

# **ANALISIS MULTIRESOLUCION EN SEÑALES DE ELECTROENCEFALOGRAMA CON APLICACIONES AL MAPEO CEREBRAL. VALIDACION: EVENTO VASCULAR CEREBRAL**

M.C. Luna-Guevara. Gerardo, Dr. Herrera Sánchez David  
Departamento de Psiquiatría y Salud Mental, Facultad de Medicina, Universidad Nacional  
Autónoma de México. [gerlg@unam.mx](mailto:gerlg@unam.mx)

## **Resumen**

Los trabajos de reducción de ruido en un electroencefalograma (EEG) son muy específicos, en los cuales se trata de eliminar artefactos visibles en la señal, por ejemplo la perturbación generada por el movimiento de los ojos que puede influir en la toma de la señal en zonas adyacentes. Al paciente se le tomo un estudio de EEG en condiciones ambulatorias. Aplicando la técnica del análisis Multiresolución se separa y descompone el comportamiento general y el detalle de la señal y para luego reconstruir un estimado de la señal original. Posteriormente usando algoritmos de graficación en 2D se obtuvo una imagen del mapeo cerebral. Se desarrollo una aplicación en Java y el Matlab con el toolbox de wavelet cuyo uso fue exclusivamente para corroborar resultados

**Palabras clave:** Electroencefalografía, Mapeo Cerebral, Análisis Multiresolución, Wavelets.

## **Introducción**

En todo proceso de adquisición de señales biológicas, las mediciones tomadas poseen cierto grado de distorsión debido a varios factores; ruido térmico, interferencia electromagnética o movimientos del paciente (Senthil et al., 2008). Los Wavelets son de gran utilidad en el área de procesamiento digital de señales. Una señal digital puede ser representada como la sumatoria de wavelets los cuales son fundamentalmente idénticos excepto por un factor de traslación y dilatación. De ahí que una señal puede ser representada de forma completa por los coeficientes wavelets. Estos coeficientes proporcionan información de gran

importancia en el dominio del tiempo y la frecuencia el cual puede ser utilizado para el análisis de una señal. Una función wavelet, conocida como wavelet “madre”, genera una familia de wavelets que son trasladados y dilatados que son versiones del wavelet madre (Grasps 1995). Debido a la naturaleza no estacionaria de las señales de EEG y electrocardiogramas, los wavelet han tenido gran éxito. Específicamente la transformada wavelet ha sido utilizada en EKG con el objeto de poder diagnosticar desórdenes cardiovasculares y en señales de EEG para el diagnóstico de desórdenes neurofisiológicos, en reducción de ruido donde se trata de eliminar artefactos visibles como la perturbación generada por el movimiento de ojos (Jansen2001), (Prasad & Rao 2008).

Ahora bien para realizar esta tarea se requiere establecer un umbral sobre los coeficientes wavelet para “eliminar” el ruido que está asociado con los coeficientes de menor valor, y al realizar una reconstrucción sólo obtendremos una aproximación de la señal original; la idea es que una versión más clara de la señal original resulte cuando sólo las componentes más significativas son retenidas.

Sea modelo siguiente, donde  $f$  la señal original con ruido y  $\hat{f}$  la señal estimada, se desea que el error medio cuadrado resulte en un valor lo más pequeño posible.

$$R(\hat{f}; f) = E|\hat{f} - f|^2 / N$$

Lo anterior no lleva a establecer la siguiente pregunta, ¿cómo mejorar la señal de electroencefalograma para ser más precisos en el diagnóstico ya sea a través del estudio de EEG y el mapeo cerebral?

Con los objetivos siguientes; 1) Minimizar el ruido en un EEG, 2) Generar el mapeo cerebral con mayor precisión.

