

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

OSCAR JAVIER OLARTE RODRÍGUEZ

Magíster en Ingeniería Área Electrónica
Ingeniero Electrónico
Universidad Industrial de Santander
oscjaviero@yahoo.es

DANIEL ALFONSO SIERRA BUENO

Magíster en Ingeniería
Ingeniero Electricista y Electrónico
Universidad Industrial de Santander
dasierra@uis.edu.co

Fecha Recepción: 17/04/2007

Fecha Aceptación: 19/10/2007

RESUMEN

Se discuten y evalúan los parámetros implicados en un sistema de filtrado por umbralización basado en transformada wavelet (shrinkage), con el objetivo de definirlos para el tratamiento de señales electrocardiográficas. Los parámetros estudiados son: orden de las familias wavelet, número de niveles de descomposición a umbralizar, tipo de estimador de umbral, tipo de transformada wavelet (variante o invariante al desplazamiento) y finalmente elección de una familia wavelet. El estudio involucra una revisión del estado del arte y comprobaciones experimentales. Con esto se logra proponer un sistema confiable, y no solo basado en la similitud de la señal ECG con la función wavelet.

PALABRAS CLAVE: Wavelet, Filtrado, ECG, EKG, Shrinkage, SWT.

ABSTRACT

The parameters of a wavelet shrinkage filtering system for ECG signal treatment are discussed and evaluated. The studied parameters are: wavelet order, number of decomposition levels to evaluate, threshold estimator type, wavelet family type (shift variant or shift invariant), and wavelet family. The study includes a revision of the state of the art and experimental verifications. A reliable system is defined in this way, and not only based in the morphologic considerations and similarities between the ECG signal and the wavelet function.

KEYWORDS: Wavelet, Filter, ECG, EKG, Shrinkage, SWT.

1. INTRODUCCIÓN

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

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

Dentro de las técnicas de filtrado en las cuales la transformada *wavelet* es empleada, se tienen como las más difundidas el filtrado *Shrinkage* o por umbralización [1], el filtrado por correlación entre escalas adyacentes [2] y el filtrado por *wavelet máxima* [3]. En el presente trabajo se desarrolla el filtrado por umbralización dada su facilidad de implementación y por los buenos resultados que con este procedimiento se han logrado. Al respecto, Guo *et al* encontraron que el procedimiento de umbral logra mejores resultados que el método *wavelet máxima* [4].

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

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

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

2.1 TIPOS DE RUIDO ELECTROCARDIOGRÁFICO.

La toma electrocardiográfica está propensa a diversos accidentes ya sea por la condición y/o disposición del paciente, los elementos utilizados en la recepción de la señal o al ambiente en el cual se desarrolla la toma; en general estos inconvenientes se traducen en diferentes tipos de ruidos sobre el registro electrocardiográfico, lo cual afecta la lectura del mismo. Friesen *et al* sintetizan siete tipos de ruido electrocardiográfico, los cuales, para efectos del desarrollo, se modelan bajo cinco sistemas teniendo en cuenta sus componentes frecuenciales [5]:

Interferencia de línea de potencia: Consiste en ruido de 60 Hz. y sus armónicos, las cuales pueden ser modelados por sinusoides a estas frecuencias. La amplitud máxima que presenta es del orden del 50% de la señal ECG.

Movimientos de línea base: Son desplazamientos de la línea base en segmentos del ECG, y se relaciona con los siguientes dos tipos de ruido:

Ruido por contacto de los electrodos: Es una interferencia transitoria causada por pérdida de contacto entre los electrodos y la piel. Este tipo de ruido es modelado como movimientos de línea rápidos y aleatorios, presentando a su vez interferencia de 60 Hz. La duración típica es alrededor de un segundo y su amplitud puede ser la máxima salida del dispositivo.

Artefactos de movimiento (*Motion artifacts*): Este ruido es dado por vibraciones o movimientos del paciente. La forma de este disturbio puede ser asumido como un ciclo de una onda sinusoidal con duración de 100 a 500 ms. y amplitud de 500 % del pico a pico de la señal ECG.

Interferencia Electro-miográfica (EMG): Las contracciones musculares se modelan mediante ruido blanco con media cero y baja amplitud (máximo el 50% de la amplitud máxima del ECG). En algunos casos, dependiendo de la amplitud, este ruido puede ser tolerado.

Movimiento de línea base debidos a la respiración: Pueden ser representados como componentes sinusoidales a las frecuencias típicas de la respiración, sumadas a la señal ECG. La amplitud y frecuencia de esta componente pueden ser variables. Los parámetros típicos son 15% de la amplitud pico a pico del ECG con frecuencias en el rango de 0.15 a 0.3 Hz.

Ruido compuesto: son combinaciones de todos los tipos de ruido antes descritos.

Otros tipos de interferencias.

- a) Ruido generado por dispositivos electrónicos: La señal bajo este tipo de ruido no puede ser corregida, ya que la salida del dispositivo se satura en forma permanente. La diferencia con 2 y 3, donde también es posible la saturación del sistema, es que dicha saturación es transitoria.
- b) Ruido Electro-quirúrgico: Este tipo de ruido destruye completamente la información cardiaca de la toma y puede ser representado como una amplia senoide (200% de la amplitud pico a pico) con frecuencias entre 100 kHz. - 1 MHz. De esta forma se presenta solapamiento entre esta señal y el ECG, ya que el rango de muestreo generalmente está alrededor de 250-1000 Hz.

