

COMPRESION DE SEÑALES EMG SUPERFICIALES POR MEDIO DE LA TRANSFORMADA WAVELET Y LA CODIFICACIÓN RUN LENGTH

RESUMEN

En este proyecto se realiza un algoritmo que utiliza la descomposición temporo-frecuencial por medio de la transformada wavelet y la codificación run length para la compresión de señales electromiográficas. Se estima la energía retenida presente en la señal comprimida, el porcentaje de distorsión entre la señal original y la señal comprimida y la relación de compresión, para diferentes valores de umbral, encontrando valores de compresión de 2.97 veces para una energía retenida del 95%.

PALABRAS CLAVES: señales electromiográficas, transformada wavelet, codificación run length, relación de compresión.

ABSTRACT

In this project an algorithm is made that uses the time - resolution decomposition by means of wavelet transform and the codification run length for the compression of electromyography signals. The energy retained present in the compressed signal, the percentage of distortion between the original signal and the compressed signal and the compression ratio is considered, for different values from threshold, finding values of compression of 2,97 times for a retained energy of 95%.

KEYWORDS: *electromyography signals, wavelet transform, codification run length, compression relation.*

DORA MARÍA BALLESTEROS

Ingeniera Electrónica, M.Sc
Profesor Auxiliar
Universidad de Antioquia
dora@udea.edu.co

1. INTRODUCCIÓN

La compresión de señales médicas ha sido un área de interés en los últimos años, para optimizar los procesos de transmisión y almacenamiento en equipos médicos. Existen diferentes técnicas de compresión de datos, y específicamente para el caso de datos no estacionarios como lo son las señales bioeléctricas, la combinación de análisis multi-resolución con técnicas de codificación ha proporcionado buenos resultados en la relación de compresión CR y el bajo nivel de distorsión de la señal comprimida PRD [1]-[6].

Uno de los métodos de análisis multi-resolución es la transformada wavelet discreta DWT, la cual proporciona una discriminación simultánea tiempo-frecuencia de una señal y además permite identificar los coeficientes más significativos de su representación.

Entre los métodos de codificación se encuentra el algoritmo run length, el cual es clasificado como un método de codificación sin pérdida de información (*lossless*), ya que al decodificar la información se tiene la misma señal de la cual se partió. Los métodos de codificación con pérdida de información se denominan *lossy*, ya que al aplicar la codificación existen diferencias o distorsiones entre la señal original y la señal comprimida.

En este trabajo se combina el análisis multi-resolución de la señal utilizando la transformada wavelet discreta con el método de compresión run length y se obtiene un método de compresión con pérdida de información (es decir que se parte de una codificación tipo *lossless* y se llega a una codificación tipo *lossy*); en el cual se puede ajustar la relación de compresión en términos de la distorsión de la señal comprimida. Esta combinación aumenta la relación de compresión CR en comparación con la codificación tipo *lossless*, y presenta valores similares a la codificación tipo *lossy*, con la ventaja de ser fácilmente programable.

Se desarrolló un algoritmo en Matlab versión 7.0 en el cual se realiza la descomposición de la señal EMG, se umbralizan los coeficientes de aproximación de la señal, se codifican los coeficientes, se calcula la relación de compresión CR, se decodifican los datos, se reconstruye la señal y se calcula el valor de distorsión PRD.

2. ETAPAS DE LA COMPRESION

2.1. Descomposición de la Señal con la Dwt

La descomposición de la señal incluye dos pasos: el filtrado de la señal por dos filtros mitad banda (los

coeficientes de los filtros corresponden a una base wavelet) y el submuestreo de las señales resultantes. A la salida de cada etapa de descomposición se le denomina coeficientes de detalle, si provienen del filtro pasa altos o de aproximación, si provienen del filtro pasa bajos. La descomposición se puede aplicar de forma iterativa a partir de los coeficientes de aproximación o a partir de los coeficientes de detalle y de aproximación; en el primer caso se tiene un árbol de descomposición wavelet tradicional y en el segundo caso un árbol completo [7].

Para tres etapas o niveles de descomposición, se tienen el árbol de la Figura 1.

