

MÉTODOS PARA LA ELIMINACIÓN DE INTERFERENCIA AC EN ECG

RESUMEN

En este trabajo se presenta la investigación del comportamiento relativo de varios métodos de eliminación de la interferencia de la línea de potencia. Para ello se estudian filtros adaptativos de diferente estructura, así como aplicaciones de la *WT*, por medio de *denoising*, a señales *ECG* contaminadas artificialmente con una señal sinusoidal de 60 Hz y los primeros dos armónicos correspondientes. Se considera la variación de sus parámetros amplitud, frecuencia y fase. En las pruebas se utilizó la *QT Database* [1]. El desempeño de los algoritmos se midió utilizando los criterios estándar *PRD*, *SNR*, R_{xy} (coeficiente de correlación de Pearson) y *MSE*, los cuales se emplean para comparar una señal reconstruida con respecto a la original.

PALABRAS CLAVES: ECG, WT denoising, filtración adaptativa, PRD, NAENS.

ABSTRACT

In this paper the results of the research in the relative performance of some methods for ac power line interference elimination are presented. Various adaptive filters are with different structure are analyzed. Wavelet transform with denoising are applied to ECG signals

KEYWORDS: ECG, WT denoising, adaptive filtering, PRD, NAENS.

LUIS ENRIQUE AVENDAÑO

Ingeniero Electrónico, M. Sc.
Profesor Titular
Universidad Tecnológica de
Pereira.
leavenda@utp.edu.co

JOSÉ LUIS RODRÍGUEZ S.

Ingeniero Electrónico, M. Sc.
Profesor Universidad Autónoma
de Manizales.
joseluis@autonoma.edu.co

GERMÁN CASTELLANOS

Ingeniero de Telecomunicaciones, Ph. D.
Profesor Universidad Nacional
de Colombia Sede Manizales
gecastell@telesat.com.co

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, de modo que a veces la señal *ECG* es completamente enmascarada por este tipo de ruido. El filtrado de estas señales *EMI* (*Electromagnetic Interference*) es un problema difícil, dado que la frecuencia de la línea de alimentación es una señal variable en el tiempo que cae entre el rango de frecuencia de la señal *ECG*. Hay algunas otras 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*. Se presentan dos algoritmos adaptativos de procesamiento de señal introducidos en [2] y [4] y un algoritmo que emplea *denoising* por umbralización [5], [6]. El primer sistema estudiado corresponde a un filtro adaptativo para cancelación de múltiples sinusoides interferentes (*ASIMC*), el cual está caracterizado por los parámetros de amplitud y fase. Dichos parámetros, son actualizados mediante el algoritmo de mínimos cuadrados (*LMS*). El segundo filtro adaptativo introducido por [4], emplea un método de extracción de señales sinusoidales no estacionarias y la estimación de sus parámetros, amplitud, frecuencia y fase. El tercer método aplica las técnicas *WT* (*Wavelet Transform*), utilizando varios modelos de umbralización tanto rígida como flexible.

Se evalúa el desempeño de los filtros utilizando las herramientas *PRD*, *SNR*, R_{xy} (coeficiente de correlación

de Pearson) y *MSE*, las cuales permiten medir el error entre la señal original y la señal filtrada. Para ello, las señales *ECG* se contaminan artificialmente.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Las señales de prueba corresponden a archivos de la *QT Database*, la cual es ampliamente utilizada en la evaluación de algoritmos de análisis de señales *ECG*. Esta base de datos consiste en 105 extractos de registros de *ECG* (cada uno de 15 minutos de duración) anotados manualmente para demarcar los componentes de las ondas *ECG*, con marcadores de inicio, pico y fin para las ondas *P*, *QRS*, *T* y *U* (donde estuviera presente) desde 30 a 50 latidos seleccionados en cada registro. Estos registros también incluyeron algunos pacientes que sufrieron el proceso de muerte súbita y pacientes a los cuales no se les había diagnosticado previamente ninguna enfermedad cardíaca. Cada registro contiene dos señales, cada una muestreada a 250 Hz con una resolución de 12 bits sobre un rango de entrada nominal de 20 mV. Los valores de muestra después de la digitalización, fueron normalizados con referencia a la calibración de las señales en los registros análogos originales, para obtener así una escala uniforme de 200 unidades por milivoltio para todas las señales. Se seleccionaron las muestras de cada registro entre los minutos 9:55 y 10:20, es decir, 7500 muestras por registro.

