

DESARROLLO E IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO PARA LA CARACTERIZACIÓN DE LOS LÍMITES DE FORMA DE ONDA DE UN ELECTROCARDIOGRAMA (ECG) UTILIZANDO ONDILLAS (WAVELETS)

Molina Tipán Fredy Marcelo, Ing.
Benítez Diego, PhD.
Escuela Politécnica Nacional

RESUMEN

En este Proyecto se describen las características más importantes de las señales electrocardiográficas. Se detalla también la Transformada *Wavelet*, que ofrece una serie de posibilidades que todavía no han sido totalmente exploradas. Debido a que el proyecto gira alrededor de la detección de puntos e intervalos característicos de señales electrocardiográficas, se lleva a cabo una descripción de las bases de da MIT-BIH, QT DATABASE, y de la información que se extrae de ellas. También se describen algunos de los métodos clásicos más usuales aplicados a las señales electrocardiográficas, como: filtrado, detección de puntos significativos, clasificación, etc. En concreto, se estudia la aplicación de la Transformada *Wavelet* a la reducción del ruido y de las variaciones de la línea base de la señal electrocardiográfica. También se utiliza un método de extracción de características basado en esta Transformada para su aplicación en el procesamiento del electrocardiograma. Con este método se diseña el algoritmo que sirve de base para la implementación de un programa que detecte las ondas y puntos característicos de un electrocardiograma. Se describen brevemente los programas LabVIEW y MATLAB utilizados para tal propósito. Finalmente se hace una descripción de los parámetros estandarizados que se deben respetar en la evaluación del programa, así como de los errores, tolerancias y parámetros de validación aceptados internacionalmente. Luego de presentar los resultados se realiza un análisis de los mismos, con el fin de verificar que la precisión de los datos obtenidos con el algoritmo implementado se encuentren dentro de los parámetros establecidos.

molinafredy@yahoo.com

ABSTRACT

In this Project, the most important characteristics of the electrocardiographic signal are described. The Wavelet Transform, which offers a series of possibilities that have still not been completely explored, is also detailed. Since the project involves the detection of characteristic electrographic points and intervals, a description of the databases MIT-BIH, QT DATABASE, and the information that is extracted from it is also included. Then, some of the most usual classical processing methods are also described. These are then applied to the electrocardiographic signals in all the stages: from the acquisition to their interpretation, including: filtration, detection of significant points, classification, etc. In short, the application is studied from the Wavelet Transform to the reduction of noise and the variations of the base line of the electrocardiographic signal. A method of extraction of the more important characteristics is also used. It is based in this transform for its application on the electrocardiogram processing. With this method, the algorithm is designed. It serves as base for the implementation of a program that detects the waves and characteristic points of an electrocardiogram. The programs developed using LabVIEW and MATLAB are also described. After that, a description is made about the standardized parameters that should be respected in the evaluation of the program, as well as errors, tolerances and validation parameters accepted internationally. Finally, the results are presented and analysed, with the purpose of verifying that the precision of the data obtained with the implemented algorithm is comparable with established parameters.

ELECTROCARDIOGRAMA (ECG)

En esencia el electrocardiograma (ECG) es un examen no invasivo para el registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón. Este método permite valorar y analizar las características orgánico-funcionales del corazón tanto en un individuo normal como en aquel que por diversos trastornos presenta repercusiones en su sistema cardiovascular. Las observaciones de mayor utilidad en la interpretación de un ECG son la frecuencia, el ritmo, el eje, las hipertrofias y los infartos. El trazado demuestra en tiempo y voltaje la transmisión del impulso eléctrico cardíaco en los periodos de despolarización y repolarización, en las diferentes estructuras anatómicas del corazón.

Un ciclo cardíaco completo comprende la onda P, el complejo QRS y la onda T (Fig. 1). Este ciclo se repite una y otra vez. La onda P representa la despolarización auricular (contracción auricular). El complejo QRS representa la despolarización ventricular (contracción ventricular). La onda T representa la repolarización ventricular. Fisiológicamente, el ciclo cardíaco comprende la sístole auricular (contracción), la sístole ventricular y la fase de reposo entre los latidos (diástole).

