado), ,2006, s.p.

1. METODOS DE DETECCION

1.1 TRANSFORMADA WAVELET

La transformada de Fourier es una herramienta que detecta la presencia de una determinada frecuencia, pero no da mayor información sobre las características espectrales a través del tiempo. Una versión mejorada de esta es la transformada de Fourier con ventana (STFT) que se utiliza en caso de que la señal a analizar sea no estacionaria. Con esta técnica se logra detectar la aparición de alguna eventualidad que afecte la señal, pero solo se detectara en que intervalo de tiempo se produjo debido a que la localización depende del ancho elegido para la ventana. Además, dichos eventos no pueden ser resueltos si aparecen muy cerca unos de otros, ya que no será posible distinguir diferentes comportamientos dentro de una misma amplitud de ventana.

Una herramienta¹⁵ matemática que permite resolver estos problemas es la transformada wavelet (TW) la cual fue desarrollada a mediados de los años 80 y es conocida por contar con la capacidad de hacer un análisis tanto en frecuencia como en tiempo de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad.

La TW es mucho más eficiente para el análisis local (tiempo y frecuencia) de señales no estacionarias, de rápida transitoriedad respecto a la STFT ya que esta última realiza un análisis en todas las frecuencias, con un tamaño de ventana fijo distinto a lo que pasa con la ventana de tamaño adaptable de la TW además, esta provee análisis de multi-resolución mediante ventanas dilatadas, por lo tanto el

¹⁵ MALLAT S., Una teoría para la descomposición de la señal multi-resolución de la representación wavelet, *IEEE Pattern Anal. and Intel Machine.* ,1989, p. 674 – 693.

análisis de frecuencias de mayor rango se realiza con ventanas angostas, mientras que para las frecuencias de menor rango se emplean ventanas anchas.

Profundizando en lo anterior, las wavelets son funciones trasladadas y dilatadas generadas a partir de una función base (wavelet madre). Estas pueden representar cualquier señal en función de la mencionada función base mostrando características específicas inquiridas que de otra forma no serían visibles. Dichas funciones permiten la reconstrucción de la señal original utilizando la transformada Wavelet inversa (TWI).

La transformada de Fourier representa una herramienta útil para extraer información contenida en una señal en el dominio de la frecuencia. Sin embargo, se ha demostrado¹⁶ que no es adecuada para la localización de eventos en el dominio de tiempo y frecuencia simultáneamente. En este sentido, la transformada Wavelet surge como una herramienta más adecuada. En general las señales pueden ser de tipo determinístico o del tipo estocástico, pero en el mundo físico obedece en su mayoría a procesos estocásticos. Los procesos estocásticos pueden ser de tipo estacionario o no estacionario. Es denominado estacionario en sentido estricto si sus propiedades estadísticas de $x(t)$ y $x(t+c)$ son iguales, para algún valor real de c .

Las señales estacionarias pueden ser analizadas mediante métodos clásicos de transformada de Fourier. Sin embargo, algunas señales como las biomédicas son no estacionarias, además de tener características de tiempo-frecuencia altamente complejas. En la práctica lo que se puede hacer es tomar la señal no estacionaria y dividirla en segmentos dentro de los cuales se pueda asumir que la señal es estacionaria¹⁷. Aclarando lo anterior se induce al uso de la transformada wavelet ya

¹⁶ ESPADA, L. et al. Ventajas del análisis Wavelet sobre el análisis de Fourier para la interpretación del ruido electroquímico. Revista de Metalurgia, 2003, p 5.

¹⁷ FRIGGO M., A fast Fourier transform compiler, In Proceedings of the ACM SIGPLAN 1999 conference on Programming language design and implementation. ACM, New York, NY, USA, 1999, p.169-180.

que se emplea para analizar señales temporales que contienen una potencia no estacionaria y no periódica.

1.1.1 Transformada Wavelet Continua (CWT) La transformada wavelet se obtiene al aplicar el producto punto entre la función a analizar $f(t)$ y las versiones escaladas y trasladadas de una función analizante llamada wavelet madre $\Psi(t)$, tal como se muestra en la *Ecuación 1* :

$$\Psi_{a,b}(t) = \left(\frac{1}{\sqrt{|a|}} \right) \Psi \left(\frac{t-b}{a} \right)$$

Ecuación 1

Donde $a \neq 0$ y b son parámetros de escala y translación respectivamente. Entonces dada una señal $S(t)$ de energía finita la transformada Wavelet continua (CWT) de S se define como:

$$W_{\Psi_{a,b}}S(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t)\Psi_{a,b}(t)$$

Ecuación 2

Para cada par de parámetros reales (a, b) , $a \neq 0$. La transformación así definida preserva la energía de la señal, siempre y cuando se escoja un conjunto de base $\Psi_{a,b}$ de tipo orto-normal.

1.1.1 Transformada Wavelet Discreta (DWT) Las implementaciones de transformadas continuas representan un alto costo desde el punto de vista numérico es por eso que no se requiere calcular cada uno de los coeficientes $\Psi_{a,b}$ de las wavelets para cada valor real, en su lugar se hace el cálculo solo para los valores ya discretos de a, b .

La versión discreta de la transformada, se resume en una correcta elección de parámetros discretos $\{(a_j; b_{jk})\}$, para escalas y translaciones respectivamente, de donde resulte una familia de wavelets $(\Psi_{a_j, b_{jk}})$ que debele características que pretendemos de nuestra señal propósito (ECG). Esto constituye un problema pues caracterizar o detectar las wavelets que funcionan para nuestro objetivo es engorroso de puntualizar. Afortunadamente se cuenta con varias clases de wavelets¹⁸ plausibles y predefinidas para la mayoría de señales de aplicación (ECG, eléctricas, sonoras, imágenes), las más difundidas son las wavelets de spline, las wavelets Daubechies¹⁹.

Teniendo la wavelet madre real y una señal a convertir $s(t)$ de energía limitada la versión de la transformada discreta asociada se define²⁰ como:

$$DW_{\psi} s(j, k) = \langle s, \Psi_{jk} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \Psi_{jk}(t) dt$$

Ecuación 3

Para todos los valores enteros de j y k. por otra parte, tenemos las fórmulas de síntesis:

$$s(t) = \sum_j \sum_k c_{jk} \Psi_{jk}(t) \approx \sum_j \sum_k \langle s, \Psi_{jk} \rangle \Psi_{jk}(t)$$

Ecuación 4

En la práctica se considera que los valores de la transformada o los coeficientes resumen la información de la señal continua, entonces dichos coeficientes (C_{jk})

¹⁸ Serrano, E., Introducción a la transformada wavelet y sus aplicaciones al procesamiento de señales de emisión acústica. Escuela de Ciencia y Tecnología, Universidad Nacional de General San Martín, 2000, p 32-34.

¹⁹ Ibíd., p. 8

²⁰ Ibíd., p. 9

reemplazan el mapeo continuo a el dominio de la frecuencia. Bajo este punto de vista, analizar una señal por medio de la transformada discreta consiste en descomponer la misma en un banco de filtros pasa-banda y en cada octava (particiones en niveles) caracterizar el comportamiento en el tiempo, así tenemos:

$$s(t) = \sum_j w_j(t)$$

Ecuación 5

$$w_j(t) = \sum_k c_{jk} \Psi_{jk}(t)$$

Ecuación 6

Así para cada valor entero de j que es el parámetro de escala, las wavelets $\Psi_{jk}(t)$ generan un sub-espacio de señales que comparten una misma octava de localización. Entonces $w_j(t)$ de la *Ecuación 6* son los sub-espacios de wavelets que son ortogonales²¹ entre sí.

