

REMOCIÓN Y EVALUACIÓN DE LA INTERFERENCIA AC EN ECG, USANDO DENOISING Y LA MEDIDA WEIGHTED DIAGNOSTIC DISTORTION (WDD)

RESUMEN

En este artículo se desarrolla un algoritmo que mediante la *transformada wavelet* (WT), extrae los parámetros variantes en el tiempo de una señal sinusoidal, específicamente: la amplitud, la frecuencia y la fase. El algoritmo se aplica a 105 segmentos del canal 1 de señales ECG de la QT Database. Las señales se contaminan artificialmente con interferencia de línea de potencia con una SNR de -3, 0, 3 y 6 dB y 2 armónicos. El desempeño del algoritmo es evaluado con la medida de distorsión *Weighted Diagnostic Distortion* (WDD), la cual tiene en cuenta 15 parámetros, entre características diagnósticas y heurísticas, obtenidos de la señal ECG. Dichos parámetros se relacionan con medidas de amplitud, tiempo y energía de cada latido de la señal ECG. Para calcular la medida de distorsión WDD se desarrolla un algoritmo de segmentación robusto basado en la WT, el cual da como resultado los puntos específicos de los latidos de cada señal: inicio y final de las ondas P y T, y el inicio, pico y final del complejo QRS.

PALABRAS CLAVES: Filtrado, *denoising*, ECG, interferencias, WDD, segmentación, WT.

ABSTRACT

In this paper we have developed an algorithm that, by means of the wavelet transformed (WT), extracts the time variant parameters of a sinusoidal signal, specifically: amplitude, frequency and phase. The algorithm applies to 105 segments of the channel 1 of ECG signal from the QT Database. The signal is artificially contaminated with a power line interference of SNR -3, 0, 3, and 6 dB, plus 2 harmonics. The performance of the algorithm is evaluated by Weighted Diagnostic Distortion (WDD) measurement, which bears 15 parameters in mind, among diagnostic and heuristic characteristics, obtained of the ECG signal. The above mentioned parameters relate to measurements of amplitude, time and energy of every beat of the ECG signal. To calculate the measurement of distortion WDD we have developed a robust algorithm of segmentation based on the WT, which gives like proved specific points of the beats of every signal: beginning and end of the waves P and T, and the beginning, peak and end of the complex QRS.

KEYWORDS: Filtering, *denoising*, ECG, interferences, WDD, segmentation, WT.

1. INTRODUCCIÓN

Un problema en el registro de ECG es que la señal medida se degrada por interferencia de línea de potencia de 60 Hz. Los cables que conducen la señal ECG desde la sala de examen al equipo de monitoreo son susceptibles a la interferencia electromagnética (EMI) de la frecuencia de la red (60 Hz) presente en las fuentes de alimentación, de modo que a veces la señal ECG es completamente enmascarada por este tipo de ruido. El filtrado de estas señales EMI es un problema difícil dado que la frecuencia de la línea de alimentación es una señal variable en el tiempo y contiene componentes que se encuentran entre el rango de frecuencia de la señal ECG [3]. Hay algunas dificultades técnicas involucradas, la más importante de las cuales es la baja frecuencia de muestreo a la cual se toman las señales ECG. Existen

varias técnicas que permiten la reducción de interferencia ac, v.gr.: filtros ranura y filtros adaptativos. En este artículo se presenta un algoritmo que emplea *denoising* por umbralización [5], [6].

El método aplica las técnicas WT, utilizando varios modelos de umbralización tanto rígida como flexible. El algoritmo es aplicado a segmentos de señales ECG de la base de datos QT. Las señales son contaminadas artificialmente con interferencia de línea de potencia con varios SNR y armónicos. El desempeño del algoritmo es evaluado con una nueva medida de distorsión: *Weighted Diagnostic Distortion* (WDD), introducida en [10], la cual tiene en cuenta características diagnósticas y heurísticas de la señal ECG. Dichos parámetros se relacionan con medidas de amplitud, tiempo y energía de cada latido.