2.1. Algoritmo adaptativo ASIMC

En la presencia de sinusoides interferentes con incertidumbres pequeñas en las frecuencias de interferencia, la señal recibida, $r(kT_s)$, se expresa como

$$r(kT_s) = s(kT_s) + \sum_{i=1}^M \alpha_i \cos[(\omega_i + \Delta\omega_i)kT_s + \phi_i] \quad (1)$$

donde $(\omega_i + \Delta\omega_i)$, α_i y ϕ_i , $i=1,2,\dots,M$, representa las frecuencias, amplitudes y fases de las sinusoides interferentes, respectivamente. Se supone que M y ω_i son conocidos, mientras que $\Delta\omega_i$, α_i y ϕ_i son constantes desconocidas con $|\Delta\omega_i / \omega_i| \ll 1$, para $i=1,2,\dots,M$. La tarea es estimar $s(kT_s)$ de la señal contaminada $r(kT_s)$. El algoritmo de cancelación de interferencia sinusoidal múltiple (ASIMC), se basa en la construcción de la señal $\hat{s}(k)$, de la forma

$$\hat{s}(k) = r(k) - \sum_{i=1}^M \hat{\alpha}_i(k) \cos[\omega_i k + \hat{\phi}_i(k)] \quad (2)$$

donde $\hat{\alpha}_i(k)$ y $\hat{\phi}_i(k)$, $i=1,2,\dots,M$, son los parámetros de amplitud y fase respectivamente. En el ASIMC, $\hat{\alpha}_i(k)$ y $\hat{\phi}_i(k)$ se adaptan sobre una base de muestra por muestra para minimizar $E\{\hat{s}^2(k)\}$ de acuerdo al algoritmo LMS:

$$\hat{\alpha}_i(k+1) = \hat{\alpha}_i(k) + \mu_{\alpha_i} \hat{s}(k) \cos(\omega_i k + \hat{\phi}_i(k)) \quad (3)$$

$$\hat{\phi}_i(k+1) = \hat{\phi}_i(k) - \mu_{\phi_i} \hat{s}(k) \sin(\omega_i k + \hat{\phi}_i(k)) \quad (4)$$

Las cantidades μ_{α_i} y μ_{ϕ_i} , $i=1,2,\dots,M$, son escalares positivos que controlan la tasa de convergencia y aseguran la estabilidad del algoritmo.

2.2. Algoritmo NAENS

En [3], se propone un método adaptativo no lineal para extracción de sinusoides no estacionarias (NAENS), el cual se puede aplicar a la eliminación de la interferencia de la línea de potencia en señales ECG. La dinámica del algoritmo es gobernada por un conjunto de ecuaciones diferenciales no lineales. Se utiliza el método del gradiente descendente para minimizar el error de mínimos cuadrados entre la señal de entrada y la señal sinusoidal deseada. En el algoritmo, $u(t)$ es la señal de tensión, la cual es continua y cuasiperiódica. El objetivo es extraer de $u(t)$ una componente sinusoidal más o menos especificada. La componente deseada se puede definir como $y(t) = A \sin \varphi(t)$, incorporando todas las variaciones de fase en el término $\varphi(t)$. La salida se define como la componente sinusoidal deseada, o sea

$$y(t, \phi(t)) = A(t) \sin \left(\int^t \omega(\tau) d\tau + \delta(t) \right) \quad (5)$$

Para extraer una cierta componente sinusoidal de $u(t)$, la solución tiene que ser un óptimo ϕ el cual minimiza una función distancia d entre $y(t, \phi(t))$ y $u(t)$ [4], es decir,

$$d^2(t, \phi(t)) = [u(t) - y(t, \phi(t))]^2 \triangleq e^2(t) \quad (6)$$

Consecuentemente, la función de costo estará definida como $J(\phi(t), t) \triangleq d^2(t, \phi(t))$. El vector de parámetros ϕ se estima utilizando el método del gradiente descendente:

$$\frac{d\phi(t)}{dt} = -\mu \frac{\partial [J(t, \phi(t))]}{\partial \phi(t)} \quad (7)$$

donde la matriz diagonal positiva μ se define como

$$\mu = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & 0 \\ 0 & m_2 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 \end{bmatrix} \quad (8)$$