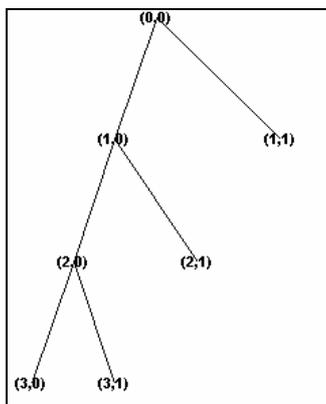


Figura 1. Árbol de descomposición wavelet, N=3.

2.2. Umbralización de los Coeficientes

En la aplicación de compresión de datos con la DWT, los coeficientes de aproximación del último nivel de descomposición permanecen intactos, y solamente se modifican (umbralizan) los coeficientes de detalle.

Existen diferentes métodos para calcular umbrales que permitan la compresión, dentro de los cuales se encuentran: [1]

- Sqtwolog: el umbral se calcula como $umbral = \sqrt{2 * \log(n)}$, donde n corresponde a la longitud de la señal (total de datos).
- Minimaxi: el umbral se calcula de acuerdo a $umbral = 0.39369 + 0.1829 * (\log(n) / \log(2))$.

Una vez calculado el umbral, se puede multiplicar por un factor de escalamiento que puede ser mayor o menor a 1; y posteriormente se umbralizan los coeficientes de acuerdo a: [7]

- Soft:

$$f(x) = \begin{cases} x - umbral & x > umbral \\ 0 & |x| \leq umbral \\ x + umbral & x < -umbral \end{cases}$$

- Hard:

$$f(x) = \begin{cases} x & |x| > umbral \\ 0 & |x| \leq umbral \end{cases}$$

2.3. Codificación Run Length

Este método de codificación busca en una secuencia de datos, un número que se repite (comúnmente el cero) y cuenta el número de veces de repetición. La señal codificada queda conformada por el dato que se repite seguido de la frecuencia de repetición; los demás datos pasan a la codificación sin modificaciones [8], [9].

La codificación sin pérdidas garantiza que al momento de decodificar la información se llegue al mismo punto de partida; y entre mayor sea el número de repeticiones del dato seleccionado, mayor será la relación de compresión obtenida, la cual se define como:

$$CR = \frac{L_{ORIGINAL}}{L_{COMPRESIONADA}} \quad (1)$$

Donde $L_{ORIGINAL}$ corresponde al número de datos de la señal original y $L_{COMPRESIONADA}$ al número de muestras de la señal codificada.

Para una señal original, en la cual x representa un valor diferente de cero:

x 0 0 0 0 0 x x 0 0 0 x

la señal codificada queda:

x 0 5 x x 0 3 x

Con un valor CR igual a 1.5

2.4. Reconstrucción de la Señal

La reconstrucción de la señal consiste en aplicar a los coeficientes de aproximación y de detalle umbralizados, un sobremuestro seguido de filtros digitales de reconstrucción, empezando por el último nivel hasta llegar al primero, y sumando las señales reconstruidas de cada nivel antes de volver a reconstruir. Para el caso de tres niveles de descomposición, se utilizan los coeficientes correspondientes a (3,0), (3,1), (2,1) y (1,1) para volver a obtener la señal inicial. [7]

Es importante que se conserven las características de los filtros utilizados en la descomposición para la reconstrucción de la señal, es decir se deben conservar la base wavelet y el orden del filtro.

El porcentaje de distorsión se calcula entre la señal original y la señal reconstruida a partir de los coeficientes umbralizados, para x_i señal inicial y \hat{x}_i señal comprimida:

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^L (x_i - \hat{x}_i)^2}{\sum_{i=1}^L x_i^2}} * 100\% \quad (2)$$

2.5. Metodología Utilizada

Para la validación del algoritmo desarrollado, se realiza la adquisición de señales electromiográficas provenientes de contracciones isotónicas digitalizadas a una frecuencia de muestreo $f_s=1000$ Hz. Una vez almacenadas las señales en archivos tipo texto, se realiza el algoritmo de compresión de la señal, para lo cual se tienen en cuenta los pasos que se presentan en la Figura 2.