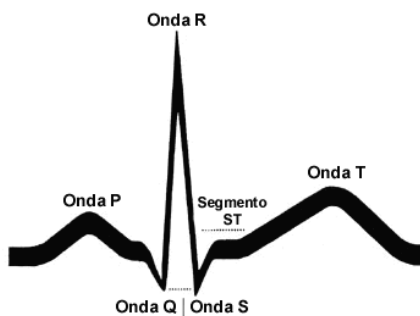


Figura 1. Ciclo cardíaco completo

LA TRANSFORMADA DE ONDILLAS

Se define a la transformada de ondillas de una función $f \in L^2(\mathbb{R})$ como

$$Tf(a,b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle$$

$$Tf(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \overline{\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (\text{Ec. 1})$$

Donde $\Psi_{a,b}$ tiene el mismo rol que $e^{j\omega t}$ en la definición de la transformada de Fourier y $\overline{\Psi}$ es la conjugada de la función Ψ de la cual se está calculando la transformada. La existencia de una transformada inversa depende de la función Ψ , más precisamente si Ψ es tal que

$$C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (\text{Ec. 2})$$

La igualdad anterior implica en particular que $\Psi(0) = 0$ (es decir que Ψ oscila), de donde se tiene que

$$\int \Psi(t) dt = \Psi(0) = 0 \quad (\text{Ec. 3})$$

La transformada de ondillas está basada en la descomposición de una señal en una familia de funciones mediante traslaciones y dilataciones de una única función $\Psi(t)$.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a > 0, b \in \mathbb{R} \quad (\text{Ec. 4})$$

Las funciones $\Psi_{a,b}$ son llamadas ondillas, estas funciones no son necesariamente reales, también pueden ser complejas. Cuando "a" cambia, la función $(a, \omega(s)) = |a|^{1/2} \omega(s/a)$ cubre diferentes rangos de frecuencia. Valores grandes del parámetro de escalamiento $|a|$ corresponden a pequeñas frecuencias o a escalares grandes, mientras que pequeños valores de $|a|$ corresponden a altas frecuencias o a escalas finas de (a, ω) . Cambiando el parámetro "b", el centro de localización de tiempo se mueve; cada $(a, b(s))$ está localizada alrededor de $s = b$. [1]

Existen diferentes tipos de transformada de ondillas, todos parten de la misma fórmula básica. Se pueden distinguir los siguientes tipos: []

- a) Transformada continua de ondillas.
- b) Transformada discreta de ondillas:
 - b.1) Sistemas discretos redundantes (tramas o frames en inglés).
 - b.2) Bases orto-normales (y otras) de ondillas.

La transformada continua de ondillas es aquella en la cual los parámetros de dilatación y traslación a , b varían continuamente sobre los \mathbb{R} (siempre que $a \neq 0$). Está dada por

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a \neq 0, b \in \mathbb{R} \quad (\text{Ec. 5})$$

En la transformada discreta con redundancia (frames) el parámetro de dilatación " a " y el de traslación " b ", toman valores discretos. Para " a " se escogen las potencias enteras (positivas o negativas) con un parámetro de dilatación $a_0 > 1$ tal que $a = a_0^m$. Como ya se mencionó anteriormente, a los distintos valores de m le corresponden ondillas de diferentes anchos.

Lo anterior conlleva que el parámetro " b " dependa de " m ". Ondillas delgadas (alta frecuencia) son trasladadas en pasos pequeños para cubrir todo el rango de tiempo, mientras ondillas anchas (baja frecuencia) son trasladadas en pasos grandes.

Como el ancho de $\Psi(a_0^{-m} t)$ es proporcional a a_0^m , se escoge para la discretización un b tal que $b = n b_0 a_0^m$, donde $b_0 > 0$ y $n \in \mathbb{Z}$. Entonces las ondillas se transforman en

$$\begin{aligned} \Psi_{m,n}(t) &= a_0^{-m/2} \Psi(a_0^{-m} (t - n b_0 a_0^m)) \\ \Psi_{m,n}(t) &= a_0^{-m/2} \Psi(a_0^{-m} t - n b_0) \end{aligned} \quad (\text{Ec. 6})$$

La transformada de ondillas con tramas (frames) es más general que la transformada de ondillas con bases orto-normales.

Para algunos casos especiales de Ψ , a_0 y b_0 , las $\Psi_{m,n}$ constituyen bases orto-normales para $L^2(\mathbb{R})$. En particular, si se escoge $a_0 = 2$ y $b_0 =$

1, existe Ψ con buenas propiedades de localización en tiempo-frecuencia tal que se tenga la siguiente relación que constituye una base orto-normal para $L^2(\mathbb{R})$.

$$\Psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \Psi(2^{-m} t - n) \quad (\text{Ec. 7})$$

Para establecer que $\Psi_{m,n}(t)$ constituye una base orto-normal, es necesario establecer que

- 1) Las $\Psi_{m,n}$ sean orto-normales.
- 2) Cualquier función f de L^2 pueda ser construida con una combinación lineal finita de las $\Psi_{m,n}$.