1.1.2 Análisis Multi-resolución El análisis multi-resolución²² permite analizar cualquier señal para diferentes frecuencias con diferentes resoluciones, con la particularidad que proporciona una buena resolución temporal en tiempo para altas frecuencias, y una buena resolución de frecuencia a bajas frecuencias. Este tratamiento adquiere un sentido especial cuando las señales a manejar tienen componentes de alta frecuencia de corta duración y componentes de baja frecuencia de larga duración, como es el caso de las señales electrocardiográficas²³. El análisis multi-resolución ha evolucionado para

²¹ Ibíd. p.63-64

²² NUÑEZ L Miguel, Análisis Multi-resolución, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Matemáticas, Lima,2010, s. p.

²³ GALLARDO Jose, Procesamiento de señales electrocardiográficas mediante transformada wavelet, para el estudio de variabilidad de la frecuencia cardiaca, Universidad Tecnológica Nacional, Buenos Aires, ,2011, p. 2-6.

descomponer señales en tiempo discreto, obteniendo una representación de tiempo-frecuencia. Esto se logra utilizando filtros de distintas frecuencias de corte, la señal pasa por filtros pasa-altos y pasa-bajos analizando las componentes de alta y baja frecuencia respectivamente. Estas operaciones cambian la resolución de la señal y la escala se modifica mediante operaciones de convolucion con unos coeficientes asociados a las wavelets esta disposición, además, genera espacios de representación ortogonales entre sí y con otros espacios es por esto que la información de la señal no se repite, es decir la transformada no es redundante.

Para la implementación de la transformada wavelet en computador, se debe disponer de algoritmos rápidos, algo análogo a la FFT de la transformada de Fourier para encontrar coeficientes Wavelet (C_{jk}) y lo mismo para reconstruir la función que representan.

1.2 SUAVIZADO PARA ECG's

Para aplicar la transformada al electrocardiograma debe hacerse un procesamiento previo, primero un suavizado sobre este utilizando la función *smooth* de MATLAB® con la que se promedian los datos de la señal con una ventana móvil de 150 muestras, esta ventana de muestras es lo suficientemente espaciada para que los picos característicos de la señal ECG no se sobrelapen y los cambios del suavizado aplicado no serán bruscos, así se define una nueva señal con una forma base para el siguiente paso.

Lo siguiente es restar de la señal original la señal base, logrando que en los puntos más cercanos a la línea base se disminuyan las variaciones bruscas de la misma sin que la señal pierda su forma característica o se vean afectados los parámetros de interés.

1.3 CONFIGURACIÓN DEL EXPERIMENTO

Para el proceso de multi-resolución de nuestra señal se empleó la función *wavedec* de MATLAB® esta realiza un análisis wavelet unidimensional multi-nivel, empleando unos filtros de descomposición, creados a partir de la wavelet madre llamada *db10*.

La wavelet (*ondícula*) *db10* perteneciente a la familia (wavelets) Daubechies, es seleccionada basándonos en aportes²⁴ anteriores sobre los niveles de descomposición que se deben efectuar en un electrocardiograma y define el número máximo de niveles de descomposición dado por $\log_2(N)$ donde N es la longitud de la señal (número de muestras en tiempo discreto), en nuestro caso dado que las señales tienen 12000 muestras, trece es el máximo nivel de descomposición.

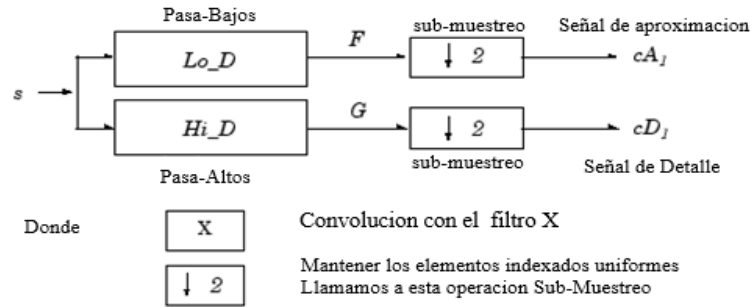
A continuación se sometió a la señal $S(t)$ a pasar por una serie de filtros de diferentes frecuencias de corte, con un sub-muestreo determinado que se observa en la figura 1, obteniendo los coeficientes de aproximación de la señal resultante del filtrado paso-bajo y los coeficientes de detalle del filtrado paso altos, de esta manera se obtiene la descomposición de primer nivel.

Para lograr la descomposición de los subsecuentes niveles, se somete la señal obtenida del filtro paso-bajo y se le repite el proceso aplicado inicialmente a nuestra señal. Este proceso planteado por Mallat²⁵ se realiza hasta adquirir los niveles de descomposición deseados, siguiendo la estructura de la figura 2.

²⁴ *Ibíd.*, p.67.

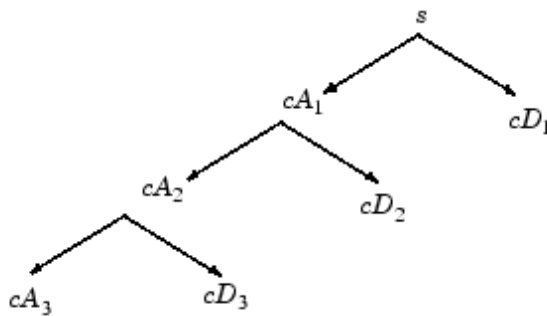
²⁵MALLAT, Op. Cit, p.674 – 693.

Figura 1. Descomposición multinivel



Fuente Mathworks, Inc. Descomposición multinivel, R2017b, (Recuperado 9 de octubre de 2017) disponible en https://www.mathworks.com/help/wavelet/ref/wavedec.htm?s_tid=doc_ta. Versión traducida al español.

Figura 2. Subniveles



Fuente Mathworks, Inc. Descomposición multinivel, R2017b, (Recuperado 9 de octubre de 2017) disponible en https://www.mathworks.com/help/wavelet/ref/wavedec.htm?s_tid=doc_ta.

Tabla 1. Ancho de Banda Señal de detalle

Señal	Ancho de banda en Hz
D1	0.....600
D2	0.....300
D3	0.....150
D4	0.....75
D5	0.....37,5
D6	0.....18,75
D7	0.....9,38
D8	0.....4,69

Figura 3. Señal ECG procesada

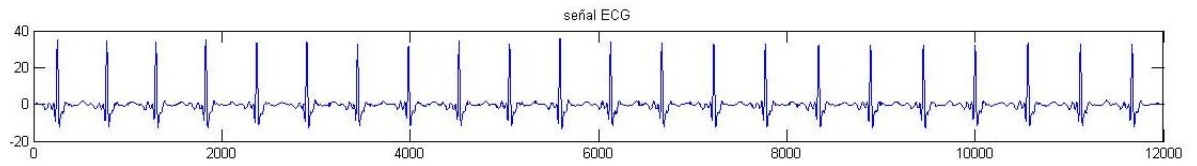


Figura 4. Detalles 1,2 y 3.