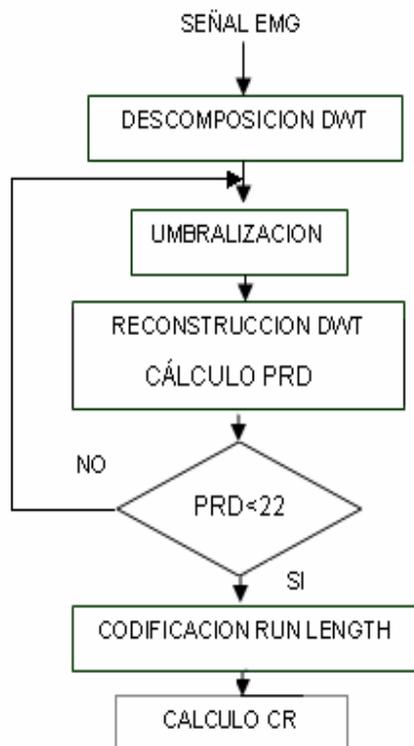


Figura 2. Diagrama de flujo algoritmo generado

Si la señal reconstruida a partir de los coeficientes umbralizados no presenta una distorsión menor a 22.0 (valor encontrado experimentalmente para este tipo de señales), entonces, se deben cambiar las condiciones de umbralización (estimación del umbral, factor de escalamiento y aplicación del umbral); de lo contrario, se continua con el proceso de compresión y se aplica el algoritmo de codificación run length. [6]

3. RESULTADOS

Se selecciona un segundo de la señal electromiográfica para la aplicación del algoritmo, la cual contiene dos contracciones voluntarias del brazo de tipo isotónica. Para los casos que satisfacen la condición de $PRD < 22.0$, se calcula el CR. Otros parámetros que se utilizaron para validar que la señal comprimida es una buena aproximación de la señal original es el porcentaje de energía de la señal original que se conserva en la versión comprimida y la comparación de sus espectros.

En la Tabla 1 se presentan algunos resultados tabulados en relación con las condiciones de umbralización. En todos los casos se trabajó con tres niveles de descomposición y la base symlets orden del filtro 12, de acuerdo a resultados previos obtenidos en la compresión de señales bioeléctricas [6].

ESCALAMIENTO =0.07	PRD	%CEROS	ENERGÍA RETENIDA	CR
minimaxi+hard	14%	71.7%	98%	2.35
minimaxi+soft	25%	71.7%	74%	2.35
sqtwolog+hard	22%	77.5%	95%	2.97
sqtwolog+soft	36%	77.5%	63%	2.97

Tabla 1. Resultados obtenidos para cuatro combinaciones de escalamiento.

Comparando las relaciones de compresión se encuentra que independiente del método de estimación del umbral, cuando se aplica de tipo *soft* la energía retenida es menor que cuando es de tipo *hard*; mientras que la distorsión es mayor; es decir, que si quiere obtener una mejor señal comprimida para una CR fijo, se debe trabajar con aplicaciones de umbral tipo *hard*.

Por otro lado, el umbral estimado con *sqtwolog* es mayor que el estimado con *minimaxi*, por lo que al multiplicarlo por el mismo factor de escalamiento se va a obtener un umbral que convierte en ceros un mayor número de coeficientes y por lo tanto permite una relación de compresión mayor. Experimentalmente se encontró que con un escalamiento de 0.118 utilizando *minimaxi+hard* se obtienen resultados similares que con la combinación *sqtwolog+hard* para un escalamiento de 0.07. (Para el primer caso el umbral final es igual a 0.2615 y para el segundo a 0.2602).

En la Figura 3 se presenta la señal original y se discriminan los estados de contracción y de relajación, definidos por C y R, respectivamente.

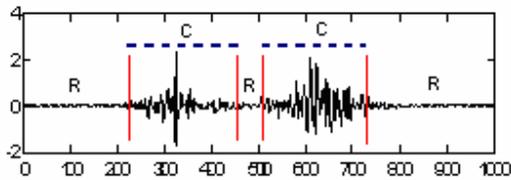


Figura 3. Señal EMG superficial.

En las Figuras 4 a 9 se presentan tres resultados de las señales comprimidas y la validación de sus espectros. En el tercer caso, no se cumple la condición de $PRD < 22$ pero se presenta este resultado para mostrar las diferencias temporales y frecuenciales entre las señales. En las gráficas temporales el eje vertical corresponde a mV y el eje horizontal al número de la muestra de la señal.