2.2 SISTEMAS DE FILTRADO WAVELET

La transformada *wavelet* (TW) es una operación lineal que descompone una señal en componentes a diferentes escalas en tiempo y frecuencia. En su definición se utiliza como base la función *wavelet*, $\psi(t)$, la cual es una función de valor real o complejo en las señales de energía finita ($L^2(R)$) [6-8]. Además debe satisfacer las siguientes características:

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

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

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

Se pueden definir tres tipos de TW dependiendo de la señal que se este analizando (continuas o discretas) y el sistema de cómputo en el cual se pretende implementar. Estas son TW Continua, TW Discreta y TW Semi-discreta. Para una descripción más detallada de cada una de ellas se refiere al lector a [6-8]. En el presente trabajo se utilizó la TW Discreta.

En general existen dos procedimientos para el desarrollo de la transformada *wavelet* en el dominio discreto.

El procedimiento por diezmado (*Decimated Wavelet Transform*, DWT), el cual es no redundante, variante al desplazamiento y no estacionario; y el procedimiento estacionario (*Stationary Wavelet Transform*, SWT), el cual es redundante, invariante al desplazamiento y no implica diezmado. En los siguientes dos numerales, se expresan algunas características de estos sistemas, su implementación y comportamiento en el proceso de filtrado por umbralización.

2.2.1 TW Discreta con Diezmado (DWT)

Esta transformada, bajo el planteamiento de Mallat [8], corresponde a un banco de filtros en octava, y es implementado como una cascada de filtros FIR pasa-bajas y pasa-altas seguidos de sub-muestreo, como ilustra la **Figura 1**. El procedimiento de reconstrucción, a no ser por errores de aproximación (los cuales dependen del sistema de cómputo empleado) lleva al reestablecimiento de la señal original si ningún coeficiente es alterado.

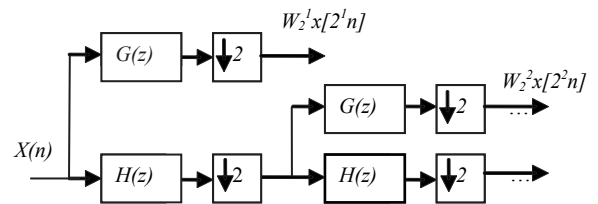


Figura 1. Algoritmo de descomposición de la DWT a través de banco de filtros [8].

En este algoritmo el proceso de sub-muestreo elimina la redundancia en la representación, ya que luego del filtrado sólo son necesarias la mitad de las muestras para su representación (sólo se tiene la mitad del ancho de banda de la señal original). Es decir, a través de la **Figura 1** se consigue una transformada *wavelet* no-redundante, a costa de la varianza al desplazamiento.

TW Discreta Estacionaria (SWT)

Este proceso fue analizado por Holschneider *et al*, introduciendo un algoritmo rápido para su cálculo, conocido en francés, como *algorithme à trous* [8]. Este algoritmo es similar al desarrollado por Mallat pero sin el proceso de sub-muestreo, como se observa en la **Figura 2**. Con este esquema se obtiene invarianza al desplazamiento, la cual es compensada por la redundancia en el sistema.

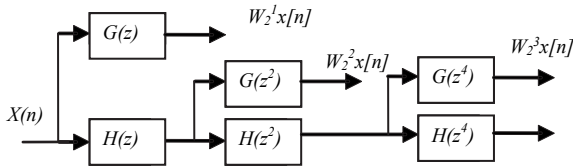


Figura 2. Algorithme à trous para el desarrollo de la DWT sin necesidad de diezmado [8].

Donoho introdujo un esquema para filtrado usando transformada *wavelet* (TW) [9]. Él formula dos algoritmos basados en esta transformada: *Linear denoising* y *Non-linear denoising*. En el primero se asume que el ruido está presente en las componentes de alta frecuencia de la señal (niveles de descomposición bajos); sin embargo, este tipo de filtrado es raramente usado en la práctica, ya que genera grandes pérdidas [10]. Por su parte, el filtrado *Non-linear denoising*, *wavelet shrinkage* o filtrado por umbralización, establece que el ruido puede estar presente en todos los niveles de descomposición y donde se utilizan funciones no lineales para su anulación.

Considerando el caso particular de las señales ECG donde existen varios tipos de interferencias en diferentes bandas de frecuencia (ver numeral anterior), es lógico considerar su filtrado a través de filtrado por umbralización.

3. DEFINICIÓN DEL SISTEMA DE FILTRADO POR UMBRALIZACIÓN

En primera instancia es importante aclarar que este procedimiento no consiste en un suavizado de la señal, ya que el suavizado remueve las altas frecuencias reteniendo las bajas. En tanto, el filtrado por umbralización pretende remover cualquier ruido presente y conservar la señal sin que influyan las bandas donde esta se encuentre. Para alcanzar tal fin, el filtrado por umbral desarrolla los siguientes pasos: 1) TW a la señal, 2) Proceso de umbralización no-lineal, y 3) Transformada *wavelet* inversa [1], [9].