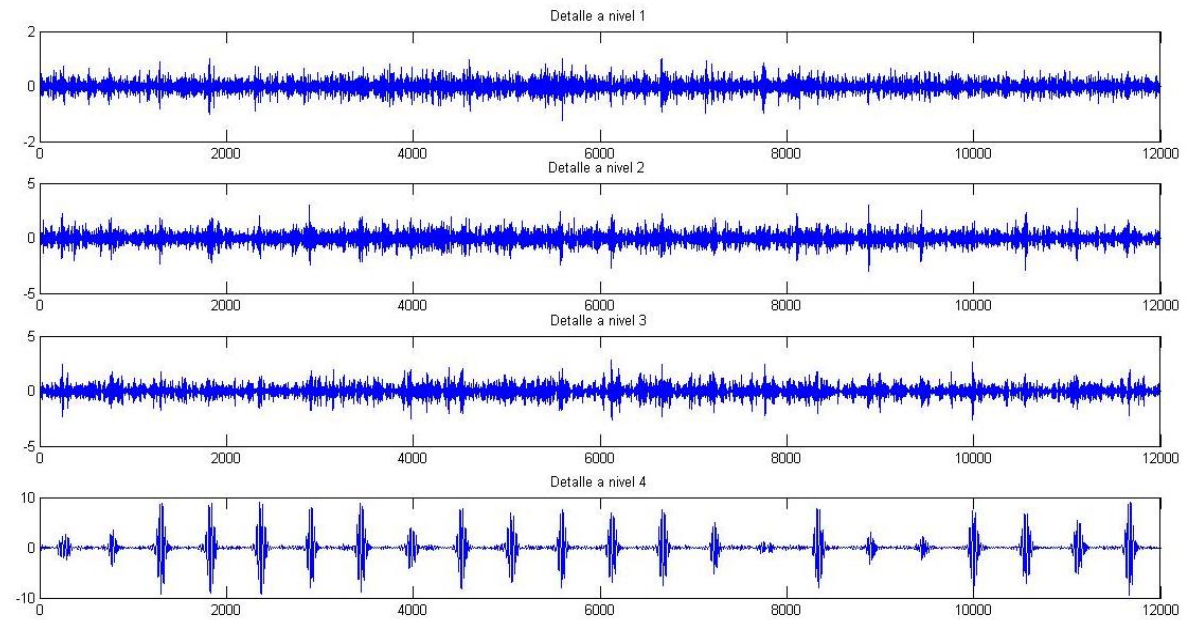


Figura 5. Detalles 5,6, 7 y 8

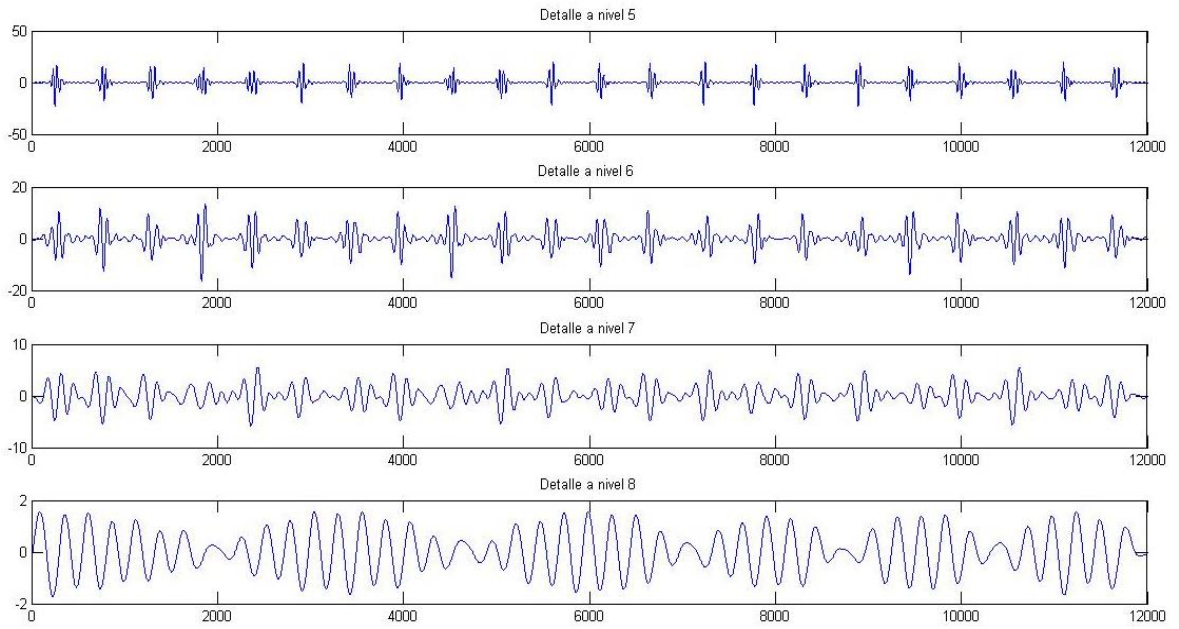


Figura 6. Densidad espectral de cada banda

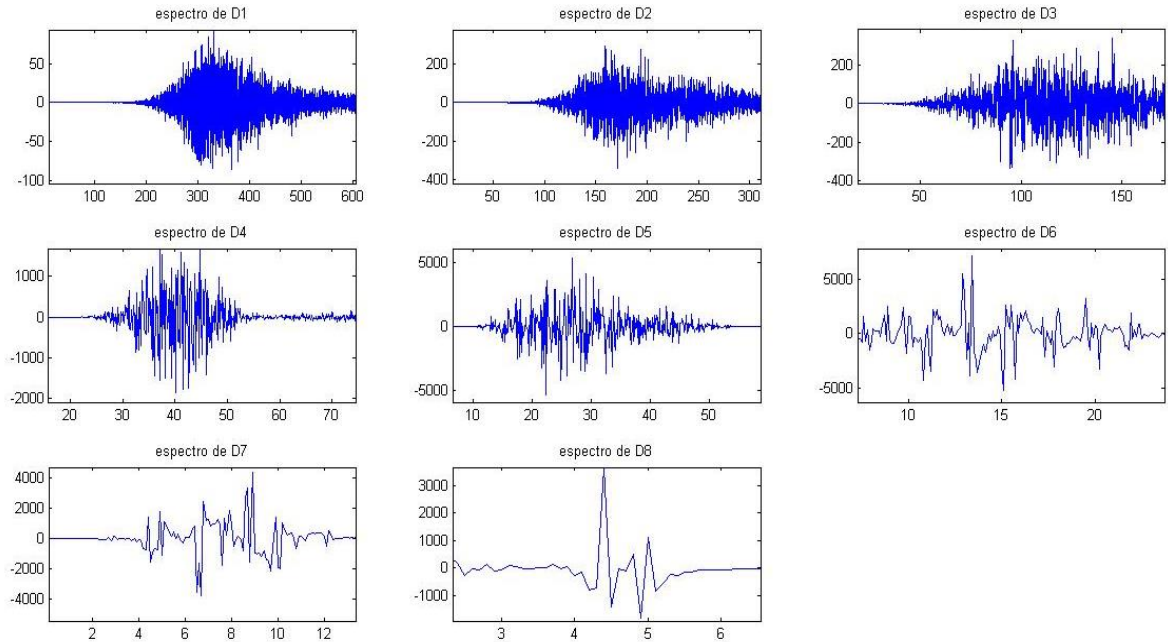
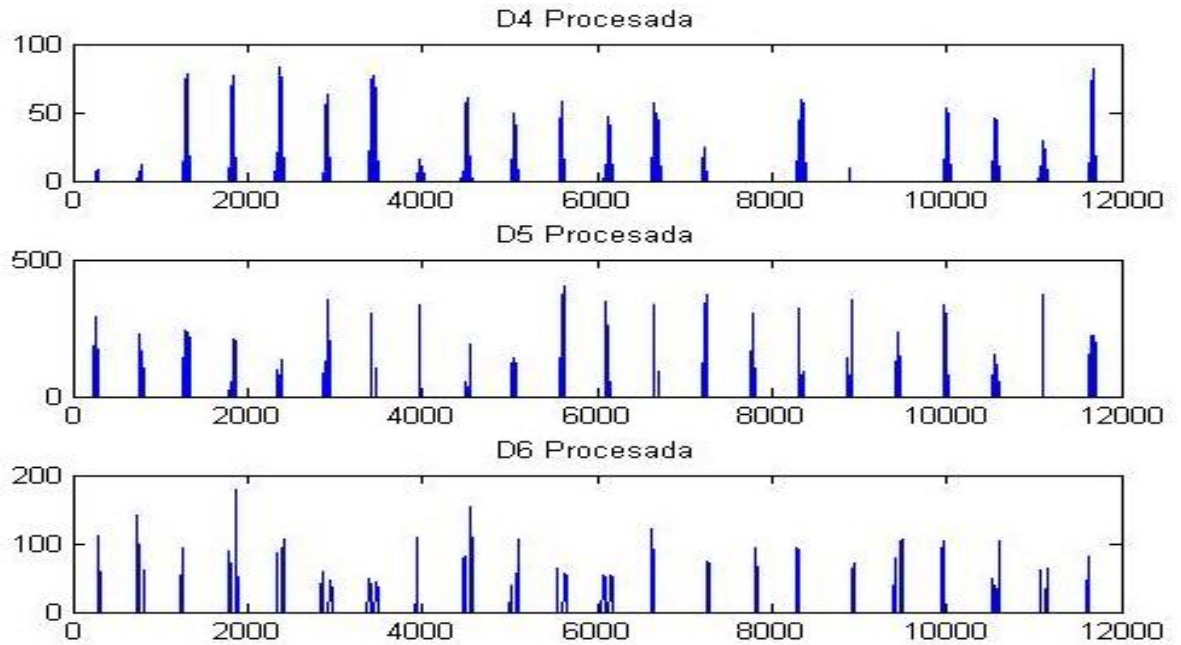