### **Metodología**

Se planteo una investigación de tipo explicativa, correlacional y cuantitativa, para la reducción del ruido en el electroencefalograma donde los datos se obtuvieron en el laboratorio con un sistema digital de electroencefalografía de 34 canales, con un tiempo de registro 30 minutos, la colocación de electrodos de acuerdo al sistema 10-20 internacional usando 21 electrodos, se uso una resolución de 16 bits muestreados a 200 Hz. Los pacientes se presentan en condiciones

ambulatorias. Nuestras variables de estudio son el EEG en el tiempo y la frecuencia.

### *Análisis Multiresolución con wavelets*

El modelo empleado para encontrar una aproximación a los valores de  $x[n]$  de  $y[n]$  es

$$y[n] = x[n] + \eta[n] \quad n=1, \dots, N$$

Donde  $x$  es la señal sin perturbaciones,  $\eta$  es un proceso aleatorio blanco Gaussiano con media  $\mu=0$ ,  $N$  es la longitud de la señal. La TDW tiene propiedades en sus funciones bases que hacen posible obtener una buena aproximación de señales que contienen ruido aditivo. Si las funciones base de TDW son ortonormales, entonces la transformada del ruido blanco Gaussiano  $\eta[n]$  corresponde a otro de igual estructura, blanca Gaussiana  $\epsilon[n]$ , de la misma amplitud de  $\eta[n]$  por lo que

$$W\{y[n]\} = W\{x[n]\} + W\{\eta[n]\}$$

resolviendo para  $x[n]$

$$W\{x[n]\} = W\{y[n]\} - W\{\eta[n]\}$$

En general, el valor de  $\epsilon$  no se conoce, así que la componente del ruido se le asigna un valor  $\lambda$ , tal que

$$X[n] = W^{-1}\{W\{y[n]\} - \lambda\}$$

La eliminación del ruido mediante la técnica de reducción de ruido, consiste en eliminar la contribución correspondiente al valor estimado  $\lambda$ , de cada uno de los coeficientes wavelet en  $W\{y[n]\}$ .

Una opción consiste en emplear el procedimiento de limitación por nivel motivada por lo siguiente:

- La propiedad de no correlación de la TDW genera una señal poco densa, la mayoría de los coeficientes libres de ruido son cero o cercanos a cero.
- El ruido está distribuido de igual forma en todos los coeficientes.
- Se supone que la potencia del ruido es mucho menor que la de la señal útil.

El valor del umbral corresponde a un compromiso entre la cercanía del ajuste y el suavizado: un valor pequeño da como resultado una señal de salida con forma cercana a la entrada, por ello, la remoción de ruido es insuficiente. Por el contrario

un valor de umbral muy alto produce una señal de salida con muchos coeficientes iguales a cero, esto es demasiada distorsión y pérdida de información (Prasad & Rao 2008)

### ***Criterios de umbral.***

Las propuestas para el valor de umbral (Donoho & Johnstone 1992), (Sapatinas et al., 1995) son los siguientes:

*Umbral fijo:* Los coeficientes wavelets más pequeños están dominados por el ruido, mientras que los coeficientes con valores absolutos grandes poseen más información de la señal que el ruido. Por esto el valor absoluto de los coeficientes más pequeños que están por debajo del umbral fijo  $T$ , se sustituyen por cero.

Aunque esta función de umbralización es buena para reproducir señales con discontinuidades o cambios abruptos, también produce artefactos en la señal reconstruida debido a la discontinuidad presente en el valor de umbral  $\lambda$ .

*Umbral flexible:* en este caso, se reducen todos los coeficientes hacia el origen, del siguiente modo.

El problema de esta función es que la señal reconstruida presentara una diferencia menor en amplitud a la señal original. Con el umbral duro produce discontinuidad en  $d[i] = T$  lo cual no ocurre con el umbral suave.