De manera más precisa, un sistema que desarrolle los anteriores tres pasos debe asumir, en primera instancia, que los datos observados están dados bajo el modelo de señal expuesto en (3); donde $X(t)$ es la señal observada, compuesta de la señal real $S(t)$ y ruido blanco aditivo $N(t)$.

$$X(t) = S(t) + N(t) \quad (3)$$

El filtrado por umbralización pretende “limpiar” la señal $X(t)$ y recuperar una señal $\hat{S}(t)$ como un estimativo de $S(t)$. El modelo planteado que permite esto, a través de TW, se presenta en (4). Donde $D(\cdot, \lambda)$ denota el operador

de filtrado por umbralización con umbral λ , y $W_{(\psi, j)}(\cdot)$

y $W_{(\psi, j)}^{-1}(\cdot)$ denotan la TW y su inversa respectivamente, con función *wavelet* ψ y j niveles de descomposición.

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

$$Z = D(Y, \lambda) \quad (4)$$

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

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

3.1 PROCESO DE UMBRALIZACIÓN

El proceso de umbralización $D(\cdot, \lambda)$ presenta, en su forma básica, dos métodos: *Umbralización Fuerte* ($D_h(Y, \lambda)$) y *Umbralización Suave* ($D_s(Y, \lambda)$), de la siguiente forma:

$$D_h(Y, \lambda) = \begin{cases} Y, & |Y| \geq \lambda \\ 0, & |Y| < \lambda \end{cases} \quad (5)$$

$$D_s(Y, \lambda) = \begin{cases} \text{sgn}(Y)(|Y| - \lambda), & |Y| \geq \lambda \\ 0, & |Y| < \lambda \end{cases} \quad (6)$$

En filtrado de señales ECG es común observar el procedimiento de umbralización por medio de la técnica fuerte, posiblemente debido a que dicho procedimiento lleva a mejores resultados en términos del error cuadrático medio (*Error RMS*). Esto resulta coherente con el hecho que la señal, bajo este procedimiento, es mejor estimada que cuando es reducida en el procedimiento suave. No obstante, el empleo de la umbralización suave es continuo en su salida. Esto asegura, con alta probabilidad, que el resultado será tan suave como la señal original y además

garantiza menores oscilaciones ficticias, (las generadas por la umbralización y que no corresponden con la señal en estudio) [1], [11-13].

De esta forma, el desarrollo del presente trabajo es llevado a cabo con umbralización suave, ya que es significativo que en el filtrado ECG se conserve la información y la suavidad de la señal de entrada, más que los resultados numéricos de los errores. Más aún cuando la interpretación, medición y estimación de la señal son relativas. Es decir, la información que los profesionales de la salud observan en un ECG puede variar significativamente cuando no se presentan con claridad sus componentes.

3.2 SELECCIÓN DEL UMBRAL (λ)

Es posible encontrar una gran variedad de literatura acerca de filtrado *wavelet* donde la atención se centre en la estimación y elección del valor del umbral (λ), empleando diferentes técnicas para ello. Sin embargo, estas básicamente se centran en los tipos de umbral desarrollados por Donoho y Johnstone [14], los cuales se desarrollaron en el contexto de estimadores estadísticos.

Estos umbrales son:

1) Umbral Universal (*sqtwolog*¹)

$$\lambda = \sqrt{2 \times \log(n)} \quad (7)$$

donde n representa la longitud de la señal.

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

$$\lambda = \sqrt{NV(k)} \quad (8)$$

En general, el procedimiento requiere obtener el nuevo vector $NV(k)$ el cual es obtenido por el ordenamiento del vector de datos del mínimo al máximo y tomar su raíz cuadrada. El algoritmo de riesgo en el índice k esta dado por (9) [4].

$$Risk(k) = \frac{n - 2k + \sum_{j=1}^k NV(j) + (n - k) * NV(n - k)}{n} \quad (9)$$

3) Umbral Minimax (*minimax*¹)

Su selección se realiza utilizando el principio de

minimax, el cual es usado en estadística para el diseño de estimadores [4], [12].

4) Umbral por combinación (*heursure*¹)

La selección del umbral se realiza por combinación de los umbrales anteriores seleccionando el de menor valor [4], [12]. Este tipo de umbral es el más conservativo con la señal, a costa de retener más ruido [10].

Dado que *heursure* selecciona el umbral de menor valor y a que *minimax* es más conservativo que los dos primeros [10], el presente trabajo, se desarrolla utilizando los umbrales universal y de riesgo de Stein (llamado SURE de acá en adelante).

3.3 ESCALAMIENTO DEL UMBRAL

En la práctica, usualmente, los umbrales no se utilizan directamente, sino que son ponderados por un factor σ , un escalamiento de la Desviación Media Absoluta (AMD) (10)[1], basado en algún nivel de descomposición *wavelet*. Se emplean comúnmente tres tipos de ponderación [12]:

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

$$\sigma = \frac{AMD}{0.6745} \quad (10)$$

3.4 VARIANZA CON EL DESPLAZAMIENTO EN LA TW DISCRETA, IMPLICACIONES PRÁCTICAS PARA EL PROCESO DE FILTRADO

Observando con cierto cuidado el efecto del diezmado de la DWT respecto a sus coeficientes, es posible encontrar, que si se desplaza la señal original una posición los coeficientes de salida en la primera escala de descomposición serán diferentes a los obtenidos con la señal original (sin desplazamiento). Ahora, si el corrimiento es de dos muestras, entonces los coeficientes de salida en el primer nivel podrían ser los mismos que los de la señal original, excepto por el desplazamiento, pero los coeficientes del segundo nivel y mayores muy serían diferentes [15]. Lo anterior se establece, en general, para

¹ Nombre tomado de la *Wavelet Toolbox* de Matlab®.

cada desplazamiento y nivel de la siguiente manera: en el nivel j son necesarios corrimientos múltiples de 2^j para que los coeficientes *wavelet* de una señal desplazada sean iguales a los de la señal sin desplazamiento.