BASES DE DATOS ELECTROCARDIOGRÁFICAS

Estas bases de datos permitirán una evaluación de los métodos desarrollados de forma reproducible, automática, cuantitativa, y estándar. Sin embargo, habrá que tener en cuenta que la utilización de una sola base de datos puede dar lugar a errores al aplicar los métodos al mundo real, ya que éstos pueden haberse 'adaptado' de una manera excesiva, al conjunto de datos utilizado en su desarrollo. Utilizando la base de datos MIT-BIH se dispone de un conjunto de señales suficientemente amplio para llevar a cabo pruebas muy representativas, además de contar con un formato de datos abierto y común a todas ellas, lo que reduce considerablemente el esfuerzo de desarrollo de aplicaciones.

La Base MIT-BIH es una de las principales fuentes de señales electrocardiográficas a nivel mundial. En esta base de datos se han incluido señales representativas de un conjunto muy amplio de patologías, además de ficheros de etiquetas realizados por expertos con el fin de servir de patrón para evaluar algoritmos aplicados a la señal electrocardiográfica. Para la utilización de las señales de esta base de datos, se debe adquirir el CD-ROM de la misma, o descargar a través de la web algunos de los registros. Esta última posibilidad se realiza a través de Physionet. [3] Las señales disponibles son:

- *Base de datos de arritmias.* Contiene 48 fragmentos de 30' correspondientes a registros ambulatorios de dos canales. La frecuencia de muestreo es de 360Hz, con 11bits de resolución y un rango de 10mV.

A través de Physionet se pueden obtener 25 de los 48 registros.

- *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database*. Contiene 35 registros mostrando fibrilación ventricular. Cada registro dura aproximadamente 8.5', con una frecuencia de muestreo de 250Hz. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH Noise Stress Test Database*. Contiene 15 registros de 30'. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH ST Change Database*. Contiene 28 registros de duración entre 13 y 67 minutos. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database*. Se encuentran disponibles 22 registros de media hora. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH Atrial Fibrillation/Flutter Database*. Contiene 25 registros de 10 horas. Se pueden obtener 23 de los 25 registros a través de Physionet.
- *MIT-BIH ECG Compression Test Database*. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database*. Esta base de datos incluye 78 registros de media hora. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH Long-Term Database*. Corresponde a 7 registros de larga duración, entre 10 y 22 horas, extraídos de registros Holter reales. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.
- *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*. A través de Physionet se pueden obtener la totalidad de los registros.

Con las señales obtenidas a través de Physionet se dispone de 27 señales, con unos 27000 latidos correspondientes a distintas patologías. También se puede obtener software para visualizar estas señales. Para la realización de este trabajo se desarrollan una serie de aplicaciones en LabVIEW que llevan a cabo el agrupamiento de latidos y además visualizan los resultados. También se ha utilizado este paquete de software para implementar los métodos relacionados con la

transformada *Wavelet* con la ayuda de MATLAB.

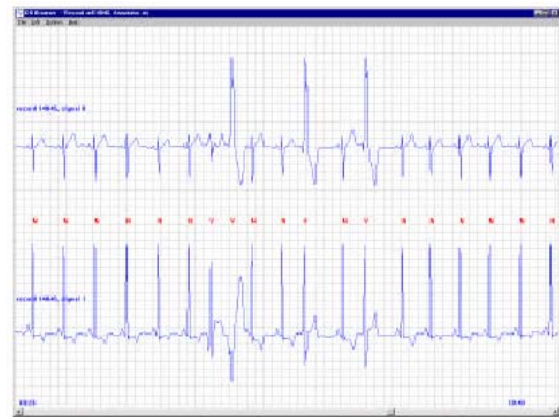


Figura 2. Señal perteneciente a la base de datos MIT-BIH

DETECCIÓN DE PUNTOS SIGNIFICATIVOS

En cualquier tipo de análisis de la señal electrocardiográfica es muy importante la detección de ciertos elementos para obtener la duración y amplitud de las ondas con el fin de realizar el diagnóstico. Por ejemplo, si la contracción de la aurícula es más lenta de lo normal, el segmento PQ se hace más largo y la duración del complejo QRS también. Examinando los intervalos RR se puede obtener el ritmo cardiaco. Cambios en el tamaño de la onda T y/o deformaciones en esta onda o en la pendiente del ST pueden ser asociados con arritmias e infartos.

Los algoritmos para detectar el complejo QRS generalmente se dividen en tres categorías: no sintácticos, sintácticos e híbridos. Los algoritmos basados en una aproximación sintáctica son muy lentos, debido a la necesidad de inferencias gramaticales para cada clase de patrones, así que los más aplicados son no sintácticos. [4]

Generalmente, estos detectores primero filtran la señal con un filtro pasabanda (o un filtro adaptado) para suprimir las ondas P y T y el ruido; después se aplica a la señal una transformación (por ejemplo se deriva) para resaltar los complejos QRS, y finalmente se utilizan reglas de decisión para determinar si los complejos QRS están presentes en la señal. Estas técnicas tienen principalmente dos problemas: la banda de frecuencia del complejo QRS es diferente en cada sujeto e

incluso para diferentes latidos del mismo sujeto; y las bandas de frecuencia del ruido y el complejo QRS se solapan. Aunque un filtro adaptado puede mejorar la relación señal a ruido, su efecto está limitado por la variabilidad de los complejos QRS en diferentes latidos del mismo sujeto.