Figura 7. Modulo de Señal de Detalle D4, D5 y D6



En la figura 4 y la figura 5 del análisis multi-resolución del ECG, se observó que la onda R no solo está limitada a las bandas principales D4 o D5 si no que en mayor o menor orden conforman también las demás bandas.

En la figura 6 las longitudes de la distintas señales cambian para observar de manera más evidente la banda en la cual contiene la señal de detalle por este motivo la longitud de la misma cambia de manera selectiva escogiendo una frecuencia correspondiente. Haciendo una inspección a la densidad espectral de potencia ($|M^2|$ vs Hz), se concluye que la fracción más considerable de la energía de la señal, se encuentra confinada en la banda D5, sin embargo, no solo se puede afirmar que es exclusiva a esta. Para continuar con el correcto análisis, se deben tener en cuenta además la banda D4 y D6, así mismo ignoramos las demás bandas de detalle evitando ruido de alta y baja frecuencia como se ha planteado²⁶.

²⁶ GALLARDO, Op. Cit., p.,69.

Con base en lo anterior se reprodujo el algoritmo, realizando una analogía con el procedimiento, los umbrales hallados empíricamente por Gallardo²⁷, el cual planteo tres umbrales, para eliminar ruidos (umbrales de denoising), seguido de tres umbrales de detección respectivamente para D4, D5 y D6. Los umbrales de ruido plantean su cálculo mediante $th4=0.40*(\max (D4))$; $th5=0.35*(\max (D5))$; $th6=0.25*(\max (D6))$;

Luego si las señales D4, D5, D6, sobrepasan estos umbrales, se prosigue a hallar su módulo obteniendo así nuevas señales de detalle (figura 7). Las cuales se someten a los umbrales de detección, donde su valor se halla adecuando las expresiones $h4=0.25*(\max (D4))$; $h5=0.20*(\max (D5))$; $h6=0.15*(\max (D6))$, de esta manera se identifican los picos de la onda R, necesarios para el cálculo de la frecuencia cardiaca.

1.4 PAN THOMPKINS

Pan-Tompkins formulo un algoritmo²⁸ de detección de QRS, el cual se basó en las características y comportamientos del complejo QRS tales como pendiente, amplitud y anchura en un ECG típico. Dicho algoritmo se compone de una serie de etapas²⁹ como filtrado y remoción de artefactos indeseados (imperfecciones), luego una etapa de derivación, cuadratura, integración y finalmente la toma de decisiones. A continuación, se explica brevemente cada una de estas etapas.

1.4.1 Filtrado En base a trabajos previos³⁰ sobre el debido tratamiento a señales ECG, sabemos que el rango de frecuencias en donde se encuentra la mayor

²⁷ GALLARDO, Op. Cit., p.,69-70.

²⁸ PAN J., & TOMPKINS, W. J., Op. Cit., p.,2.

²⁹ ESCOLA, análisis e implementación de algoritmo de detección de complejo QRS en tiempo real, Jorge, Universidad Tecnológica Nacional Facultad Regional Buenos Aires, [En línea], [citado en 10 de octubre de 2017].

³⁰ THAKOR. N., WEBSTER, J. G., y TOMPKINS. W.J. "Optimal QRS Detector". Eng. Comput.

densidad de energía para el complejo QRS está centrado cerca de los 10Hz. Estos análisis fueron hechos para señales electrocardiográficas de adultos y adultos jóvenes, luego de un tratamiento espectral de este concepto para señales de pacientes neonatales se concluye que la densidad de energía no está confinada cerca de la frecuencia anterior si no que se encuentra de manera dispersa de manera que no es posible identificar una frecuencia específica que contenga la mayor densidad de energía.

Teniendo en cuenta estas consideraciones se implementa un filtro pasa banda con el fin de acotar en frecuencia esta señal, y sustrayendo así artefactos indeseados como ruido e interferencias. En este punto es válido aclarar los conceptos interferencia y ruido de los cuales su eliminación³¹ hace parte considerable del tratamiento del Electrocardiograma.

Las señal inicial sin tratar es la correspondiente a la figura 8, La cual se somete a un filtro pasa banda implementado mediante dos filtros IIR Butterworth en cascada, un pasa bajos seguido de pasa altos. Dichos filtros fueron diseñados mediante la herramienta de FDATool del software MATLAB®. Los filtros se diseñaron manteniendo la frecuencia de muestreo de la señal a 1200Hz, con frecuencias de corte de 5 y 45 Hz para pasa alto y pasa bajos respectivamente con una banda de transición de 10 Hz y una relación de rechazo de 60 decibeles. Los resultados obtenidos al someter la señal a estos filtros se visualizan en la figura 9.

(1983) Medical and Biological Engineering”, Kluwer Academic Publishers ISSN 0140-0118.

³¹ RAMOS J. “Detección de micro-potenciales auriculares de alta frecuencia” Universidad Politécnica de Cataluña, Tesis de Doctorado, Cataluña, 1997. s.p.

Figura 8. Señal Base

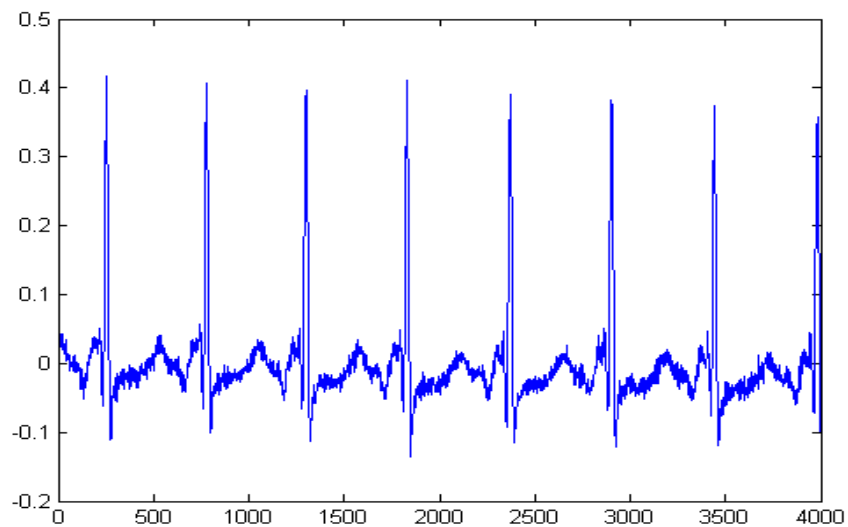
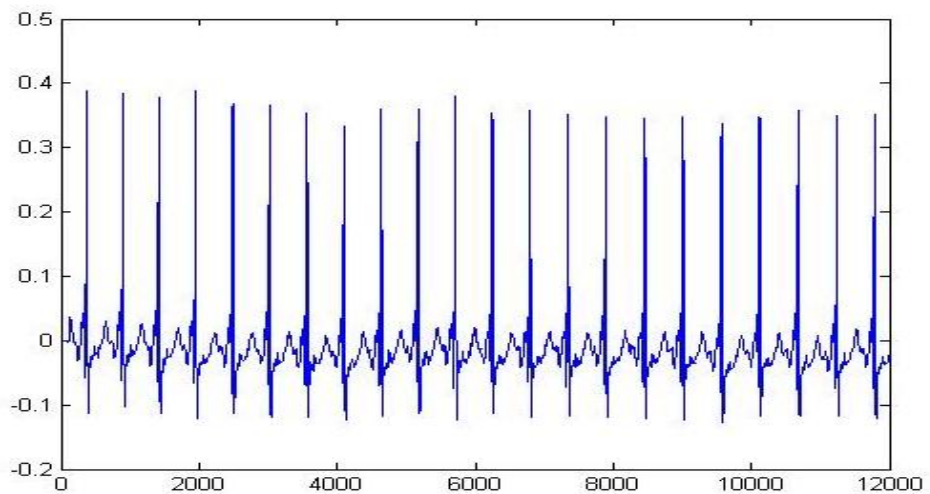