El anterior comportamiento de la DWT en el contexto del filtrado, específicamente en el cálculo y ponderación del umbral, hará que no sea posible una estimación completa de la señal, a no ser que se realicen todos los desplazamientos correspondientes en la señal original, y en cada caso se estime su umbral. Pero puede darse el caso que el mejor umbral en una ubicación específica no sea conveniente para otra [16]. Por tanto es posible concluir, que si bien el diezmado no es impedimento para la reconstrucción, puede llegar a ser un problema serio en la estimación del ruido (o de la señal), en el proceso de filtrado planteado en (4). Y será mayor inconveniente si la señal presenta fuertes discontinuidades ya que el diezmado puede anular tal discontinuidad.

Con el propósito de mostrar que la estimación del umbral es afectada por la ubicación de los componentes de la señal, en la **Figura 3** se muestra la respuesta del proceso de filtrado por medio de la DWT para una señal y la misma desplazada una posición (una muestra), empleando el umbral universal y las tres ponderaciones previamente expuestas. Se puede observar que la estimación del ruido depende de la ubicación o desplazamiento. Es decir, la medida de desempeño del filtro (en este caso el error cuadrático medio RMS) varía conforme la señal es sometida a desplazamientos.

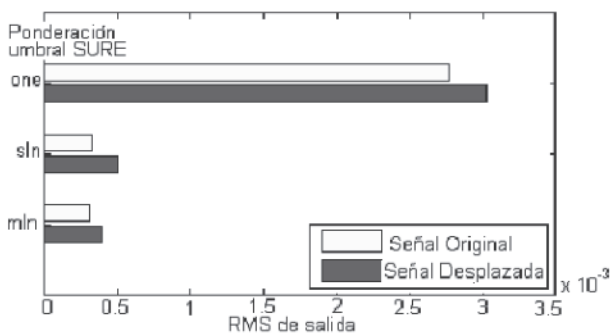


Figura 3. Error cuadrático medio del proceso de filtrado por medio de DWT, con umbral SURE y escalamientos one, sln y mln. Se observa que la respuesta del proceso de filtrado por medio de la DWT depende de la ubicación de la señal ECG.

La SWT ofrece una solución al anterior comportamiento, ya que puede considerarse como el cálculo de la DWT a cada uno de los desplazamientos de la señal, junto a un factor que los relacione [17]. En el caso de señales de

longitud finita este desplazamiento hace referencia a un desplazamiento circular.

Lo anterior lleva, como ya se señaló, a una TW redundante, lo cual implica que no hay una relación de igualdad entre la energía de la señal y el espacio de su transformada (aún bajo las familias *wavelets* ortonormales). En otras palabras, el sistema no cumple el teorema de Parseval (11). En su lugar, se emplea una relación más general (12). Como ventaja se tiene que la redundancia puede usarse en la reducción de ruido aditivo [8].

$$\|x\|^2 = \|X\|^2 \quad (11)$$

$$A\|x\|^2 \leq \|X\|^2 \leq B\|x\|^2 \quad (12)$$

donde x es la señal y X su transformada.

Trabajos como [13], [15-16], [18] presentan el desarrollo del proceso de filtrado a través de la transformada *wavelet* estacionaria (STW), mostrando importantes ventajas. Uno de estos trabajos es el desarrollado por Coifman y Donoho [16], donde se despliegan diversos ejemplos, mostrando que el empleo de la transformada *wavelet* invariante mejora el proceso de filtrado en dos aspectos: reduce oscilaciones generadas por el proceso de umbralización y reduce el fenómeno de Gibbs en la señal reconstruida en presencia de fuertes discontinuidades, ya sean propias de la señal o debidas al proceso de umbralización. En el caso específico de señales ECG, el proceso SWT es más conveniente y concordante de acuerdo a la literatura [15-16], [18]. Es así que con base a lo anterior el proceso de filtrado aquí propuesto se implementa mediante SWT.

Retomando al modelo expuesto en (4), se han señalado las alternativas para la umbralización y tipo de umbral, así como la implementación de la TW. Siguiendo la metodología usada previamente, en lo que resta del presente numeral se considerarán la familia o familias *wavelets* a utilizar, e igualmente al número de niveles de descomposición.

3.5 FAMILIAS WAVELET

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

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

En teoría existe un infinito número de familias *wavelet*, por tanto observar el comportamiento de un sistema para cada una de ellas resulta complejo y seguramente impráctico, así que es necesario acotar el conjunto a analizar. Para tal propósito se centró la elección de las familias en su principal característica: el número de momentos desvanecientes (que en el caso de las familias ortogonales está íntimamente relacionado con su soporte [8]). Este número de momentos refieren la capacidad que tiene la *wavelet* en suprimir ciertos polinomios. Por ejemplo, si se añade una señal de orden $p-1$ a nuestra señal original, y el soporte de la *wavelet* es de orden p o mayor, entonces al momento de realizar la descomposición, la señal añadida presentará coeficientes con amplitudes muy pequeñas [8], [19]. En otras palabras si $\psi(t)$ tiene p momentos desvanecientes significa que $\psi(t)$ es ortogonal a cualquier polinomio de grado $p-1$.