Los algoritmos automáticos para medir el final de la onda T se pueden dividir en dos categorías: algoritmos basados en umbral y algoritmos basados en la intersección de una pendiente y una línea isoeletrica. En los algoritmos basados en umbral, éste puede ser un porcentaje del pico de la onda T, la derivada de este pico o la integral de la onda T; la metodología de este tipo de algoritmo es similar a la utilizada en la medición manual. Algunos algoritmos basados en características de la pendiente de la onda T son: la intersección de una línea isoeletrica en el segmento T-P con:

- una tangente al punto de máxima pendiente de la onda T;
- una línea que pasa a través del pico de la onda T y el punto de máxima pendiente de esta onda; y
- una línea de mínimos cuadrados alrededor de la región de máxima pendiente.

En este tipo de algoritmos la metodología difiere de la medición manual en que la aproximación al final de la onda T es con una línea recta. Otras técnicas utilizan:

- extrapolación a la línea de base con curvas exponencial o parabólica,
- técnicas de promediado de latidos sinusales y
- por medio de fórmulas.

El problema que se presenta en la medición automática del final de la onda T son sus componentes de baja frecuencia, ya que a menudo es difícil determinarlo cuando la onda T es plana y su retorno a la línea de base está contaminada con ruido. Otro problema es la fusión del final de la onda T con la onda U que origina diferentes definiciones de dicho final como son: la del nadir (valle) entre las ondas T y U o la del punto donde la tangente de máxima pendiente interseca la línea isoeletrica, que podrían llevar a una estimación menor del final de la onda T.

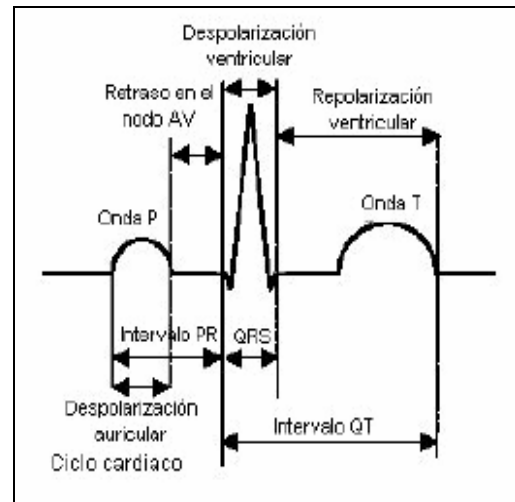


Figura 3. Identificación de ondas e intervalos del ECG

Debido a las limitaciones de los algoritmos anteriores en cuanto a su robustez frente al ruido, artefactos y derivas de línea base (ruido debido al movimiento relativo del contacto electrodo-piel), en este trabajo se utiliza la Transformada Wavelet (WT) para la detección de las ondas del ECG.

Para efectos prácticos, las wavelets se pueden separar en dos grupos: las wavelets redundantes o transformada wavelet continua (CWT), y las wavelets no redundantes o transformada wavelet discreta (DWT) (wavelets de bases ortogonales, semi-ortogonales, y biortogonales). Las wavelets redundantes producen mejores resultados en el análisis de señales, y en la detección y extracción de características, ya que brindan una completa descripción espectro-temporal de la señal analizada.

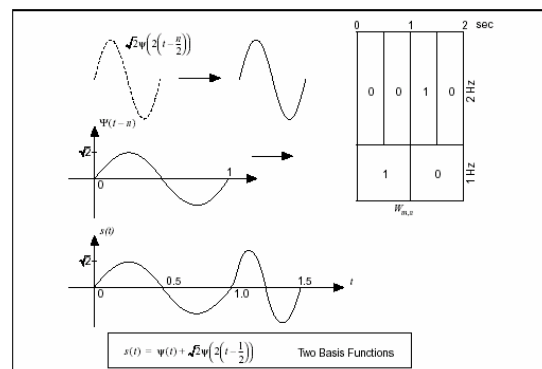


Figura 4. Análisis Wavelet. [5]

Las wavelets no redundantes, dada la ortogonalidad, presentan resultados muy buenos cuando se necesita comprimir cierta cantidad de datos para su almacenamiento o transmisión, y/o cuando la ortogonalidad de la representación se considera un factor importante para evitar la redundancia de información. [6]

Dado que el interés de este proyecto es el análisis y la extracción de características de las señales ECG, y no la compresión de datos, en este trabajo se usará únicamente la teoría asociada a las wavelets redundantes, es decir la CWT.