LUIS ENRIQUE AVENDAÑO

Ingeniero Electrónico, Ms. C
Profesor Titular
Universidad Tecnológica de Pereira
leavenda@utp.edu.co

JOSÉ LUIS RODRÍGUEZ S.

Ingeniero Electrónico, Ms. C.
Profesor Universidad Autónoma de Manizales
joseluis@autonoma.edu.co

	Arritmia	15
	Segmento ST	6
	Arritmia supraventricular	13
	Larga duración	4
MIT-BIH	Ritmo sinusal normal	10
STT	Europea	33
BIH	Muerte súbita	24

Tabla 1. Distribución de los 105 registros de acuerdo a las bases de datos originales [1]

Con la *WDD* se pueden obtener resultados notables para cuantificar la distorsión entre una señal *ECG* reconstruida y una original. Puede reemplazar, por lo tanto, a medidas estadísticas estándares. Para desarrollar la medida de distorsión *WDD* se implementa un algoritmo de segmentación robusto, basado en la transformada Wavelet, que da como resultado ondas y complejos de los latidos de cada señal *ECG*.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 La base de datos QT

La base de datos QT incluye señales *ECG*, seleccionadas para representar una amplia variedad de morfologías en el complejo *QRS* y el segmento *ST-T*, con el fin de medir el desempeño de algoritmos con la variabilidad del mundo real. Los registros fueron escogidos de las principales bases de datos existentes, entre las que se encuentran: La base de datos de arritmias MITBIH [9], la base de datos de la Sociedad Europea de Cardiología (STT) [11] y otras bases de datos recopiladas en el centro médico *Deaconess* en Israel. Se recogieron nuevos datos de registros Holter de pacientes, quienes padecieron muerte súbita durante la toma de señal y pacientes de diferentes edades y sexo, sin diagnóstico de enfermedad cardíaca. La Tabla 1 muestra las fuentes de los datos. Con cada registro se anotaron manualmente entre 30 – 100 latidos representativos seleccionados por cardiólogos, quienes identificaron el inicio, el pico y el final de la onda *P*, el inicio y el final del complejo *QRS*, (generalmente el pico *R*, está marcado en la base de datos original), el pico y final de la onda *T* y, si está presente el pico y final de la onda *U*. En total, fueron anotados por los cardiólogos 3622 latidos. Estas anotaciones fueron cuidadosamente revisadas para eliminar errores, aunque la ubicación precisa como ya se dijo, de cada anotación se realizó a juicio de especialistas. Estos registros incluyeron también pacientes quienes padecieron muerte súbita, y pacientes a los cuales no se les había diagnosticado previamente ninguna enfermedad cardiaca. Se seleccionaron las muestras de cada registro entre los minutos 9:55 y 10:20, es decir, 7500 muestras por registro.

2.2 Transformada Wavelet

Se encuentran diversos métodos basados en la *WT* para reducir el ruido presente en la señal *ECG* (considerando dicho ruido como blanco gaussiano, variaciones en la línea base y línea de alimentación). Dichos métodos se aplican después de la adquisición de la señal *ECG*, tratándose en todos los casos como métodos de procesamiento de señales fuera de línea [6]. La característica común de estos métodos es la utilización de la *WT* para cambiar el dominio de la señal. En este dominio se lleva a cabo una serie de operaciones sobre los coeficientes, realizando normalmente una umbralización y posteriormente el cálculo de la transformada inversa para trasladar la señal al dominio del tiempo una vez ha sido modificada. El efecto de la *WT* es filtrar la señal mediante un banco de filtros de dos tipos: pasa bajas o aproximación y pasa altas o detalles. El número de veces que es filtrada la señal viene determinado por el nivel de la descomposición. Para reducir el ruido de la señal, se eliminan los componentes obtenidos en la transformada *wavelet* que estén por debajo de cierto umbral o escalarlos por un factor de ponderación, antes de llevar a cabo la transformada inversa. En estos elementos, el umbral o la ponderación, se encuentran las diferencias más significativas entre la mayoría de métodos propuestos en trabajos relacionados con esta aplicación. Para la reducción del ruido se utiliza un procedimiento no lineal, denominado umbralización, obtenido mediante cálculos estadísticos [6]. Sea $y[n]$, la señal adquirida, $y[n] = x[n] + m[n]$ donde $n = 1, \dots, N$, $x[n]$, es la señal sin ruido, $e[n]$, representa ruido blanco gaussiano con media nula y varianza 1, mientras que m representa su nivel. A continuación se describe el proceso genérico para reducir el ruido de una señal utilizando la *WT*:

1. Escoger una *wavelet*, un nivel de descomposición y calcular la descomposición *wavelet* de la señal s en el nivel j .
2. Aplicar un umbral a los coeficientes de detalle, del nivel 1 al j . El umbral será de la forma

$$d = [d_1, d_2, \dots, d_j].$$

3. Reconstruir la señal, basándose en los coeficientes de aproximación y los coeficientes modificados de detalle.

Las condiciones exigibles a este proceso de reducción del ruido son la minimización en el error cuadrático medio (o lo mismo, que maximice la *SNR* resultante) y la señal obtenida sea al menos tan suave como la señal inicial para evitar que, aunque se cumpla la primera condición, aparezcan picos en la señal resultante que se pueden confundir con información presente en la señal o puede dar lugar a que se eliminen puntos característicos de la señal. En [5], se propone un método para reducir el ruido usando la *WT* con el umbral:

$$d = \sqrt{2 \log(N)} \hat{S}$$

La umbralización se realiza a través de la expresión:

$$C_d(i, j) = \begin{cases} \text{sgn}(C(i, j))(|C(i, j)| - d), & \text{si } |C(i, j)| \geq d \\ 0, & \text{si } |C(i, j)| < d \end{cases}$$

donde los $C_d(i, j)$ representan los coeficientes de detalle. El valor de \hat{S} está dado por:

$$\hat{S} = \text{median}(|C(i, j)|) / 0.6745.$$

Umbralización: El procedimiento por el cual los coeficientes pequeños son removidos mientras los demás valores permanecen inalterables, se denomina umbralización rígida. Para la eliminación del ruido se aplica la transformada no lineal de los coeficientes *wavelet*: $F(x) = x \cdot I(|x| > d)$, donde d es el valor a priori fijo del umbral. Una alternativa diferente es conocida como umbralización flexible: los coeficientes por encima del umbral se ponderan en valor absoluto, siendo la cantidad de ponderación igual al valor del umbral, para que el campo entrada-salida sea continuo [7]. En la umbralización flexible se requiere una elección adecuada del tipo de transformación no lineal sobre los coeficientes *wavelet*, v. gr., usando: $S(x) = \text{sgn}(x)(|x| - t) I(|x| > d)$, donde d es el umbral. El valor d en (1), se conoce como umbral universal. Este umbral es válido para toda señal de longitud N , puesto que estas señales son suficientemente suaves [5], [7]. El umbral universal se concentra en el suavizado, donde intenta minimizar el error cuadrático medio.

Estimador de Riesgo Imparcial de Stein (SURE): Diferente al umbral universal, ecuación (1), el Estimador de Riesgo Imparcial de Stein (SURE), depende directamente de la señal de entrada y no de la estimación basada en los datos de la varianza del ruido \hat{S} . De manera particular observa un umbral separado por cada escala, donde, todos los coeficientes dentro de un mismo nivel de resolución, se unen en un vector de datos. SURE desarrolla asintóticamente un umbral similar al *minimax* sobre un espacio dado [7]. El desarrollo alcanzado por SURE es mejor que el umbral universal por un factor logarítmico. El procedimiento de umbralización por el principio de Stein [7], está definido a partir de la función de riesgo $R(s_k, Z_k, t)$, con $Z_k = c_k + s_k e_k, k = 1, \dots, M$, donde c_k es un coeficiente desconocido, s_k un escalar conocido (o estimado), t el umbral, $e_k \text{ i.i.d. } N(0,1)$, una variable aleatoria. Stein muestra la estimación del riesgo como: $\sum_{k=1}^M R(s_k, Z_k, t^*)$. El argumento de minimización de riesgo t^* también puede ser estimado y será tomado luego como el umbral adaptativo óptimo.