Dado que las interferencias de ruido no están acotadas a un polinomio de orden específico, la selección del orden del filtro no puede realizarse con exactitud. De esta manera se acudió a resultados presentados en [20], donde se plantea que la utilización de filtros con pequeños órdenes no ofrece buenos resultados y determinan como óptimos filtros con ordenes alrededor de 10, ya que ordenes mayores no generan mejoras significativas. Se sigue la definición de Ballesteros, donde orden corresponde al número de coeficientes del filtro *wavelet* [20].

Tabla 1. Familias wavelet seleccionadas para el proceso de filtrado.

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

Si bien el proceso anterior reduce el conjunto de *wavelets*, aún no es suficiente. Por tal motivo se hizo referencia a características secundarias sobre el conjunto restante, junto a que dichas familias estuvieran definidas en el sistema de desarrollo empleado, en este caso Matlab®. Las características secundarias a consideración fueron: la *wavelet* debe ser de tipo real y estar definidas en el dominio discreto. De esta forma, junto al requerimiento de orden, el conjunto se reduce a las familias *daubechies* (db), *symlet* (sym), *coiflet* (coif) y *biortogonal* (bior). Finalmente el orden seleccionado, junto a las familias elegidas se lista en la Tabla 1.

3.6 NÚMERO DE NIVELES DE DESCOMPOSICIÓN

Un aspecto importante en el desarrollo de un sistema de filtrado bajo TW es determinar el número de niveles de descomposición necesarios o convenientes que envuelve dicho proceso, para definirlos se inspeccionan las componentes frecuenciales de las interferencias y del ECG en relación con el comportamiento de los filtros *wavelet* a lo largo de las escalas de descomposición. En la **Tabla 2** se muestran las bandas de frecuencia de los diferentes componentes electrocardiográficos, los cuales recaen bajo los seis primeros niveles de descomposición [21]. En la **Tabla 3** se resumen las componentes de las interferencias, que abarcan toda la banda de frecuencias [5]. En particular la línea de potencia recae en los primeros dos niveles y las interferencias relacionadas a movimiento de línea base se presentan en las escalas 7 a 10. Los niveles son analizados con relación a las frecuencias de corte de -3 dB de los filtros *wavelet* [22].

Tabla 2. Bandas de Frecuencia Características de un ECG

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

Tabla 3. Componentes frecuenciales de las interferencias del ECG

Tipo de Interferencia	Comp. frecuencial
Línea de potencia	60 Hz
Movimiento de línea base	0 a 2 Hz
Señal EGM (Ruido Blanco)	Toda la banda
Movimiento por Respiración	0.15 – 0.3 Hz

Se determina como diez el número de niveles a desarrollar, dado que bajo estos niveles de descomposición recaen todas las interferencias ya descritas. Ahora, es necesario considerar sobre cuántos y cuáles niveles de descomposición se ha de aplicar la umbralización, ya que en todos no es favorable. Por ejemplo en los niveles de descomposición mayores, los coeficientes dominantes son los referentes al movimiento de línea y los correspondientes a la señal ECG se muestran reducidos, por tanto la umbralización sobre estos niveles eliminaría componentes de la señal electrocardiográfica más no la interferencia deseada.

Por otro lado, el análisis del comportamiento del ruido blanco bajo la TW muestra que este se reduce a medida que aumenta el nivel de descomposición [3].

En relación a los filtros de las familias *wavelets*, las componentes de la señal ECG descritas en la **Tabla 2**, como se mencionó, se presentan con mayor intensidad del segundo al sexto nivel, pero el movimiento de línea base no es corregido a través de umbralización, y éste se presenta en general en los niveles superiores al quinto. En consecuencia, el proceso de umbralización se lleva a cabo sobre los niveles uno a cuatro de descomposición.

Como se mencionó anteriormente, la corrección del movimiento de línea base requiere una metodología diferente a la umbralización. Por tal motivo, se propone estimar los movimientos de línea mediante muestras tomadas sobre la señal cada 0.25 seg. González desarrolló de manera experimental este proceso y encontró que esta tasa de muestreo genera buenos resultados de estimación [23].

Así, una vez se cuente con la estimación, se procede a evaluar la energía de la correlación entre dicha estimación y los niveles de aproximación 7 a 10. De esta forma, a partir del nivel en que genere mayor concordancia con la estimación de línea evaluada, los coeficientes son eliminados, lo cual elimina el movimiento de línea base sin afectar considerablemente la señal. No se tienen en cuenta los niveles 5 y 6 en la corrección de línea base, dado que en estos se presentan aún con gran intensidad componentes electrocardiográficos.

4. IMPLEMENTACIÓN Y RESULTADOS

En el numeral anterior con base al modelo planteado en (4) se expusieron los aspectos de un sistema de filtrado para señales electrocardiográficas y se esbozaron

los parámetros a tener en cuenta al momento de su implementación. Es así que el presente trabajo establece para el filtrado de señales ECG, un procedimiento basado en transformada *wavelet* estacionaria (SWT), donde se determine mediante experimentación cuál combinación de estimación del umbral y ponderación del umbral es conveniente para el tipo de señales a tratar. Además se debe determinar qué tipo de familia o familias *wavelet* ofrece mejores resultados.