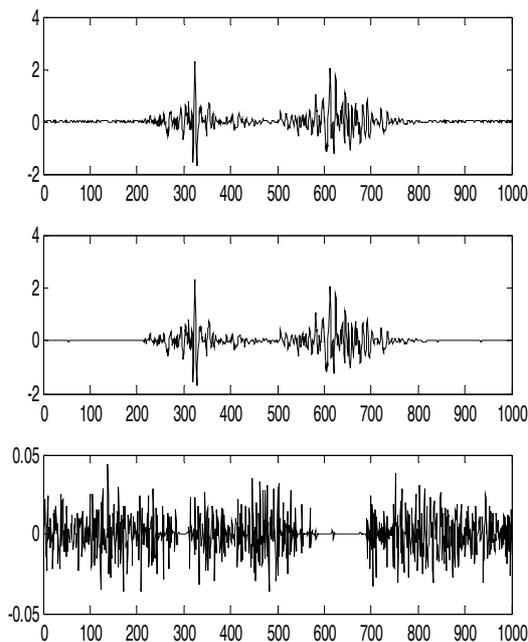


Figura 4. Señal original, señal comprimida y señal de error. Combinación $\text{sqtwolog} + \text{soft} + \text{escalamiento} = 0.01$. $PRD = 3.88$, Porcentaje de coeficientes umbralizados = 52.6%, Energía retenida = 99.8%, Umbral total = 0.0372, $CR = 1.51$

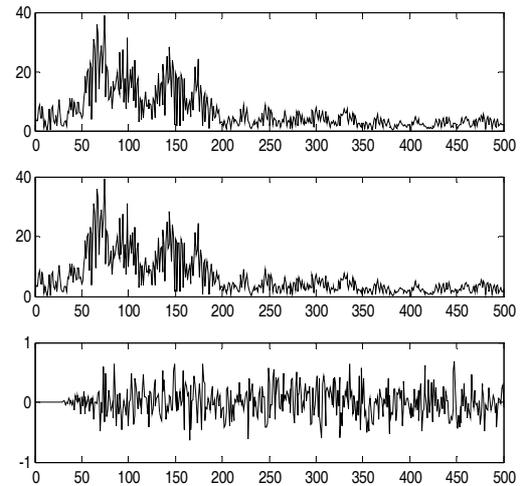


Figura 5. Espectro señal original, espectro señal comprimida, señal de error entre los espectros. Combinación $\text{sqtwolog} + \text{soft} + \text{escalamiento} = 0.01$.

Se puede apreciar en la Figura 4 que para este valor del umbral (0.0372), la porción de la señal inicial que se ha eliminado corresponde al ruido de fondo de la señal y que se conserva en gran medida el valor de la señal en el momento de las contracciones; mientras que en la figura 5 se puede observar que el espectro de la señal comprimida es muy similar al espectro de la señal original.

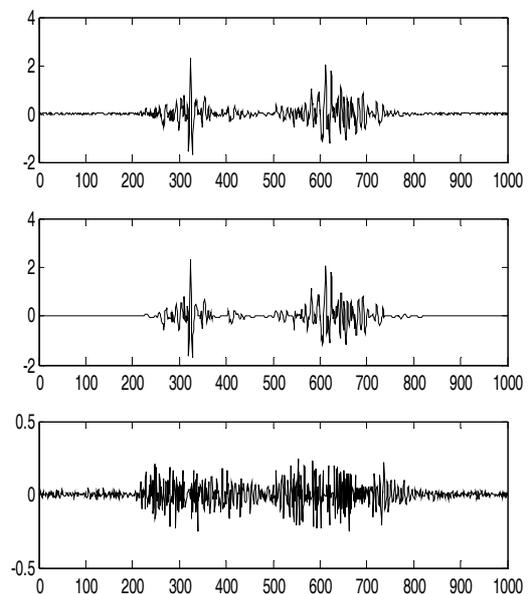


Figura 6. Señal original, señal comprimida y señal de error. Combinación $\text{sqtwolog} + \text{soft} + \text{escalamiento} = 0.07$. $PRD = 22$, Porcentaje de coeficientes umbralizados = 77.5%, Energía retenida = 95%, Umbral total = 0.2602, $CR = 2.97$