la matriz constante que regula la convergencia y estabilidad del algoritmo. Los valores de las entradas de esta matriz controlan la tasa de convergencia así como la estabilidad del algoritmo. El método del gradiente descendente garantiza la solución deseada si la función de costo es globalmente cuadrática en sus parámetros. De otra forma, si la forma de la función de costo no es cuadrática (como en este caso), o no está descrita claramente, una demostración matemática, debe realizarse para garantizar la convergencia de las soluciones del método del gradiente descendente (7) hacia el mínimo punto de la función de costo. La demostración matemática se realiza en [3]. El valor estimado del vector de parámetros ϕ se denota por

$$\hat{\phi}(t) = [\hat{A}(t), \hat{\omega}(t), \hat{\delta}(t)]^T \quad (9)$$

donde, $\hat{A}(t)$, $\hat{\omega}(t)$ y $\hat{\delta}(t)$, representan los valores estimados de la amplitud, la frecuencia y la constante de fase, respectivamente. Efectuando las operaciones matemáticas indicadas en la ecuación (7), se llega al conjunto de ecuaciones diferenciales dado por

$$\begin{aligned} \dot{\hat{A}}(t) &= 2\mu_1 e(t) \sin \hat{\phi}(t) \\ \dot{\hat{\omega}}(t) &= 2\mu_2 e(t) \hat{A}(t) \cos \hat{\phi}(t) \\ \dot{\hat{\delta}}(t) &= \hat{\omega}(t) + \mu_3 \hat{\delta}(t) \end{aligned} \quad (10)$$

donde el valor de error $e(t)$, está dado por $e(t) = u(t) - \hat{A}(t) \sin \hat{\phi}(t)$ y los parámetros μ_1 , μ_2 y μ_3 son constantes dadas por

$$\mu_1 = m_1, \quad \mu_2 = m_2 m_4, \quad \mu_3 = m_3 (m_2 m_4)^{-1} \quad (11)$$

donde m_4 es una constante que sustituye a la variable temporal t . Con esto, se convierte el sistema que originalmente es variante en el tiempo e inestable, en invariante en el tiempo y estable [3].

2.3. Transformada *wavelet* (WT)

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 son aplicados 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 [6].

Sea $y[n]$, la señal adquirida como $y[n] = x[n] + \mu e[n]$, 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 μ representa su nivel. El proceso genérico para reducir el ruido de una señal utilizando la WT se muestra a continuación:

- 1) Escoger una *wavelet*, un nivel 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 $\delta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_j]$.
- 3) Reconstruir la señal, basándose en los coeficientes de aproximación y los coeficientes modificados de detalle.

En [5], se propone un método para reducir el ruido usando la WT con el umbral:

$$\delta = \sqrt{2 \log(N)} \hat{\sigma} \tag{12}$$

donde la umbralización es realizada con la expresión:

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

donde $C(i, j)$ representa los coeficientes de detalle. El valor de $\hat{\sigma}$ está dado por: $\hat{\sigma} = \text{median}(|C(i, j)|) / 0,6745$.

2.3.1 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*: $F(x) = x \cdot I(|x| > \delta)$, donde δ es el valor *a priori* fijo de umbral.

Una alternativa diferente es conocida como umbralización flexible: los coeficientes por encima del umbral son ponderados en valor absoluto, siendo la cantidad de ponderación igual al valor del umbral, para que el campo entrada--salida sea continuo [7]. La umbralización flexible se basa en la elección de la

transformada no lineal sobre los coeficientes *wavelet*, utilizando la expresión: $S(x) = \text{sgn}(x)(|x| - t)I(|x| > \delta)$, donde δ es el umbral. El valor δ en (12), es conocido como umbral universal. Este umbral es válido para toda señal de longitud N [5], [7].

Diferente al umbral universal, ecuación (12), el Estimador de Riesgo Imparcial de Stein (SURE), depende directamente de la señal de entrada. 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 son variables aleatorias i.i.d. (independientes, e idénticamente distribuidas), con distribución gaussiana $N(0,1)$. Stein muestra la estimación del riesgo: $\sum_{k=1}^M R(s_k, Z_k, t)$, el argumento de minimización de riesgo t^* pueden también ser estimado y será tomado luego como el umbral adaptativo óptimo.

2.4. Criterios de efectividad de los filtros

Se utilizaron los siguientes criterios para medir la efectividad de los métodos empleados:

- **PRD (Percentage root difference):** Se define como:

$$PRD = \left[\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n)) \right]^{\frac{1}{2}} \left[\sum_{n=1}^N x^2(n) \right]^{-\frac{1}{2}} \times 100 \tag{13}$$

donde $x(n)$ es la señal original, $\tilde{x}(n)$ es la señal reconstruida y N es el tamaño de la ventana. Un valor bajo representa un buen desempeño del algoritmo.