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

Como medida de desempeño para cada uno de los experimentos se emplea el Error Cuadrático Medio, ya que Donoho lo establece como medida en el diseño de los estimadores por umbral, junto a la condición que la señal filtrada sea tan suave como la original (es decir, si la señal original no presenta saltos, su versión filtrada tampoco debe tenerlos) [1]. Se objeta como medida de desempeño la SNR a la salida del filtro ya que una mejor relación señal a ruido a la salida no garantiza que la respuesta del filtro presente la misma suavidad que la señal original.

4.1 SELECCIÓN DEL UMBRAL

Para determinar el tipo y ponderación de umbral adecuado, se observó el efecto de las *wavelet* sobre el proceso de umbralización. Para esto se tomaron de forma aleatoria 15 señales de la base de datos de señales EKG de *physiobank* [24], de donde se extrajeron 15 segmentos de 10 segundos cada uno. Sobre estas señales se aplicaron los procesos de umbralización atrás señalados, con el objetivo de visualizar posibles efectos de las *wavelet* sobre las estimaciones y escalamientos de umbralización.

Los resultados obtenidos muestran, para todas las *wavelets*, ya sea con estimación del umbral SURE o SQT, que el mejor desempeño es logrado a través del tipo de ponderación *sln* (figuras 4 y 5).

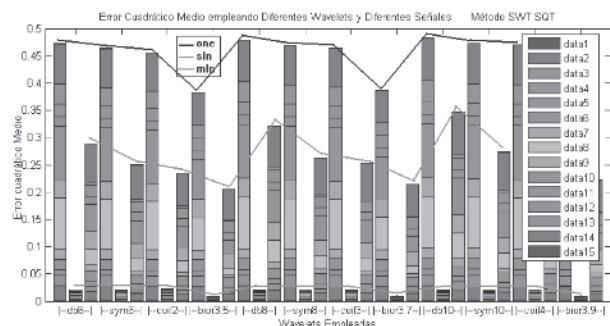


Figura 4. Proceso de Filtrado utilizando diferentes wavelets, para determinar que tipo de ponderación del umbral SQT es adecuada. Se observa que la ponderación sln genera mejores resultados.

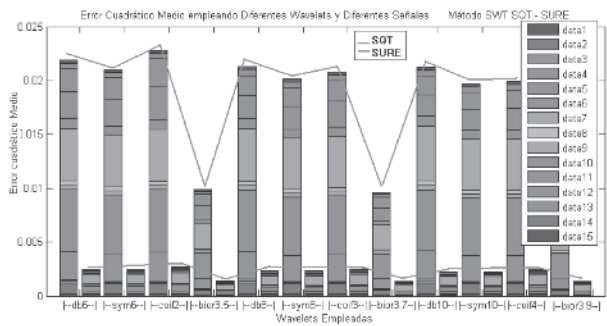


Figura 6. Comparación de los métodos SURE y SQT con ponderación sln. La combinación SURE-sln presenta mejores resultados.

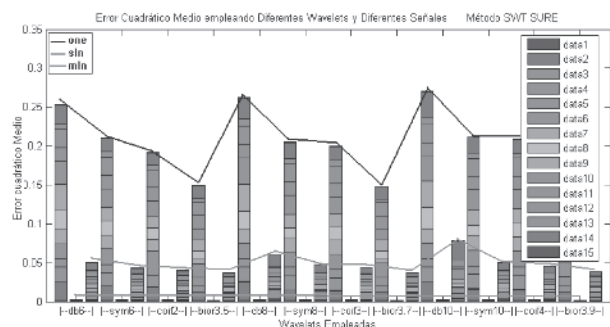


Figura 5. Proceso de Filtrado utilizando diferentes wavelets, para determinar que tipo de ponderación del umbral SURE es adecuada. Se observa que la ponderación sln genera mejores resultados.

4.2 SELECCIÓN DE LA FAMILIA WAVELET

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

Finalmente, en la Figura 6 se comparan estos resultados, mostrando que el procedimiento SURE-sln genera mejores resultados que el procedimiento SQT-sln. No sobra aclarar, que si bien el comportamiento del umbral SURE-sln presenta un buen resultado con las *wavelets* presentadas, esto no es indicativo que todas generen igual desempeño usando el método propuesto.

El experimento consistió en tomar, de manera aleatoria, las señales de las bases de datos: *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database*, *malignant ventricular arrhythmia*, *MIT-BIH arrhythmia database* y *MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database* todas disponibles en *physiobank* [24], y desarrollar el algoritmo de filtrado para cada una de las *wavelets* propuestas. Para posteriormente analizar los datos obtenidos.

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

Un primer análisis sobre los resultados indicó su carencia de normalidad (se comportaron como una distribución asimétrica). Por tal motivo, y según el comportamiento, se procedió a aplicar transformación logarítmica sobre ellos. Esta transformación resultó adecuada al corroborarla mediante análisis de residuos. El ANOVA mostró un valor de p de 0.0236 ($p\text{-value}=0.0236$) lo cual indica un nivel de significancia para dudar que todas las familias *wavelets* estudiadas ofrezcan igual desempeño.