Figura 9. Señal Filtrada



1.4.2 Derivación En esta etapa se procede a encontrar una señal que evidencie la velocidad de variación de la señal ECG. La velocidad de variación (o derivada) de una señal, es por definición el cambio de la amplitud de la señal en un intervalo de tiempo. Nuestra señal de tiempo discreto condiciona el menor intervalo de tiempo

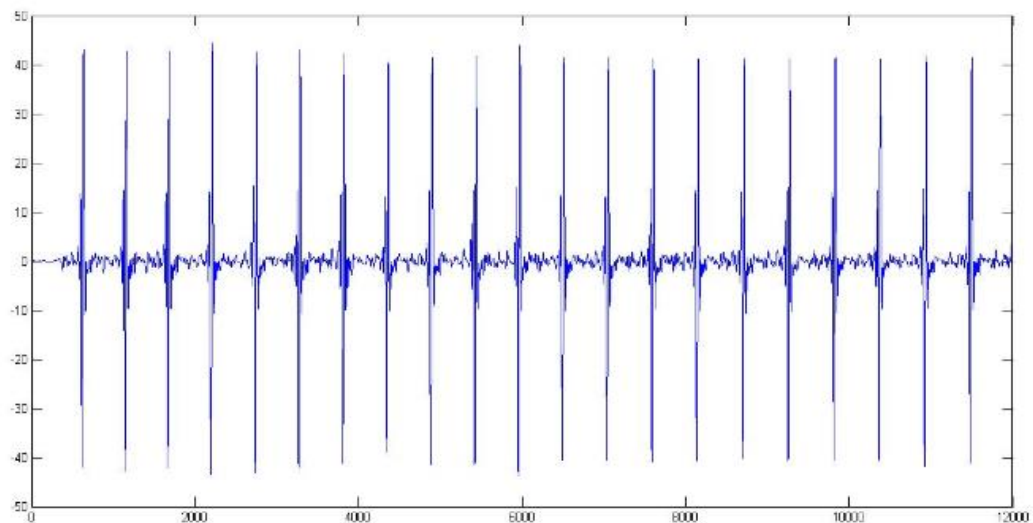
entre muestras, como la inversa de la frecuencia con la que se muestreo la señal, así aplicando la definición tenemos que la derivada de la señal es:

$$\frac{df(t)}{dt} = \frac{f(t + \Delta t) - f(t)}{\Delta t} = (\text{señal}(i + 1) - \text{señal}(i)) * fs$$

Ecuación 7

Entonces al someter la señal al proceso de filtrado, lo siguiente es calcular su derivada mediante la Ecuación 7 obteniendo como resultado la señal de la figura 10. Hay que resaltar que estará afectada por un factor de escala sin embargo no compromete las características de interés.

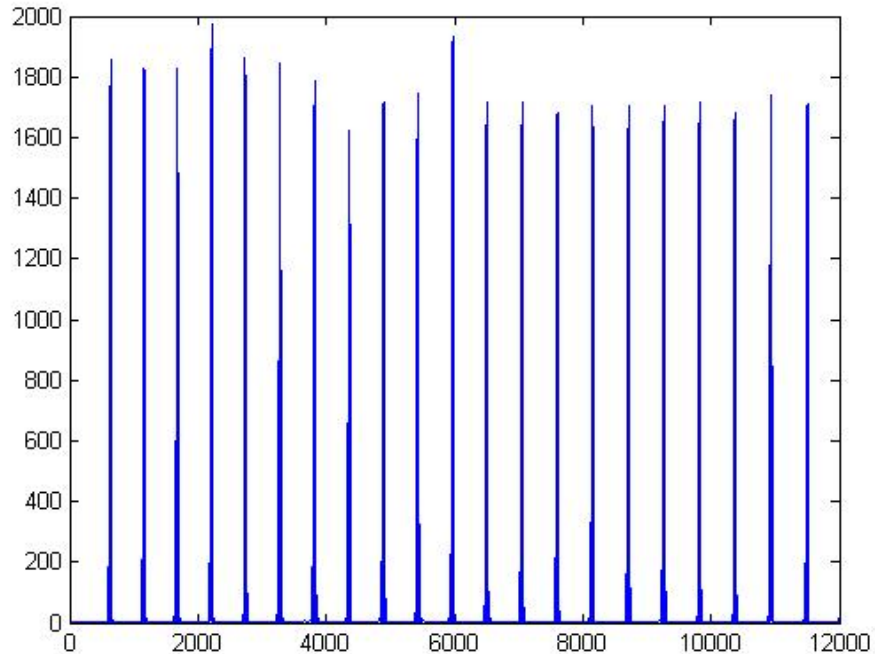
Figura 10. Señal Derivada



1.4.3 Cuadratura Para eliminar de forma óptima los cambios abruptos de pendiente de corta duración como los correspondientes a ruido presente en la señal, se logra por medio de una operación sencilla que permita distanciar de forma relativa los picos de mayor magnitud que son de interés, dado que representan las ondas R con respecto a los de menor magnitud, esto se realiza elevando al cuadrado la señal

y a su vez adecua la señal para la siguiente etapa dado que los datos a tratar sean valores positivos, dicho resultado se muestran en la figura 11.

Figura 11. En Cuadratura



1.4.4 Integración Luego de encontrar la velocidad de cambio de la señal hay que identificar aquellos puntos en los que la pendiente es mayor, con esto se logra obtener una orientación sobre la posición del pico del complejo QRS.

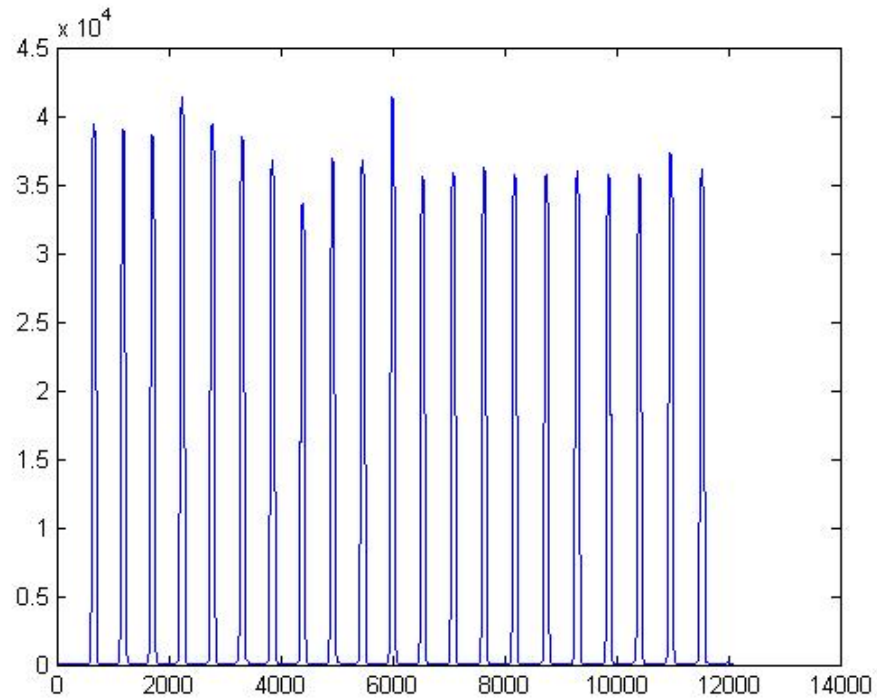
Por otro lado, este proceso no se debe llevar a cabo con un simple algoritmo que identifique los máximos de la señal, ya que esta no es la manera eficiente para identificarlos dado que la señal puede contener ruido e interferencia que produzcan una derivada de gran valor. Además, una característica de la señal buscada, es que la misma no solo posee una alta pendiente ascendente sino también una pendiente negativa lo que conlleva a generar no uno si no dos picos en la señal analizada, y el punto medio entre ambos (un valor cero en la derivada de la función original) que corresponde con el máximo del complejo QRS.