Esencialmente, la CWT se usa para realizar un análisis de correlación por escalas, en donde el resultado de la transformación CWT(b,a) será máximo cuando el parecido de la señal bajo análisis con la función wavelet sea también máximo en la escala a. La mayoría de las veces no se tiene el conocimiento a priori del tamaño de escala de la señal que se quiere detectar. Por lo que se podría variar el factor de escala a de la señal modelo para cada cálculo de correlación.

Con la misma idea se puede usar una función wavelet (o varias) como modelo de detección de ciertos patrones, por ejemplo, la detección de ondas en el análisis de señales electrocardiográficas (ECG). La CWT es un proceso que mide el grado de correlación entre el segmento de señal en análisis y la función wavelet con la escala en curso. En este trabajo se utiliza la transformada wavelet continua (CWT) con B-splines.

DESARROLLO DEL ALGORITMO

El algoritmo desarrollado tiene la estructura de un detector no sintáctico para implementarse por software, mediante el paquete LabVIEW, tal como se muestra en la siguiente Figura.

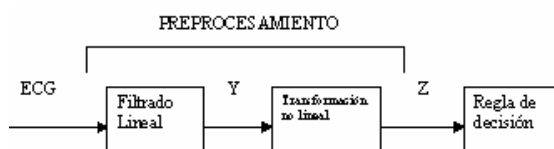


Figura 5. Diagrama de bloques de un detector no sintáctico

El propósito de la etapa de preprocesamiento es realzar el complejo QRS y suprimir el ruido y los artefactos. El filtrado lineal que clásicamente se aplica a la señal ECG consta de un derivador y un filtro pasa bajo, formando ambos un filtro LPD y que se realiza bien con los dos filtros en cascada o con uno solo que realiza ambas tareas. El filtro derivador pretende realzar las componentes de mayor frecuencia del ECG, que son las correspondientes al complejo QRS (entre 5 y 30 Hz). [23] Este filtro también realza el ruido de alta frecuencia y por ello se aplica después un filtro pasa bajo que reducirá este efecto.

El filtro LPD resultante debe enfatizar el complejo QRS, aunque sea de baja amplitud, y atenuar las ondas P y T (componentes espectrales entre 0.05 y 8 Hz) para evitar detectarlas como complejo QRS. Por otro lado, a altas frecuencias se deben evitar los artefactos de movimiento, pero no los complejos QRS de alta frecuencia. El tipo de filtros clásicamente usados son Filtros de Respuesta Impulsiva Finita (FIR) de fase lineal, donde su función de transferencia en Z es de la forma: [7]

$$H(z) = (1 - z^{-M})(1 + z^{-1})^L \quad (\text{Ec. 8})$$

El término $(1 - z^{-M})$ efectúa la acción derivativa, y el $(1 + z^{-1})^L$ realiza la acción paso bajo. Los parámetros M y L ajustan los límites de banda de paso.

La etapa de transformación no lineal tiene el principal objetivo de obtener un pico por cada complejo QRS, de modo que pueda usarse un detector de pico basado en un umbral para determinar la posición de los complejos QRS. Debido a que dicho umbral no puede ser fijo, debe de ser adaptativo debido a que no existe una uniformidad en las amplitudes de los potenciales electrocardiográficos recogidos en la superficie del cuerpo, estos varían según la edad, sexo, estado de ánimo, antecedentes clínicos y algunas otras características del paciente formando estrictamente umbrales con fronteras borrosas.

La detección y localización del intervalo QT requiere la detección del inicio y final del complejo QRS, el inicio del intervalo ST y el final de la onda T. La detección de los inicios

y finales del complejo QRS y la onda T está basada en el máximo módulo (valor absoluto máximo) y los cruces por cero de la transformada wavelet a las escalas características. El inicio y final del complejo QRS son detectados usando la escala 2^2 , debido a que el ECG alrededor de estos puntos está compuesto de altas frecuencias. [8]

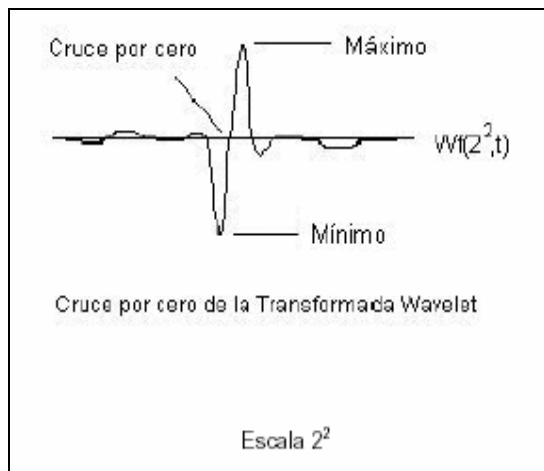


Figura 6. Detección del complejo QRS

Los cruces por cero de la función $Wf(2^2, t)$ antes del máximo (el que corresponde al complejo QRS) corresponde al inicio del complejo QRS. Similarmente, el cruce por cero de $Wf(2^2, t)$ después del máximo (correspondiente al complejo QRS) corresponde al punto final del complejo QRS. Para mejorar la eficacia en la detección, las siguientes precauciones deben ser observadas:

1. No pueden ocurrir dos complejos QRS en menos de 200 ms.
2. El máximo local no puede exceder un límite dado.

La onda T corresponde a un par de máximos módulos de la transformada wavelet a la escala 2^4 localizados después del final del complejo QRS. El inicio ST es fijado después del final QRS y el primer máximo módulo correspondiente a la onda T. La búsqueda se lleva a cabo 300 ms después del final QRS para detectar el inicio ST y el final de la onda T. Para el final de T, se busca un punto donde la $Wf(2^4, t)$ satisfaga cualquiera de las siguientes condiciones:

1. La pendiente $Wf(2^4, t)$ cambia de signo.
2. El punto sea menor que el 5% del máximo módulo.

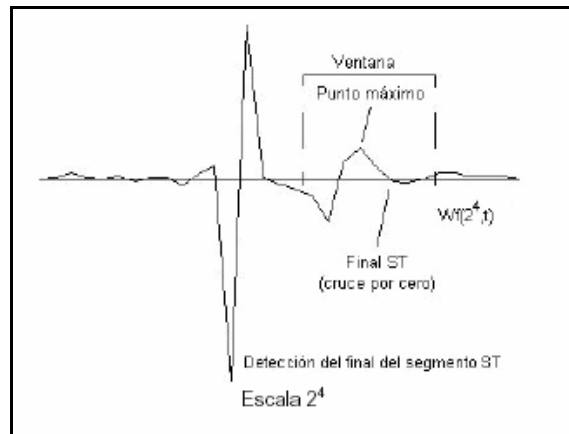


Figura 7. Detección del intervalo ST

Una vez que el inicio de QRS y el final de la onda T han sido detectados, el intervalo QT es definido como el intervalo de tiempo entre estos dos puntos. En el siguiente diagrama de bloques se esquematiza todo este procedimiento.

IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO

El programa desarrollado e implementado con la ayuda de los paquetes LabVIEW y MATLAB, tiene como finalidad detectar los puntos característicos determinados por la forma de onda que tiene un electrocardiograma (ECG), así como los valores de los distintos intervalos y amplitudes definidos por estos puntos, que pueden ser de interés para los especialistas que analizan el funcionamiento del corazón. A continuación se presenta en un diagrama de bloques la estructura general del programa implementado.

LabVIEW trabaja mediante la creación, edición y depuración de Instrumentos Virtuales (VI's), los cuales pueden ser utilizados como subVI's dentro de otro VI. De esta manera cada uno de los módulos mostrados en el diagrama de bloques de la figura anterior se implementa mediante un VI que funciona como un subVI dentro del programa general.

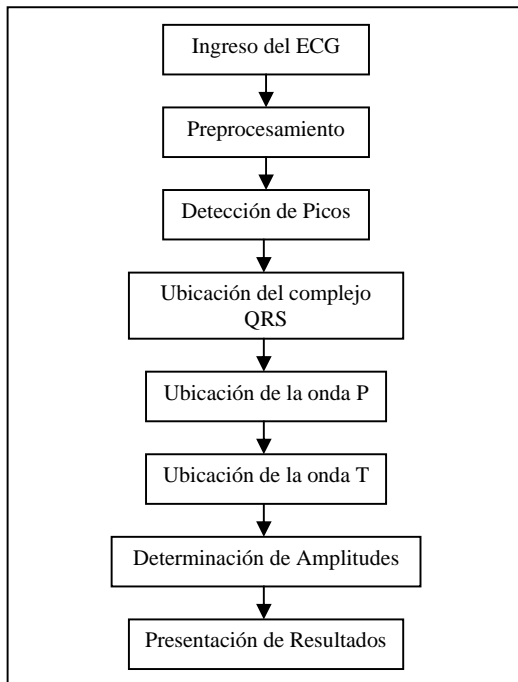


Figura 8. Estructura general del programa

En la siguiente Figura se muestra el módulo implementado para aplicar la CWT a la señal electrocardiográfica, la cual permite decidir si cada pico detectado corresponde a la ubicación de un complejo QRS mediante los cruces por cero de la transformada wavelet continua en la escala 2^2 .