Posteriormente se examinaron los residuos, los cuales mostraron que cumplían con la linealidad en la gráfica de probabilidad normal. Luego se analizaron los residuos estandarizados asegurando que no se presentaron valores atípicos; en último lugar, la estimación de independencia y varianza también fueron cumplidas. Asegurado que el modelo es adecuado se procedió a realizar comparaciones

múltiples por el método de *TUKEY-KRAMER*, donde se observó que los tratamientos con las familias *daubechies*, *symlet* y *coiflet* no generan diferencias significativas. Se da el caso contrario con las funciones *wavelet* biortogonales que, según los resultados, generan efectos diferentes a las otras familias, y similares entre ellas mismas a diferentes ordenes, como se observa en la **Figura 7**.

Hasta este punto es posible inferir que el orden de la familia (dentro de los ordenes empleados) no genera cambios importantes en el desempeño del sistema, como sí puede hacerlo la elección de la familia biortogonal vs. cualquier otra. Es así que para determinar qué *wavelet* se utiliza en el sistema de filtrado se asumió el costo computacional y la estabilidad-promedio del resultado bajo determinada familia *wavelet*.

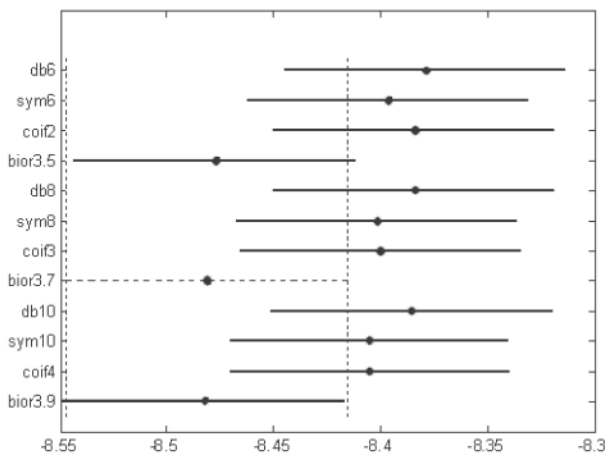


Figura 7. Comparaciones múltiples de medias por método *TUKEY-KRAMER* (C.I. de 95%). Se puede observar que los tratamientos con las *wavelets* biortogonales presentan diferencias con respecto a las otras familias.

Referente al costo computacional es claro que se debe elegir las ondas de menor orden, ya que implican menor número de operaciones, aún cuando la diferencia en orden no parezca muy significativa.

Para finalizar, la estabilidad del resultado se evaluó mediante la gráfica de las respuestas medias de las ondas, variando la relación señal a ruido a las señales ECG en un rango de 10 a 75 dB. Para este caso, siendo coherentes con los resultados de la **Figura 7**, donde se observa que no hay diferencia estadística entre ondas de la misma familia con diferente orden, se tomaron solamente las *wavelets* db6, sym6, coif2 y bior3.5. La **Figura 8** muestra que en el rango de 30 a 75 dB el menor error-promedio se logra con la *wavelet* biortogonal, en tanto que en menores

SNR las otras familias alcanzaron mejor resultado. Dado que en términos generales la toma ECG presenta SNR superiores a 30 dB, se selecciona como mejor *wavelet* para la implementación final del sistema a la función biortogonal 3.5.

5. CONCLUSIONES

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

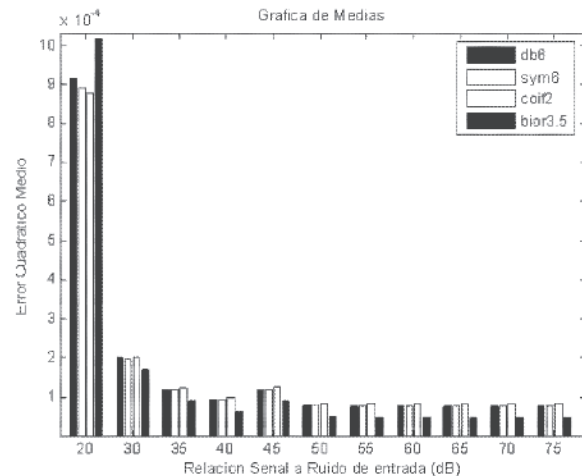


Figura 8. Error Cuadrático Medio - Promedio para las funciones db6, sym6, coif2 y bior3.5 en el desarrollo del proceso de filtrado para señales ECG contaminadas con ruido blanco en el rango de 20 a 75 dB.

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

El análisis de selección de la familia *wavelet* adecuada para llevar a cabo el sistema propuesto se realizó por medio de análisis de varianza, el cual indica que existe diferencia en emplear las funciones biortogonales respecto a las otras familias evaluadas, y que el orden de

la función no tiene mayores implicaciones en el proceso. Una observación del comportamiento del sistema de filtrado, en señales contaminadas con una SNR en el rango de 30 a 70 dB, muestra que la función bior3.5 presenta mejores promedios.