Una forma sencilla de detectar estos fenómenos es integrando la señal por intervalos de tiempo (integración por ventana móvil). Esto significa analizar cualitativamente la energía de un determinado sector, luego mover en forma lineal la ventana y repetir el procedimiento, se elige un ancho de ventana tal que, las muestras que fueron tomadas no sobrepasen la distancia que hay entre dos picos (RR), se realiza la integración con lo que se obtendrá un máximo justamente en este punto, y será la guía para la detección del punto R. Se debe condicionar con el ancho promedio del complejo QRS para evitar captar fenómenos indeseados. De aquí es que este valor debe ser adoptado en un rango de 50 a 110 milisegundos³².

Luego de analizar la señal obtenida en la etapa anterior se logra concluir que la duración del complejo QRS no es superior a 60 milisegundos. Lo cual nos lleva a elegir un tamaño de ventana móvil de 80 muestras que corresponde a una ventana de tiempo ligeramente superior a la duración del complejo, donde dicha diferencia corresponde al margen de confianza de nuestra variable de interés, obteniendo como resultado de la figura 12. En esta figura se evidencia la señal integrada para cada una de las 12000 muestras de la señal tratada donde se identificaran cada uno de los máximos de cada ventana de integración.

³² SERRANO Carlos, Análisis de la variabilidad de intervalos de tiempo del ECG, Tesis Doctoral, Cataluña, Universidad Politécnica de Cataluña, 2001, p 2-10.

Figura 12. Señal Integrada



1.4.5 Toma de decisiones En esta etapa se definen cuales son o no, los puntos valiosos de la señal proveniente de la integración es decir los picos de las ondas R, una vez localizados cada uno, se calcula un promedio de tiempos de ocurrencia entre estos midiendo así la frecuencia cardiaca del recién nacido.

2. RESULTADOS

2.1 BASE DE DATOS ECG

La base de datos referida en este documento, es el producto obtenido del trabajo de grado³³ “Detección de singularidades y puntos característicos de la señal electrocardiográfica neonatal por medio de la transformada Wavelet” desarrollado por Nancy Stella Páez y Julio Enrique Salgar en el 2006. Dicha base de datos contiene electrocardiogramas de 120 recién nacidos, a cada uno de ellos se le registra 3 mediciones de la actividad cardiaca a las 24 horas, a la semana y al primer mes de vida. En dicho trabajo se analizaron los 360 electrocardiogramas, en cada uno se registró en tiempo real siete derivaciones precordiales V1, V2, V3, V4, V5, V6, V3R y dos derivaciones bipolares DI, DII debido a que las derivaciones precordiales se toman en un solo canal, y al mismo tiempo solo pueden ser registradas tres derivaciones. Este procedimiento se llevó a cabo tomando las señales DI, DII y V1, luego DI, DII, V2, así sucesivamente, La duración de cada registro fue de 15 segundos. Las derivaciones registradas en tiempo real se guardaron en una matriz de tres columnas en formato *.txt*, donde la primera columna corresponde a DI, la segunda a DII y la tercera a las precordiales.

La asignación de nombre de cada matriz está representada así A001, B001, C001, donde A corresponde el registro a las primeras 24 horas de vida, B y C, una semana y un mes respectivamente, acompañado de numero de paciente en este caso paciente numero 1 así sucesivamente hasta el paciente 120, el cual tendría su representación A120, B120, C120.

³³ PAEZ Nancy, Op. Cit., p.1-3.

Estas señales fueron sometidas a un pre-procesado para realizar dicha base de datos, donde se aplicaron filtros IIR de frecuencia de corte de 300 Hz, seguido de un filtro IIR Butterworth rechaza banda de orden 60 para la frecuencia de 60 Hz. La salida es una señal de 9 derivaciones de 10 segundos de duración con disminución significativa de ruido y de distorsión respecto a la línea base, luego la señal proveniente del pre-procesado se guarda en formato de archivo *.mat*.

2.2 ANALISIS Y EVALUACION DE DESEMPEÑO DE LOS DOS ALGORITMOS

El primer análisis básico lo determina la velocidad de respuesta de cada algoritmo, generalmente el aspecto que tiene relevancia en este tipo de análisis son sus costos computacionales para esto se utilizó un computador con procesador Intel Core i5M-450 2.4GHz (4 CPUs), dando un tiempo en su ejecución que se puede apreciar en la tabla 2.

Para la evaluación y validación de los algoritmos se recurre al criterio de un experto, con el fin de tener un valor formal respecto al cual medir conceptos estadísticos de desviación y error respecto a él. Es decir, señalar cuál de ellos es el que más se ajusta al valor real de frecuencia cardiaca proporcionada por el profesional.

Dicha evaluación consistió en imprimir seis (6) muestras aleatorias de cada una de las fases de obtención del ECG (1 día, 1 semana y 1 mes), con una resolución aceptable para la evaluación por parte del profesional y debieron ser detectadas por el manualmente las ondas RR o los picos sobresalientes de la onda QRS. Recordar que cada muestra contiene 10 segundos de información, una vez hallados dichos picos se enumeran y de manera lógica se hallan los valores de frecuencia cardiaca de cada muestra; seguido a esto se estudió estadísticamente como responden los algoritmos en comparación a estos asientos numéricos, alcanzando datos de confiabilidad por medio de parámetros de desempeño ya establecidos en la

literatura para este tipo de procesos como pruebas diagnósticas Sensibilidad (Se) y el valor predictivo positivo (Vpp), los cuales también fueron implementados en el trabajo de Nancy Páez y Julio Salgar.

Tabla 2 Medición Proceso Pan Tompkins contra Wavelet

ASPECTOS	PAN		
	TOMPKINS	WAVELET	NEO ³⁴
Tiempo [S]	2,35	0,699	2,56

2.2.1 Sensibilidad Es la probabilidad de clasificar correctamente una variable medida (picos de las ondas R), es decir la probabilidad de que el algoritmo en cuestión detecte correctamente la ocurrencia cuando en realidad este presente.

$$Sensibilidad = \frac{Vp}{Vp + Fn} * 100\%$$

Ecuación 8

Donde Vp es el número de verdaderos positivos (cuando el algoritmo detecta un pico de la onda R que el experto también detecto), y Fn es el número de falsos negativos (el algoritmo no detecta un pico de la onda R que el experto si detecta)³⁵.

2.2.2 Valor Predictivo positivo Es la probabilidad que exista la variable (pico de la onda R) cuando el algoritmo la detecta, es decir la probabilidad de que el algoritmo no se equivoque en la detección. Este parámetro está definido como:

³⁴ PAEZ Nancy, Op. Cit., p.3-4.