- **SNR (Relación señal a ruido):** Se expresa como:

$$SNR = 10 \log \left[\left(\sum_{n=1}^N (x(n) - \tilde{x}(n))^2 \right)^{-1} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x}(n))^2 \right] \tag{14}$$

De (14) se observa que SNR se incrementa cuando el error entre la señal original y la señal filtrada, se decrementa. La relación entre el SNR y el PRD está dada por: $SNR = -20 \log(0.01 PRD)$.

- R_{xy} (**Coefficiente de correlación de Pearson**): Se aplica en la obtención de una medida que tenga en cuenta el grado de similitud entre las señales original x y filtrada y . Está dado por

$$R_{xy} = C_{xy} (C_{xx} C_{yy})^{-\frac{1}{2}} \tag{15}$$

donde C_{xy} es la covarianza cruzada.

- **MSE (Potencia media de error):** Se emplea en la ponderación de la aproximación de una señal

mediante una representación ortogonal. Se define como:

$$\bar{\varepsilon}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n) - \tilde{x}(n)|^2 \quad (16)$$

donde $\bar{\varepsilon}^2 \geq 0$. Cuanto más decrezca $\bar{\varepsilon}^2$ hacia 0, existe un mayor ajuste entre la señal original y la señal filtrada.

3. RESULTADOS

Los parámetros con que se simuló la interferencia de línea de potencia fueron: (i) $SNR = 0$ dB, (ii) Frecuencias interferentes: 60Hz, 120Hz, 180Hz, (iii) Desplazamiento de frecuencia: ± 160 mHz, (iv) Variación de fase y amplitud: variación de una distribución normal con media cero, varianza y desviación estándar unitaria. En la Figura 1, se observan las señales original y filtrada correspondientes a los registros *sele102* para *WT*, *sele116* para *ASIMC* y *sele123* para *NAENS*. En la Tabla 1 se muestran los resultados de las medidas de distorsión para los 10 registros de prueba.

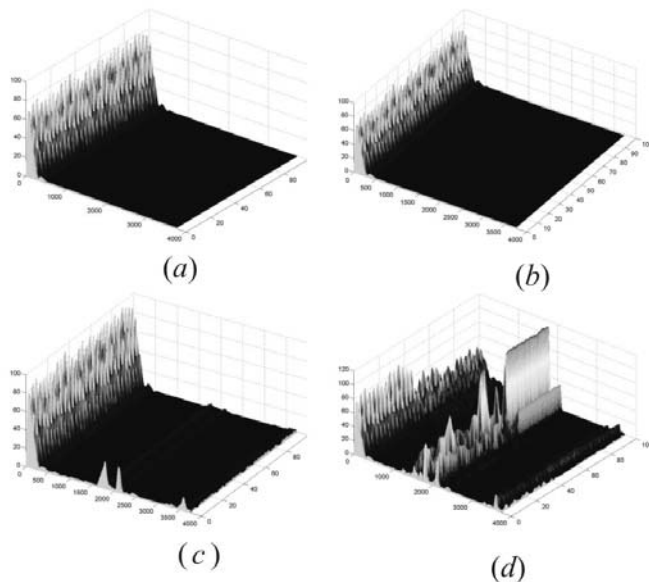


Fig. 1. Espectro de amplitud de: (a) Original (b) WT (c) ASIMC y (d) NAENS

INTERFERENCIA CON ÁRMONICOS, SNR= 0 dB				
Algoritmo	max	min	$\mu(x)$	$\sigma^2(x)$
PRD				
ASIMC	20.739	11.717	16.74	2.93
NAENS	30.409	13.039	20.45	5.46
Denoising	21.427	3.36	12.50	6.58
SNR				
ASIMC	42.88	31.46	36.03	3.63
NAENS	40.745	23.81	32.39	5.44
Denoising	67.814	30.81	44.60	12.33
R_{xy}				

ASIMC	0.993	0.980	0.987	0.0039
NAENS	0.991	0.967	0.981	0.0082
Denoising	0.999	0.977	0.990	0.008
MSE				
ASIMC	0.0055	0.0004	0.0012	0.0015
NAENS	0.011	0.0004	0.002	0.0034
Denoising	0.0008	0.0001	0.0004	0.0002