2.3 La medida WDD

La medida fue introducida inicialmente en [10], para cuantificar el desempeño de algoritmos de compresión. Esta medida se basa en la comparación de las características de los complejos *PQRST* de las dos señales, la señal *ECG* original y la reconstruida. La *WDD* evalúa la preservación relativa de la información diagnóstica en la señal filtrada. La información diagnóstica relevante en la señal *ECG* existe en la forma de las características de los complejos *PQRST*. Las características de los complejos *PQRST* (características de diagnóstico) son la ubicación, duración, amplitud y forma de las ondas y complejos que existen en cada latido. La selección de la forma de las ondas generalmente debe ser realizada por un cardiólogo, siendo esta parte la más compleja del proceso y lo que impide una implementación totalmente automatizada. Por esta razón, en este trabajo se emplean características diagnósticas de tiempo y amplitud y algunas características heurísticas.

2.3.1. Características: Se dividen en dos grupos: características de duración (de ondas, segmentos e intervalos) y características de amplitud. Las características de duración son las más significantes en la mayoría de las aplicaciones. En la Figura 1, se muestran algunas características de amplitud y duración. La *WDD* requiere de la extracción de la ubicación y amplitud de las ondas y segmentos *PQRST*.

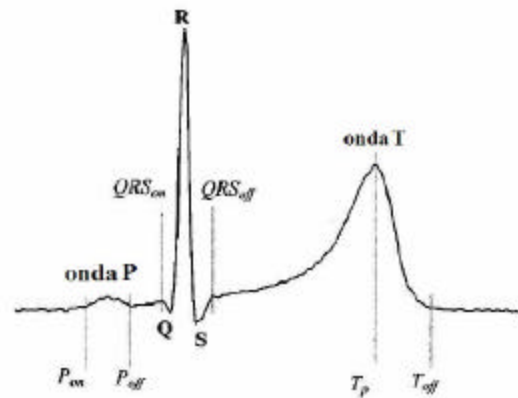


Figura 1. Ondas y puntos de segmentación en el ECG

2.3.2. Extracción de características: La tarea principal en la extracción de características *PQRST* es la segmentación, con la cual se determina la ubicación de las ondas, con determinada precisión (La Figura 1, muestra un ejemplo de las ondas y sus puntos de ubicación). Después de la segmentación, la determinación de la amplitud de las ondas y complejos es sencilla.

2.3.3. Medidas WDD: Para cada latido de la señal original y para la señal filtrada, un vector de

características diagnósticas se define como:

$$\mathbf{b}^T = [\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_p];$$

$$\hat{\mathbf{b}}^T = [\hat{\mathbf{b}}_1, \hat{\mathbf{b}}_2, \dots, \hat{\mathbf{b}}_p];$$

donde p es el número de características en el vector; en este trabajo se utilizó $p=15$. Los parámetros de diagnóstico ($\mathbf{b}_i, i=1,2,\dots,p$) fueron escogidos así: QRS_{dur} , QRS_{+amp} , QRS_{-amp} , $area_{+QRS}$, $area_{-QRS}$, $areat$, $ST_{elevation}$, T_{slope} , PR_{int} , T_{amp} , QT_{int} , QT_{pint} , P_{amp} , P_{dur} , RR_{int} . En [12] se realiza una discusión acerca de las características. La WDD entre los dos vectores es:

$$W_{DD}(\mathbf{b}, \hat{\mathbf{b}}) = \Delta \mathbf{b}^T \frac{\Lambda}{tr(\Lambda)} \Delta \mathbf{b} \times 100$$

donde $\Delta \mathbf{b}$ es el vector de diferencia normalizado

$$\mathbf{b}^T = [\Delta \mathbf{b}_1, \Delta \mathbf{b}_2, \dots, \Delta \mathbf{b}_p]$$

y Λ es la matriz diagonal de pesos. Cada escalar en este vector brinda la distancia entre las características de la señal original y las características de la señal reconstruida. Para las características de duración y amplitud, la distancia se define como:

$$\Delta \mathbf{b}_i = \frac{|\mathbf{b}_i - \hat{\mathbf{b}}_i|}{\max\{|\mathbf{b}_i|, |\hat{\mathbf{b}}_i|\}}$$