6. REFERENCIAS

- [1] D.I. Donoho, "De-noising by soft-thresholding," IEEE Trans. on Information theory, vol. 41, No. 3, May 1995, pp 613-627.
- [2] Y. Xu, J.B. Weaver, D. M. Healy, and J. Lu, "Wavelet transform domain filters: A spatially selective noise filtration technique," IEEE Trans. On Image Processing, vol 3, No.6, Nov 1994, pp. 747-758.
- [3] S. Mallat, W.L. Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," IEEE Trans. On Information Theory, vol. 38, No. 2, March 1992, pp. 617-643.
- [4] D. Guo, W. Zhu, Z. Gao, J. Zhang, "A study of wavelet thresholding denoising," Proceedings of the 5th International Conference on Signal Processing (ICSP 2000), pp. 329-332.
- [5] G. M. Friesen, T. C. Jannett, M. Afify Jadallah, S. L. Yates, S. R. Quint, and H. Troy Nagle, "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms," IEEE Trans. On Biomedical Eng. Vol 37, No. 1, January 1990, pp. 85-98.
- [6] C. K. Chuy, Wavelets: A Mathematical Tool for Signal Processing, Philadelphia, PA: SIAM, 1997, 210 pp.
- [7] O. J. Olarte y C. A. Niño, Implementación de una Toolbox Básica para Tratamiento de Señales con Wavelets en un Procesador Digital de Señales, [Tesis de Pregrado] Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, 2004, Available: <http://chorlito.uis.edu.co/tesis/2004/112683.pdf> [Visitado Noviembre 2006]
- [8] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, San Diego, CA: Academic Press, 1999, 637 pp.
- [9] C. Schremmer, T. Haenselmann, and F. Bomers, "A wavelet based audio denoiser." Available: <http://citeseer.ist.psu.edu/schremmer01wavelet.html> [Visitado Enero 2007].
- [10] C. Cai and P.D.B. Harrington, "Different discrete wavelet transforms applied to denoising analytical data," J. Chem. Inf. Comput. Sci., Vol. 38, No. 6, November 1998, pp. 1161-1170.
- [11] A.K. Fletcher, V. K. Goyal, and K. Ramchandran "Iterative projective wavelet methods for denoising," Proceedings of SPIE, Vol. 5207, 2003, pp. 9-15.
- [12] M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J.M. Poggi, "Wavelet Toolbox User's Guide," The Mathworks, Inc., Version 2.
- [13] D. Zhang, "Wavelet approach for ECG baseline wander correction and noise reduction," Proceedings 27th Int. Conf. of the IEEE Eng. In Medicine and Biology Society, 2005, pp. 1212-1215.
- [14] P.D. Agoris, S. Meijer, E. Gulski, and J.J. Smit, "Threshold selection for wavelet denoising of partial discharge data," IEEE International Symposium on Electrical Insulation, USA, September 2004, pp. 19-22.
- [15] P. Quan, L. Zhang, G. Dai, and H. Zhang, "Two denoising methods by wavelet transform," IEEE Trans. On Signal Processing, vol 47, No. 12, December 1999, pp. 3401-3406.
- [16] R. R. Coifman, and D.L. Donoho "Translation-invariant de-noising," Yale University and Stanford University, 1995. Available: <http://citeseer.ist.psu.edu/80329.html> [Visited: March 21, 2007].
- [17] M. Lang, H. Guo, J. E. Odegard, C.S. Burrus, and R. O. Wells, "Nonlinear processing of a shift invariant DWT for noise reduction," Proceedings of SPIE, Vol. 2491, April 1995, pp. 640-651.
- [18] P. Carre, and C. Fernandez, "Undecimated wavelet shrinkage estimate of the 1D and 2D spectra," Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2000, pp. 2310-2313.
- [19] S. Nibhanupudi, Signal Denoising Using Wavelets, [M.S. Thesis] University Of Cincinnati, Cincinnati, OH, 2003.
- [20] D. Ballesteros, "Reducción de ruido en señales ECG utilizando filtros wavelet," Fundación Univ. Manuela Beltrán. Memorias ANDESCON 2004, Bogotá, Colombia.

[21] N.V. Thakor, J.G. Webster, W.J. Tomkins, "Estimation of QRS complex power spectra for design of a QRS filter," IEEE Trans. On Biomedical Eng., vol 31, No 11, November 1984, pp. 702-705.

[22] O. J. Olarte, Sistema de reconocimiento y diagnóstico de arritmias cardiacas aplicado a la identificación de taquicardias de complejos anchos a partir del electrocardiograma, [Tesis de Maestría] Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, 2007.

[23] J. González, J. Barrero, "Implementación de filtros adaptativos en DSP aplicados al tratamiento de interferencia de 60 Hz y desplazamiento de la línea de base del ECG," Memorias del XI Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión Artificial, Bogotá, 2006.

[24] Physiobank, <http://www.physionet.org/physiobank> [Visitado Septiembre, 2006].

7. CURRÍCULUM

Oscar Javier OLARTE RODRÍGUEZ

Magíster en Ingeniería Electrónica e Ingeniero Electrónico de la Universidad Industrial de Santander (UIS). Áreas de interés: Bioingeniería, Procesamiento de Señales, Procesamiento de Imágenes, Inteligencia Artificial.

Dirección: Escuela de ingeniería Eléctrica y Electrónica, UIS, Cra. 27 Calle 9, Bucaramanga, Santander – Colombia.

Daniel Alfonso SIERRA BUENO

Ingeniero Electricista y Electrónico UIS, Summa Cum Laude, 2001; Especialista en Docencia Universitaria, UIS, 2005; Magíster en Ingeniería, UIS, 2004. Actualmente cursa Doctorado en Ingeniería Biomédica en University of Connecticut (USA). Profesor Asistente de la Escuela de Ingenierías Eléctrica y Electrónica UIS. Áreas de interés: Modelado de sistemas físicos, Bioingeniería, Procesamiento de Señales, Sistemas de Control.