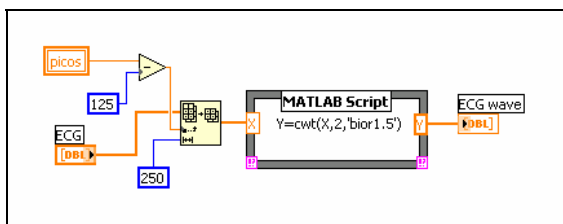


Figura 9. Aplicación de la Transformada Wavelet mediante el nodo MATLAB Script

Cabe mencionar que para la transformada CWT se usa una wavelet madre (wavelet original) del tipo Biortogonal Spline porque experimentalmente es la que entrega mejores resultados. Para aplicar la CWT se hizo necesario establecer un interfaz entre LabVIEW y MATLAB mediante el nodo *Matlab Script*. Este nodo funciona siempre y cuando se tenga instalado el MATLAB en la misma computadora que se tiene LabVIEW.

El nodo MATLAB Script hace que se ejecuten las librerías de la herramienta *WAVELET TOOLBOX* para que MATLAB calcule la CWT del ECG y entregue el resultado de vuelta a LabVIEW. De esta manera el subVI que determina el complejo QRS puede procesar la información y entregar las posiciones de los puntos Q, R y S, los cuales permitirán además, establecer los intervalos característicos de la señal electrocardiográfica.



Figura 10. Visualización del ECG con la ubicación de sus puntos característicos

PRUEBAS Y RESULTADOS

Para comprender los resultados obtenidos al aplicar el algoritmo desarrollado, es necesario presentar las definiciones para diferentes clases de latidos según los estándares de la Asociación Americana para el Avance de la Instrumentación Médica (AMI). [9]

VERDADEROS POSITIVOS (TP).- Son latidos correctamente detectados, donde se incluye una correcta determinación del pico R.

FALSOS POSITIVOS (FP).- Son picos de la señal que el detector marcó erróneamente como latidos.

FALSOS NEGATIVOS (FN).- Son latidos que no fueron detectados, estos a su vez incluyen latidos detectados a los que no se les determinó correctamente el pico de la onda R.

Estas definiciones permiten calcular dos medidas del rendimiento de un detector:

PREDICTIVIDAD POSITIVA (P).- Es una medida de cuántos de los latidos detectados son verdaderos:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (\text{Ec. 9})$$

SENSIBILIDAD (S).- Es una medida de cuántos latidos se detectan entre todos los latidos analizados por el detector:

$$S = \frac{TP}{TP + FN} \quad (\text{Ec. 10})$$

El fundamento de estas medidas es ver si un detector tiende a perder latidos (S baja) para evitar detectar latidos que no lo son (P alto), o todo lo contrario, tiende a detectar latidos que no lo son (P bajo) para no perder ningún latido (S alta).

Además, la AMI determina que un latido está bien detectado cuando el pico R determinado se encuentra dentro de una ventana de 150 milisegundos centrada en el verdadero pico de la onda R.

El error total se calcula aplicando la siguiente ecuación:

$$ET = \frac{FP + FN}{TP} \quad (\text{Ec. 11})$$

Para realizar las pruebas se seleccionaron 9 archivos de la base MIT-BIH y 6 archivos de la QT Data Base, cuyos resultados se compararon con los resultados obtenidos por el registro de expertos cardiólogos. Las mediciones de los 9 ECG de la base de datos MIT-BIH se resumen en la Tabla 1, en donde se muestran los resultados obtenidos para los puntos R. La primera columna muestra los nombres de los 9 registros procesados. La segunda columna indica la cantidad de puntos R registrados en la base de datos. La tercera columna representa el número de latidos registrados por el algoritmo propuesto. La cuarta columna muestra los puntos R correctamente detectados por el algoritmo, la cual se denomina como TP. La quinta columna denominada FN indica el número de puntos R no detectados por el algoritmo y finalmente; la sexta columna denominada FP, representa los puntos R que fueron detectados incorrectamente.

Tabla 1. Resultados obtenidos para los puntos R.

REGISTRO	Nº LATIDOS BASE	Nº LATIDOS ALGORITMO	TP	FN	FP
100	2239	2271	2238	1	33
101	1860	1866	1859	1	7
103	2082	2073	2069	13	4
105	2528	2516	2365	163	151
112	2538	2380	2378	160	2
113	1790	1789	1784	6	5
115	1953	1785	1785	168	0
122	2476	2476	2476	0	0
123	1517	1503	1503	1	0
TOTAL	18983	18659	18457	513	202

ANÁLISIS DE RESULTADOS

Los resultados que arroja el algoritmo desarrollado mediante la Transformada Wavelet Continua al procesar los ECG escogidos de la base MIT-BIH indica la efectividad de esta herramienta de análisis, pues al observar la Tabla 1 se puede apreciar la efectividad que tiene el algoritmo en la detección de los puntos R. De manera general se puede decir que las falsas detecciones y las no detecciones están dentro del margen establecido por los estándares con excepción del registro 105 que presenta un alto número de falsas detecciones así como un alto número de puntos R no detectados. Una posible explicación para este fenómeno podría ser la alta irregularidad del trazo electrocardiográfico del registro 105 que no solamente puede ser atribuida al ruido, el cual debería ser atenuado por la etapa de filtrado, sino además a factores externos como movimiento del paciente o mala colocación de los electrodos en las distintas derivaciones usadas para la toma de los ECG.