³⁵ PITA S., PERTEGAS S, Pruebas diagnósticas: Sensibilidad y especificidad. Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística citado [2017-10-17]. Complejo Hospitalario Universitario de A Coruña (España) Cad Aten Primaria 2003, s.p

$$V_{pp} = \frac{V_p}{V_p + F_p} * 100\%$$

Ecuación 9

Donde F_p es el número de falsos positivos (cuando el algoritmo detecte un pico que según el criterio del experto no se encuentra presente).

Ejemplo del procedimiento: El experto identifica 145 picos, mientras que el algoritmo {A} identifica 146 se marca 145 como VP, y 1 como FP, luego el algoritmo {B} identifica 140 de los picos entonces se marca 145 como VP, y 5 como FN, cabe aclarar que estos algoritmos empleados presentan muy poca sensibilidad por desfases de la señal a tratar por ende no se tomó en consideración.

En consecuencia, reemplazando en la Ecuación 8 y la Ecuación 9 el algoritmo basado en la transformada Wavelet presenta una sensibilidad (Se) de 97,65% y valor predictivo positivo (V_{pp}) 98,66%, respectivamente mientras que el algoritmo de Pan-Tompkins 100% de sensibilidad y 98,58% de valor predictivo positivo³⁶.

Tabla 3 Frecuencia Cardíaca en Percentiles

Frecuencia cardíaca (lpm)				
media(p2-p98) [p=percentil]				
Edad (días)	Davignon[1] (p2-p98)	Rijnbeek[2] (p2-p98)	Pan-Tompkins (p2-p98)	TW(descomposición) (p2-p98)
0-1	123(93-154)	----	129(99-176)	129(97-171)
1-7	129(90-166)	----	141(112-171)	141(108-168)
7-30	149(107-182)	160(129-192)	152(120-185)	151(119-182)

³⁶ *Ibíd.*, s.p.

Tabla 4 Parámetros de desempeño

Edad (días)	PAN-TOMPKIS [%]		TW (descomposición) [%]	
	Sensibilidad (Se)	V. predictivo positivo (Vpp)	Sensibilidad (Se)	V. predictivo positivo (Vpp)
1	100	98,4	100	99,2
7	100	98,5	100	98,5
30	100	98,85	92,97	98,28

Los valores presentados en la tabla 3 contienen el percentil 2 hasta el percentil 98 por cada grupo de edad, esto proporciona un método visual más rápido práctico y provechoso para comparar los valores encontrados en los ECG's dados. Además se evidencia el cambio de la frecuencia cardiaca con la edad facilitando la interpretación diagnóstica, en la columna dos y tres de esta tabla se encuentran valores de estudios³⁷ previos en una población de niños blancos Canadienses y clasificados de igual forma, con algunos valores sustanciales de nuestro interés para edades similares; mientras que en las columnas 4 y 5 se muestran los resultados obtenidos de la base de datos mediante los dos algoritmos implementados en el presente trabajo. En último lugar se encuentra la tabla 4 que contiene los parámetros de desempeño definidos en la sección 0 .

Haciendo un análisis a la base de datos con el método más eficiente se obtiene.

Tabla 5 Análisis Estadístico

Días	Varianza [lpm ²]	Desv. Estándar [lpm]	Moda [lpm]
0-1	341,7172	18,5126	156,5217
1-7	221,3467	14,5126	141,7323
7-30	268,2483	16,3782	150,62276

³⁷ DAVIGNON André, Op. Cit., p.1-2.

2.3 OBSERVACIONES

Existen varios factores que afectan³⁸ el análisis de la variabilidad de frecuencia cardiaca (HRV) en niños recién nacidos, comenzando con que la madre puede presentar desde hábitos alimenticios perjudiciales, un estilo de vida malsano, obesidad, desnutrición, tipo grasa ingerida, consumo de carbohidratos, pobre ingesta de frutas y vegetales, y hasta alto consumo de sal con esto provocando la influencia del bajo peso al nacer, además de los factores propios³⁹ del niño como las arritmias que se pueden presentar en infantes sanos en etapas de cambio, la mayoría de estas son benignas y pueden ser arritmias sinusales en las que se incluye episodios de fiebre que obviamente estresan al paciente y modifica su ritmo cardiaco normal, taqui-arritmias es un incremento anormal en la frecuencia cardiaca pero que no necesita ningún tratamiento médico, ya que son totalmente habituales y no afectan la salud.

Mencionado lo anterior se hizo una depuración al banco de señales, ya que algunas presentaban irregularidades significativas cuando se aplicaban los algoritmos a las mismas. por esto la mayoría de dichas señales se enviaron a revisión con un experto para discriminarlas definitivamente o encontrar las causas que afectan dichas señales, así mismo el especialista recomienda no aplicarlas en el estudio, dando como resultado final una reducción en el banco de señales por factores que se explicaron en el anterior párrafo y concluyendo también que una señal con un contaminación de ruido de amplitud mayor a 0,3 [m.V.] impide que tanto el especialista como el algoritmo detecten correctamente la naturaleza del electrocardiograma. También fue necesaria la adecuación de las señales resultantes de la base de datos, dado que presentaban diferentes rangos dinámicos de amplitud, cuyo fenómeno no fue especificado en la creación de esta.

³⁸ Factores de riesgo modificables para enfermedad cardiovascular en niños. An Venez Nutr [online]. 2010, vol.23, n.2, pp. 100-107.

³⁹ GARRIDO Luis y DELGADO María. Trastornos del ritmo en el recién nacido. Acta pediátrica. México[online]. 2014, vol.35, n.2, pp.148-158.

3. CONCLUSIONES

Con el fin de establecer intervalos de confianza para los valores normales de la señal electrocardiográfica promedio en neonatos, es que el desarrollo de la actual investigación se centró en indagar la variabilidad de la frecuencia cardiaca en niños recién nacidos de la región ,por lo que primero se implementaron los algoritmos anteriormente nombrados y segundo se examinó una base de datos⁴⁰ que contiene 360 electrocardiogramas correspondientes a 120 pacientes del Hospital Universitario de Santander(HUS) sede Bucaramanga, tomados al día, semana y mes de haber nacido, seguido de un análisis estadístico comparativo que nos permita concluir con solidez, cual es el algoritmo de mayor fiabilidad para tratar electrocardiogramas neonatales, utilizando índices de rendimiento concluyentes.

Los algoritmos actualmente desarrollados y enfocados en el análisis de señales ECG en adultos, han logrado un aporte significativo en el diagnóstico y tratamiento de enfermedades asociadas con la actividad cardiaca a tal punto de obtener un monitoreo en tiempo real logrando una alerta temprana de algún tipo de complicación.

En la actualidad se emplean algoritmos basados en el método de Pan-Tompkins y transformada wavelet, tanto para la detección, diagnóstico y tratamiento (monitoreo) de afecciones cardiacas en pacientes adultos, como por ejemplo el caso de la clasificación de anomalías cardiacas empleando una red neuronal desarrollada por Tanoy (2), cuya base es el algoritmo de Pan-Tompkins. También se puede resaltar el trabajo de Meenakshi (3) referente a eliminación de ruido basado en Wavelet.

⁴⁰ PAEZ Nancy, SALGAR Julio, Detección de singularidades y puntos característicos de la señal electrocardiográfica neonatal por medio de la transformada Wavelet, Bucaramanga, Universidad Industrial de Santander, Trabajo de Grado(pregrado), ,2006, s.p.

Luego de la implementación de estos dos algoritmos mencionados anteriormente y realizando un análisis de señal con cada uno de ellos en la base de datos, se logró evidenciar que el algoritmo de pan-Tompkins es menos susceptible a perturbaciones de ruido comparado con el basado en transformada wavelet, dado que se basa en el comportamiento dinámico y de amplitud del complejo QRS. Esto se evidencia dado que el algoritmo de Pan-Tompkins presenta una sensibilidad y valor predictivo positivo de 100 y 98,58 por ciento respectivamente. Mientras que el basado en la transformada wavelet presenta una sensibilidad de 97,65 % y valor predictivo positivo de 98,66%.