Tabla 1. Resultados de Filtración

4. DISCUSIÓN

Realizando una comparación entre los algoritmos adaptativos desarrollados, se puede observar en la Tabla 1, que el desempeño de las medidas de distorsión para el filtro *ASIMC* con respecto al *NAENS*, es superior en todas las pruebas. Aunque el *NAENS* estima todos los parámetros de la señal sinusoidal, tiene alta sensibilidad a la variación de las constantes μ_1 , μ_2 y μ_3 que controlan el núcleo principal del algoritmo (ecuación (11)) y representan el compromiso entre la respuesta transitoria, velocidad de convergencia y el error de estado estacionario del filtro. El algoritmo *ASIMC* necesita de las constantes μ_α y μ_ϕ para determinar las características de respuesta del filtro, teniendo además baja sensibilidad en la variación de dichos parámetros. Para realizar estimación de la interferencia con n armónicos, para el algoritmo *NAENS*, se requieren n núcleos (ecuación (10)), adicionales en paralelo, para estimar n armónicos, combinados con un prefiltrado o postfiltrado, lo que incrementa el costo computacional. La selección de las constantes μ_1 , μ_2 y μ_3 , para este trabajo, se basó en lo recomendado por [4]. Los valores seleccionados fueron: $\mu_1 = 5$, $\mu_2 = 1000$ y $\mu_3 = 0.05$. La selección de μ_1 se determinó para obtener un error de estado estacionario bajo, comprometiendo así mismo, velocidad de convergencia, (alrededor de 1000 muestras). Lo anterior se ve reflejado en los resultados de las medidas de distorsión, por la longitud moderada de las muestras de prueba (7500). El algoritmo *ASIMC*, aunque solo estima la amplitud y fase de las interferencias, soporta una variación $\Delta\omega_i$ de la frecuencia de la interferencia inferior a 1 Hz y, debido a que tiene alta velocidad de convergencia, presenta mejores resultados que el algoritmo *NAENS*.

Por otro lado, en la Tabla 1, se aprecia que los resultados obtenidos con *WT* (*denoising*), con respecto al *ASIMC*, son mejores en valores pico y valor promedio para todas las medidas. Al tener diversas combinaciones de familias wavelet (37), niveles de descomposición (5), umbrales (4) y técnicas de umbralización (2), los resultados presentan una $\sigma^2(x)$ grande en comparación a la $\sigma^2(x)$ de *ASIMC*, para todos los parámetros. Sin embargo, el *denoising* presenta resultados notables de filtración cuantitativos y cualitativos. En la Figura 2, se aprecia el

comportamiento cualitativo de los algoritmos ante diferentes señales ECG. El algoritmo de NAENS, al depender de los parámetros, presenta resultados pobres frente al ASIMC y a WT denoising ante diferentes señales ECG; contrario a lo que sucede con los 2 algoritmos restantes.

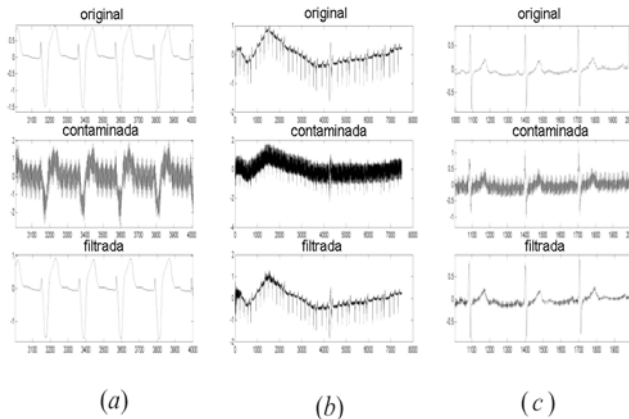


Fig. 2. Desempeño de los algoritmos (a) WT (b) ASIMC y (c) NAENS.

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*, *heuristic SURE*, *hard thresholding*, respectiva-mente. Los parámetros de configuración de los filtros adaptativos se tomaron constantes en todos los registros analizados, por lo que se demuestra una alta dependencia del algoritmo con dichos parámetros. Si se hace un estudio exhaustivo de los parámetros de configuración de los filtros adaptativos, se puede obtener, eventualmente, mejores resultados.

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, *Electronic Letters*, vol. 34, No.24, pps.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.*, vol. 49, No. 6, pps. 540--547, 2002.

- [4] Ziarani A. K., Konrad A. A method of extraction of nonstationary sinusoids, *Sig. Proc.* vol. 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.