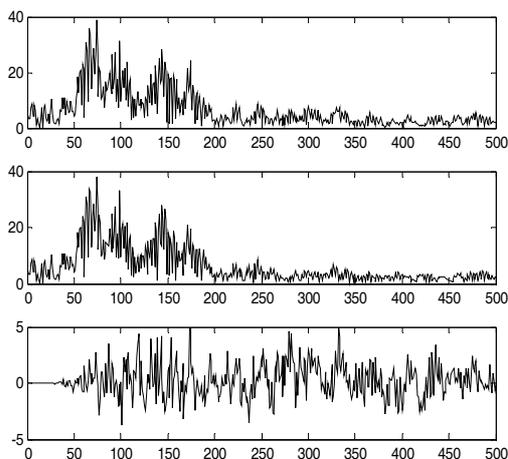


Figura 7. Espectro señal original, espectro señal comprimida, señal de error entre los espectros. Combinación $\text{sqtwolog}+\text{soft}+\text{escalamiento}=0.07$.

Comparando las Figuras 4 y 6 se puede apreciar que la señal de error en el segundo caso es mayor a la del primer caso (el rango de la señal de error de la Figura 4 es de 0.05, mientras que en la Figura 6 es de 0.5) al igual que las señales de error de los espectros de las Figuras 5 y 7; que es coherente con un aumento del PRD y disminución de la energía retenida.

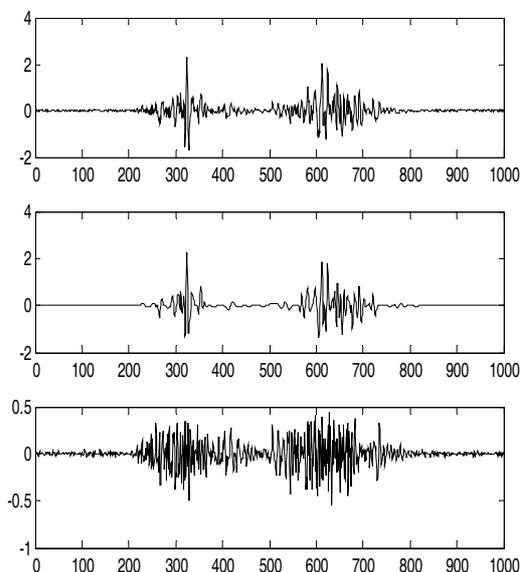


Figura 8. Espectro señal original, espectro señal comprimida, señal de error entre los espectros. Combinación $\text{sqtwolog}+\text{soft}+\text{escalamiento}=0.15$. PRD=40, Porcentaje de coeficientes umbralizados=83%, Energía retenida=83%, Umbral total=0.558, CR=4.6.

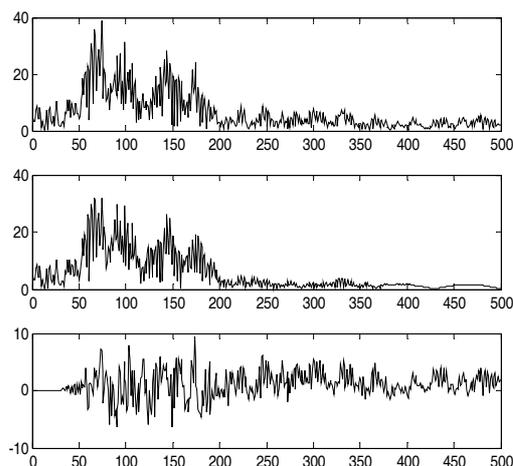


Figura 9. Espectro señal original, espectro señal comprimida, señal de error entre los espectros. Combinación $\text{sqtwolog}+\text{soft}+\text{escalamiento}=0.15$.

La pérdida en el espectro es mucho mayor en el caso de umbral total igual a 0.558 (Figura 9) que en el caso de 0.0372 (Figura 5), lo que repercute en un valor de energía retenida relativamente bajo. En la gráfica de error temporal de la Figura 8 se nota que la versión comprimida tiene una pérdida significativa en las regiones de contracción en relación con las regiones de reposo.

3. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La compresión de datos en señales EMG permite la disminución de ruido en el estado de reposo del músculo, es decir en el rango de tiempo entre contracciones consecutivas. Con la compresión lo que se está realizando es la disminución de datos para representar el estado de reposo, ya que se toma como cero este valor, de tal forma que entre mayor sea el tiempo entre contracciones respecto al tiempo de duración de la contracción, se obtendrá un relación de compresión más alta bajo las mismas condiciones descritas en este trabajo.