La matriz Λ , es una matriz diagonal con peso, $\Lambda = diag[\mathbf{I}_i], \mathbf{I}_i > 0, i=1,2,\dots,p$, la cual posee la forma de enfatizar ciertos parámetros o regiones en el ECG . Cuando se filtra o comprime el ECG de un individuo, la matriz Λ puede ser ajustada para seguir los efectos de patologías específicas (por ejemplo enfatizar el segmento ST). Nótese que en (3) la WDD se normaliza a la suma de sus pesos. Para este artículo los pesos se determinan de forma arbitraria usando lógica subjetiva de una persona no experta en cardiología. En la práctica, los pesos podían reflejar la importancia clínica relevante de las características. Es de importancia saber que el desempeño del algoritmo de extracción de características incide en el error de la medida WDD .

3. RESULTADOS

3.1. Algoritmo basado en TW con denoising

En esta subsección se desarrollan procedimientos para reducir la interferencia de la línea de potencia ac en las señales ECG . Se utiliza denoising con TW y técnicas de umbralización: se aplica umbralización rígida y suave con datos estadísticos (el umbral universal se analiza en forma global y por niveles) y estimación adaptativa (estimador de riesgo imparcial de Stein, SURE), buscando la mejor respuesta. En la Tabla 2 se hace un

resumen de los niveles de descomposición, técnicas y familias de *wavelets* que se utilizaron en este proyecto. Los acrónimos que aparecen en la Tabla 2 son los establecidos internacionalmente y de uso común en los sistemas de cálculo, v. gr., Matlab, así:

3.1.a. Wavelet daubechies N (dbN): N es el orden. La wavelet dbN no tiene expresión explícita excepto para $db1$, la cual es la wavelet *Haar*. Sin embargo, el cuadrado del módulo de la función de transferencia de h es explícito y simple [8]. La mayoría de las dbN son no simétricas. Para algunas la simetría es muy pronunciada. La regularidad aumenta con el orden. Es ortogonal.

3.1.b. Wavelet symlet (symN): N : es el orden. La wavelet $symN$ se puede pensar como una dbN a la cual se le aplican propiedades de normalización y filtrado de manera que de una respuesta simétrica. Se emplea un filtro de fase mínima.

3.1.c. Wavelet coiflet (coifN): N : es el orden. Son más simétricos que los dbN . La igualdad se logra cuando la señal es polinomial de grado $d, d \leq N-1$.

3.1.d. Wavelet biortogonal ($biorN_r, N_d$): Son los órdenes. Como características generales se puede mencionar que son wavelets splines biortogonales compactamente soportados para los cuales la simetría y la reconstrucción exacta son posibles con filtros FIR.

En la Figura 2 se muestra un ejemplo de la aplicación del procedimiento de filtrado utilizando wavelets con *denoising*. Para este caso se utilizó el registro *sel103*; $SNR=-3dB$; nivel de descomposición, 3; técnica: *rigrsure* rígido y familia *db11*.

En la Figura 3 se muestra otro ejemplo de la aplicación del procedimiento de filtrado utilizando wavelets con *denoising*. Para este caso se seleccionaron los valores correspondientes a los mejores resultados luego de las simulaciones realizadas con los 105 casos de la base de datos *QT*. Se utilizó el registro *sel35*; $SNR=-3dB$; nivel de descomposición, 3; técnica: *heursure* rígido y familia *db11*.