Los datos obtenidos al procesar los ECG escogidos de la QT Data Base confirman la robustez del algoritmo desarrollado y del programa implementado, pues se observa prácticamente un completo desempeño dentro de los estándares. A diferencia de la base MIT-BIH, la QT Data Base no solamente permitió evaluar la detección de los picos de la onda R, sino que además se pudo evaluar la habilidad del programa para detectar el inicio y el final de la Onda P, el complejo QRS y, el inicio y el final de la Onda T. Todos estos

datos entregados por el programa son completamente aceptables.

En lo que se refiere a la precisión del programa se deben tomar en cuenta los valores del error, la Sensibilidad y la Predictividad. De manera general se puede decir que estos valores se encuentran en rangos bastante aceptables y dentro de los estándares internacionales.

De acuerdo con estos resultados, el método propuesto basado en la Transformada Wavelet Continua (CWT) tiene la exactitud de un experto humano, lo que permite una estimación confiable de los puntos e intervalos característicos de un electrocardiograma, y es robusto frente a ruidos y artefactos de movimiento.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[¹] **Serrano Eduardo P.**, *Introducción a la Transformada Wavelet y sus Aplicaciones al Procesamiento de Señales de Emisión Acústica*, Esc. de Ciencia y Tecnología, Universidad Nacional de General San Martín.

[²] **Hess-Nielsen Nikolaj, Wickerhauser Mladen Victor**, *Wavelets and Time-Frequency Analysis*, Proceedings of the IEEE, Vol. 84, No. 4, April 1996, p. 523-539.

[³] **Moody G. B., Mark R. G.**, *The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it*, Computers in Cardiology, IEEE Computer Society Press, 1990, p. 185-188.

[⁴] **Köler Bert-Uwe, Hennig Carsten, Orglmeister Reinhold**, *The Principles of Software QRS Detection*, IEEE Engineering in Medicine and Biology, Vol. 21, No. 1, January/February 2002, p. 42-55.

[⁵] **National Instruments**, *Signal Processing Toolset User Manual*, National Instruments, Austin, Texas, June 2001, Chapter 9, p. 9-6.

[⁶] **Kadambe Shubha, Murray Robin, Boudreaux-Bartels Faye**, *Wavelet Transform-Based QRS Complex Detector*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 46, No. 7, July 1999, p. 838-847.

[⁷] **Agretti Hernán G., Monzón Jorge E.**, *Análisis Espectral del Electrocardiograma*, Depto. de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ciencias Exactas y Naturales y Agrimensura, UNNE, 2002.

[⁸] **Mendoza A., Archiva L., Ardila J. A.**, *Caracterización del Intervalo QT en una Señal Electrocardiográfica Usando la Transformada Wavelet*, Memorias II Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica, Sociedad Cubana de Bioingeniería, Artículo 00425, La Habana, Cuba, 2001.

[⁹] **Riofrío Aguirre Mónica Patricia**, *Diseño e Implementación de un Algoritmo para Caracterización de Puntos Importantes de un Electrocardiograma Utilizando Bancos de Filtrado*.

BIOGRAFÍAS



Molina, Fredy.- Nació en Quito el 24 de agosto de 1970. Realizó sus estudios primarios y secundarios en el Colegio "Paulo Sexto" de Quito. Abanderado del Pabellón Nacional de dicho colegio en 1989. Obtuvo el Título de Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones con distinción "Cum Lauden" en la Escuela Politécnica Nacional en 2004. Actualmente se desempeña como catedrático de la UNAP en las áreas de Telemática, Teoría de Grafos, Algoritmos Numéricos e Inteligencia Artificial. Además trabaja en varios proyectos particulares.



Diego S. Benitez was born in Quito, Ecuador on January 9, 1970. He received his Engineering degree in Electronics and Control from the Escuela Politecnica Nacional, Quito, Ecuador in 1994, and a MSc. degree in Instrumentation and Analytical Sciences (Digital Instrumentation and Signal and Image Processing) from The University of Manchester Institute of Science and Technology (UMIST), Manchester, UK. in 1997. He's got his PhD in Instrumentation and Digital Signal Processing (DSP) at UMIST in 2001. His professional interests are in DSP, intelligent sensor systems, biomedical instrumentation, microcontrollers, control systems, industrial automation, digital systems and computing. Dr. Benitez is member of the IEEE and of the Institute of Physics.