La aplicación de umbrales con la regla *soft* obliga a los coeficientes que pasan el umbral a disminuir en su valor, por lo tanto es coherente que con este método se obtenga una menor energía de la señal reconstruida y por consiguiente una mayor distorsión en relación a la señal original, y aunque este método se puede utilizar en otro tipo de aplicaciones (como eliminación de ruido de fondo), no se recomienda para el caso de compresión.

Para agilizar el tiempo de ejecución del algoritmo, después de haber realizado el análisis sobre los métodos de escalamiento y el factor de escalamiento, se puede concluir que un umbral que sea igual al 10% del valor pico de la señal de contracción, es adecuado para el propósito de compresión, que para nuestro caso es de 0.26. Se debe tener en cuenta, que este valor puede variar

si el tiempo del estado de relajación es mucho mayor al tiempo del estado de contracción.

Aunque el parámetro PRD permite comparar la eficiencia de diferentes algoritmos, se debe tener en cuenta que este valor es sensible al archivo de validación trabajado y a la duración de la señal, de todas formas muestra una tendencia sobre la distorsión que se agrega en el proceso de compresión. El análisis debe ir entonces de la mano con el cálculo de la energía retenida en la versión comprimida.

Al comparar los resultados obtenidos con otros trabajos [10], [3], se encontraron valores de compresión similares de acuerdo a unos parámetros máximos establecidos (PRD, energía, espectro), pero es necesario estandarizar el protocolo de validación y el tipo de señal utilizada. Desafortunadamente la compresión de señales EMG no ha sido ampliamente estudiada, a diferencia de la compresión de ECG o EEG, y no se encuentra en la literatura numerosos estudios en este campo.

4. BIBLIOGRAFÍA

- [1] Welling P et al. Electromyogram data compression using single-tree and modified zero-tree wavelet encoding. Proc IEEE Conf Eng Med Bio Soc. 1998;3:1303-6.
- [2] Berger, P.A et al; Algorithm for compression of EMG signals. Engineering in Medicine and Biology Society, 2003. Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE, Volume: 2, pag. 1299-1302. ISSN: 1094-687X
- [3] Berger P et al. Compression of EMG signals with wavelet transform and artificial neural networks. *Physiol Meas.* 27 457-465. 2006-08-30
- [4] Alshamali A, Al-Samadi A. Combined coding and wavelet transform for ECG compression. *J Med. Eng. Technol*, Sep 2001. 25(5):212-6
- [5] Yanyan Hao, Pina Marziliano. An efficient wavelet-based pattern matching Scheme for ECG data compression. Disponible en: http://www.ntu.edu.sg/home/EPina/Research/HaoYanyanWebpage/Hao%20Yanyan_files/WBPM.pdf
- [6] Ballesteros, DM. Compresión de señales electrocardiográficas para transmisión de datos utilizando la transformada wavelet discreta. Memorias: II Congreso Colombiano de Bioingeniería e Ingeniería Biomédica, 2005.
- [7] Burrus C, Gopinath R, Guo H. Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms. Prentice Hall. 1998. Pags: 1-40
- [8] Mallat, Stéphane. A wavelet tour of signal processing. Second Edition. Ed. Academic Press. 1999. Págs: 525-586.
- [9] Steven W. Smith. Digital Signal Processing: A practical guide for engineers and Scientists. Págs: 481-502. Newnes; Bk&CD-Rom edition. 2002
- [10] Carotti E et al. Compression of surface EMG signals with algebraic code excited linear prediction. Acoustics, Speech and Signal Processing, 2006. ICASSP 2006 Proceedings. 2006 IEEE International Conference on. May 2006. Volume: 3, On page(s): III-1148- III-1151. ISSN: 1520-6149
- [11] Fretheim, K; Engan, Kjersti. Comparison of four wavelet-based for compression of ECG signals. Proceedings of Norwegian Signal Processing Symposium, Oct 2003.
- [12] Mohammad Pooyan, Ali Taheri, Morteza Moazami-Goudarzi, Iman Sabori. Wavelet compression of ECG signals using SPIHT algorithm. International Journal of signal processing. Vol 1, No. 3, 2004. ISSN: 1304-4494.
- [13] Zhitao Lu, Doung Youn Kim, William Pearlman. Wavelet Compression of ECG signal by the Set Partitioning in Hierarchical Tress (SPIHT) Algorithm. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. July, 2000. Pág 849-856