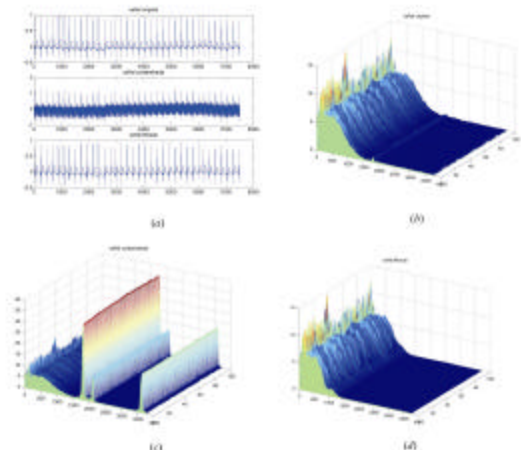


Figura. 2. Modelo 3D de la señal filtrada.

Nivel de descomposición		j		Técnica	
1- 3		1		rigsure, soft	
2- 4		2		sqtwolog, soft	
3- 5		3		heursure, soft	
4- 6		4		minimax, soft	
5- 7		5		rigsure, hard	
		6		sqtwolog,hard	
		7		heursure, hard	
		8		minimax, hard	
k	Familia	k	Familia	K	Familia
1	<i>db2</i>	14	<i>coif5</i>	27	<i>bior4.4</i>
2	<i>db3</i>	15	<i>bior1.1</i>	28	<i>bior5.5</i>
3	<i>db4</i>	16	<i>bior1.3</i>	29	<i>bior6.8</i>
4	<i>db5</i>	17	<i>bior1.5</i>	30	<i>sym2</i>
5	<i>db6</i>	18	<i>bior2.2</i>	31	<i>sym3</i>
6	<i>db7</i>	19	<i>bior2.4</i>	32	<i>sym4</i>
7	<i>db8</i>	20	<i>bior2.6</i>	33	<i>sym5</i>
8	<i>db9</i>	21	<i>bior2.8</i>	34	<i>sym6</i>
9	<i>db10</i>	22	<i>bior3.1</i>	35	<i>sym7</i>
10	<i>db11</i>	23	<i>bior3.3</i>	36	<i>sym8</i>
11	<i>coif2</i>	24	<i>bior3.5</i>	37	<i>sym9</i>
12	<i>coif3</i>	25	<i>bior3.7</i>		
13	<i>coif4</i>	26	<i>bior3.9</i>		

Tabla 2. Estrategias empleadas para el filtrado de señales utilizando wavelets con denoising

4. DISCUSIÓN

En la Tabla 3, se observa el resultado de 10 registros de la base de datos QT del canal 0, contaminados con - 3, 0 y 3 dB. Cada uno de los registros se contaminó con perturbación de 60 Hz, y se realizó el proceso de denoising, con las posibles combinaciones de niveles de descomposición, tipos de umbrales y familias wavelets.

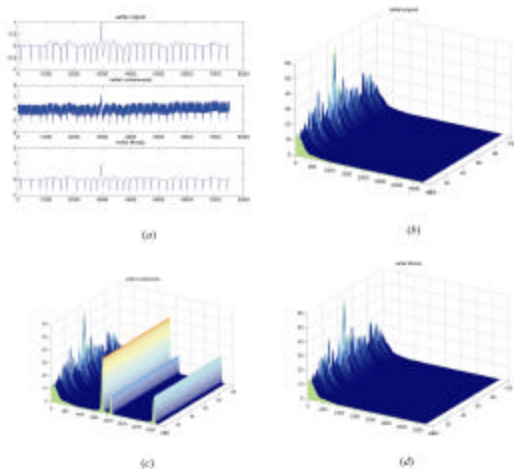


Figura. 3. Modelo 3D de la señal filtrada.

Para comparar el desempeño del filtro, se obtuvo la medida *WDD* de cada una de las combinaciones y se tuvo en cuenta el mejor resultado, conociendo que un valor cercano a 0, del índice *WDD*, denota un filtrado óptimo de la señal con perturbación y un valor cercano a 100, denota una señal distorsionada después del proceso de filtrado. Se aprecia también en la Tabla III, que de acuerdo al índice de *WDD*, existe en algunos casos una estimación de la señal ECG notable, con valores menores a 10. En cada registro, las combinaciones, no tienen alta variabilidad, v. gr., para el registro *sel221*, sólo varía la familia wavelet (36: *sym8*, 13: *coif4*, 14: *coif5*), siendo constantes el nivel de descomposición (3) y el método de umbralización (*heursure*, *hard*). También se puede apreciar que la variación en la *SNR* de la interferencia, no es relevante para los métodos de filtración empleados en este trabajo. La medida *WDD*, presenta mayor tasa de variación con respecto a medidas estándar de comparación como la *SNR*, *PRD*, coeficiente de correlación, *ECM*, lo que indica que el índice *WDD*, presenta mayor discriminación y por tanto, mejor evaluación de la medida del desempeño de los algoritmos de filtración.