BIBLIOGRAFIA

ADISSON P., The Illustrated Wavelet Transform Handbook. Introductory Theory and Applications in Science, Engineering, Medicine and Finance, 2 ed, Edinburgh Scotland, CRC Press, 2016, ISSN: 1482251337.

BIOPAC Systems Inc., Reference manuals of AcqKnowledge software guide and MP system hardware guide, (2008). USA. 42 Aero Camino, Goleta, CA-0067.

CAIRNS W., BOND R. and FINLAY D., An annotation driven rule-based algorithm for suggesting multiple 12-lead ECG interpretations, 2016 Computing in Cardiology Conference (CinC), IEEE, Vancouver, 2016, pp. 1-4. ISBN: 978-1-5090-0895-7, ISSN: 2325-887X

CAMPOS, Isabel. Factores de riesgo modificables para enfermedad cardiovascular en niños. An Venez Nutr [online]. 2010, vol.23, citado [2017-10-16], pp. 100-107. Disponible en: <http://www.scielo.org.ve/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0798-07522010000200006&lng=es&nrm=iso ISSN 0798-0752.

DAVIGNON André, RAUTAHARJU Pentti & BOISSELLE Edna & SOUMIS François, MEGELAS Marguerite & CHOQUETTE André. Normal ECG standard for infants and children. Pediatric Cardiology, Springer-Verlag (1980), ISSN: 0172-0643, ISSN:1432-1971(online)

ESCOLA Jorge, análisis e implementación de algoritmo de detección de complejo QRS en tiempo real, Universidad Tecnológica Nacional Facultad Regional Buenos Aires, [En línea], [2017-10-10], ,Disponible en <http://www.electron.frba.utn.edu.ar/upload/Materias/95->

0473/archivos/proyectos/Informe-
_Analisis_e_implementacion_de_deteccion_de%20_QRS.pdf

ESPADA, L. et al. Ventajas del análisis Wavelet sobre el análisis de Fourier para la interpretación del ruido electroquímico. Revista de Metalurgia, [S.I.], v. 39, n. Extra, p. 72-79, 2003. ISSN 1988-4222

FAJARDO J, ASTUDILLO K, PALACIO B, SOLANO L. y WONG S. Evaluation of two QRS detection algorithm on ECG stress test database, Arequipa, IEEE ANDESCON,2016, p 1-4. ISBN: 978-1-5090-2532-9.

FRIGGO M., A fast fourier transform compiler, In Proceedings of the ACM SIGPLAN 1999 conference on Programming language design and implementation (PLDI '99). ACM, New York, NY, USA,1999, 169-180. ISBN:1-58113-094-5.

GALLARDO Jose, Procesamiento de señales electrocardiográficas mediante transformada wavelet, para el estudio de variabilidad de la frecuencia cardiaca, Universidad Tecnológica Nacional, Buenos Aires, Subsecretaria de posgrados y Vinculación con la Investigación, Facultad Regional Buenos Aires ,2011, ISSN 1853-6352

GARRIDO Luis Martín y DELGADO María, Trastornos del ritmo en el recién nacido. Acta pediatr. Méx [online].2014, vol.35, n.2 [citado 2017-10-16], pp.148-158. Disponible en: <http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0186-23912014000200009&lng=es&nrm=iso>. ISSN 2395-8235.

IRUSTA U., RUIZ J., RUIZ S. & ARAMENDI E., An algorithm to discriminate SVT from VT in pediatric AED based on spectral parameters, 2008 Computers in Cardiology, Bologna, 2008, pp. 925-928, ISBN: 978-1-4244-3706-1

JASWAL Gaurav, PARMAR Rajan, KAUL Amit, QRS Detection using Wavelet Transform, international Journal of Engineering and Advanced Technology(IJEAT), Vol 1, 2012. ISSN: 2249-8958.

MALLAT S., Una teoría para la descomposición de la señal multi-resolución de la representación wavelet, IEEE Pattern Anal. y máquina Intell. ,1989. vol. 11, no. 7, p. 674 – 693, ISSN: 0162-8828

NAHIYAN T., and AL-AMIN A., Acceptable ECG trace selection based on Pan-Tompkins algorithm, IEEE, 5th International Conference on Informatics, Electronics and Vision (ICIEV), Dhaka, 2016, pp. 731-736, ISBN: 978-1-5090-1269-5.

NUÑEZ L. Miguel, Análisis Multi-resolución, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Matemáticas, Lima,2010, ISSN:1560-912X

PAEZ Nancy, SALGAR Julio, Detección de singularidades y puntos característicos de la señal electrocardiográfica neonatal por medio de la transformada Wavelet, Bucaramanga, Universidad Industrial de Santander, Trabajo de Grado(pregrado), Ingeniería Electrónica eléctrica y Telecomunicaciones,2006, s.p.

PAN J., & TOMPKINS, W. J. (1985). A real-time QRS detection algorithm. IEEE, transactions on biomedical engineering 230-236.

PITA S., PERTEGAS S, Pruebas diagnósticas: Sensibilidad y especificidad. Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística citado [2017-10-17]. Complejo Hospitalario Universitario de A Coruña (España) Cad Aten Primaria 2003,120-124.Disponible en:http://www.fisterra.com/mbe/investiga/pruebas_diagnosticas/pruebas_diagnosticas.asp#sensibilidad

RAMOS J., Detección de micro-potenciales auriculares de alta frecuencia, Tesis de Doctoral, Cataluña, Universidad Politécnica de Cataluña, Departamento de Ingeniería Electrónica, 1997, 128-130 p.

RIJNBEEK P, WITSENBURG M, SCHRAMA E, HESS J, KORS J. New normal limits for the pediatric electrocardiogram. European Heart Journal, Volume 22, 2001, Institute of Medical Informatics, citado [2017-10-16], Faculty of Medicine and Health Sciences, Erasmus University, Rotterdam, the Netherlands. Eur Heart J. Disponible en : <https://doi.org/10.1053/euhj.2000.2399>

SCHWARTZ PJ, GARSON A. Jr, STRAMBA-BADIALE M., VETTER VL., WREN C., Guidelines for the interpretation of the neonatal electrocardiogram. A task force of the European Society of Cardiology European Society of Cardiology, Eur Heart J. 2002 PubMed PMID: 12269267.

SERRANO Carlos, Análisis de la variabilidad de intervalos de tiempo del ECG, Tesis Doctoral, Cataluña, Universidad Politécnica de Cataluña, Departamento de Ingeniería Electrónica, 2001, ISBN: 8468807338.

SERRANO Eduardo, Introducción a la transformada wavelet y sus aplicaciones al procesamiento de señales de emisión acústica, [En línea], [Revisado el 10 de octubre de 2017] Disponible en <ftp://ftp.unicauca.edu.co/Facultades/FIET/DEIC/Materias/computacion%20inteligente/proyecto/wavelet/serrano.pdf>

SUN K., LI F., ZHOU Y., DUBIN A., RAUTAHARJU P, LIEBMAN J., GREGG R, ED HELFENBEIN, LINDAUER J., Normal ECG limits for Asian infants and children, Computers in Cardiology, IEEE, 2005, Lyon, 2005, pp. 455-458. ISBN: 0-7803-9337-6

THAKOR. N.V. WEBSTER, J. G., y TOMPKINS. W.J., Optimal QRS Detector, engineer Department in Computation, Kluwer Academic Publishers, Medical and Biological Engineering”, Kluwer Academic Publishers, 1983, 1741-0444 ISSN0140-0118

VASVADA Halak, SHAH H., SHAH B., "Study of ECG changes in first week of life in normal newborns in a tertiary care hospital" Journal of Medical Sciences 2014 SMT NHL municipal Medical College.

ZYWIETZ C., WIDIGER B. & FISCHER R., "Extension of the HES program for processing pediatric ECGs," Computers in Cardiology, IEEE Chicago, IL, USA, 2004, pp. ISBN: 0-7803-8927-1