registros	<i>WDD</i>		<i>WDD</i>		<i>WDD</i>	
	promedio	combin.	promedio	combin.	promedio	combin.
sel100	10.391	1,1,20	8.762	2,5,37	11.782	1,5,37
sel102	15.342	1,7,33	9.715	1,5,33	7.685	1,7,11
sel103	1.357	1,3,8	1.688	1,1,8	1.728	1,7,8
sel104	13.017	1,5,21	14.935	2,5,19	7.870	1,5,19
sel114	13.600	1,5,7	12.373	1,7,10	15.576	1,5,10
sel116	15.271	1,5,37	9.425	1,7,8	11.165	1,7,10
sel117	1.354	1,3,8	1.428	2,7,8	1.215	1,7,8
sel123	2.849	1,5,36	2.548	1,7,13	1.578	1,5,13
sel213	19.238	1,5,29	20.163	1,7,8	19.928	1,5,8
sel221	9.777	1,7,14	8.085	1,7,36	7.337	1,7,13

Tabla 3 Resultados de la *WDD* para 10 registros de la QT database

5. CONCLUSIONES

Los mejores resultados obtenidos con *WT*, son fuertemente dependientes de las familias seleccionadas, mas no de los niveles de descomposición (3, 4) y de la técnica de umbralización (*rigsure* y *hardsure* con *hard thresholding*). La familia *WT*, el nivel de descomposición y la técnica de umbralización, asociados al mejor resultado, son: *coiflet 2*, nivel 3, *heuristicSURE*, *hard thresholding*, respectivamente.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Laguna P., Mark R. G., Goldberger A., Moody G. B., A database for evaluation of algorithms for measurement of QT and other waveform intervals in the ECG. *Computers in Cardiology* Vol 24, pps 673-676, 1997.
- [2] So H.C., Adaptive Cancellation of Multiple Interfering Sinusoids, *El. Let.*, V.34, No.24, pp.2301–2303, 1998.
- [3] Ziarani A. K., Konrad A. A Nonlinear Adaptive Method of Elimination of Power Line Interference in ECG Signals, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, V. 49, No. 6, pp.540–547, 2002.
- [4] Ziarani A. K., Konrad A. A method of extraction of nonstationary sinusoids, *Sig. Proc.* V. 84, pps 1323–1346, 2004.
- [5] Donoho D. L., De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 41(3):613– 627, 1995.
- [6] Cuesta, D., Novak D., Pérez J., Andreu G., Eck V., Sastre C., Llorca M., Reducción del Ruido en Señales Electrocardiográficas Mediante la Transformada Wavelet, *Proc. BIOSIGNAL*, 2000.
- [7] Jansen M., Noise Reduction by Wavelet Thresholding, Springer Verlag, 2001.
- [8] Wavelet Toolbox for use with Matlab, The Mathworks, Inc., 2004.
- [9] Moody G.B., The MIT-BIH arrhythmia database CD-ROM. Second Ed., Harvard-MIT Division of Health Sciences and Technology, 1992.
- [10] Zigel Y. and A. Cohen and A. Katz, The Weighted Diagnostic Distortion (WDD) Measure for ECG Signal Compression, *IEEE Trans. on Biomed. Eng.*, V. 47, No. 11, pp.1422–1430, 2000.
- [11] European Society of Cardiology, Annotations in the European ST-T Database, documentación respectiva, 1991.
- [12] Rodríguez J.L., Estudio comparativo de técnicas de extracción de características en señales de ECG, Universidad Nacional de Colombia Sede Manizales, 2004.