### ***Valor del umbral.***

Para determinar el valor del umbral existen diferentes estimadores estadísticos de los cuales mencionamos algunos, el utilizado en este trabajo es el umbral universal

*Universal:* El valor depende de la cantidad de muestras de la señal. El método propuesto por (Donoho & Johnstone 1992). En el cual se propone que el nivel de ruido de los datos de entrada se calcula como la media absoluta de los coeficientes wavelet en el primer nivel de descomposición dividida por 0.6745,

$$\sigma = \sum_k |d[j-1, k]| / n / 0.6745$$

$$T = \sigma \sqrt{2 \log(N)}$$

*Estimador de riesgo no sesgado de Stein (SURE)*, donde el valor del umbral se encuentra minimizando una función de riesgo.

*El SUE Heurístico:* para el cual se selecciona el menor valor de los umbrales estimados por los dos métodos anteriores

*Minimax:* Se basa en la regla de Minimax, definida para una serie de datos.

**Escalamiento.**

El valor del umbral se puede ponderar de acuerdo con los valores de los coeficientes por escala, de esta forma el umbral puede ser dependiente del nivel de ruido encontrado por nivel. Tres formas en las cuales se puede ponderar el valor del umbral son los siguientes:

*Global (one):* A todos los coeficientes de todos los niveles se les aplica el valor del umbral sin ponderar.

*Ponderación primer nivel:* Se calcula el nivel de ruido de los coeficientes de detalle del primer nivel de descomposición a partir de un estimador de la varianza y por ende un valor estimado del umbral.

*Ponderación por nivel:* En este caso el valor de umbral se pondrá por escala a partir de la estimación del nivel del ruido en la escala.

En la figura 1 se indica el esquema para la reducción de ruido.

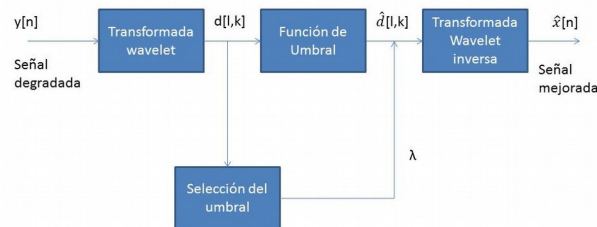


Fig. 1. Esquema de reducción de ruido

**Caracterización.**

La caracterización se realiza calculando la transformada wavelet con 3 niveles de descomposición (l=3), a cada muestra transformada en el espacio wavelet, se le calculan los siguientes parámetros o medidas por nivel de descomposición:  $L$   $\mu$

es la media normalizada,  $E$  es la energía y  $m$  es el máximo absoluto de los coeficientes de la escala  $l$ .

## Resultados

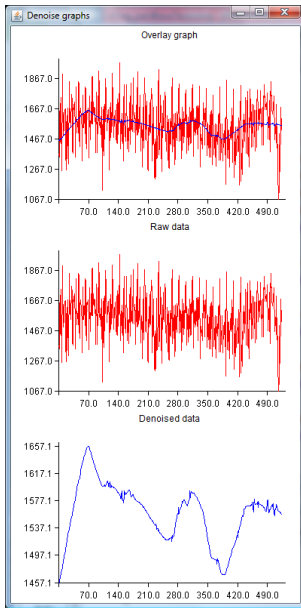
El primer análisis se realizó con una señal correspondiente a un EEG con ruido, como se observa en la figura 2 (a) y 2 (b), compuesta de 1024 muestras lo que nos permite realizar hasta diez descomposiciones. La función wavelet madre a utilizar será la Daubechies 2 y Daubechies 4 y la descomposición se realizará hasta el quinto nivel. La secuencia de trabajo es la siguiente:

1. Cálculo del nivel de ruido:  $\sigma = 0.93$
  2. Cálculo del umbral:  $T = 3.47$
  3. Descomposición de la señal hasta el quinto nivel
  4. Aplicación de umbral suave sobre los coeficientes wavelet obtenidos en cada nivel de descomposición
  5. Reconstrucción de la señal con los nuevos coeficientes wavelet.
  6. Obtención del error cuadrático medio:  $E = 3.5\%$
  7. Obtención del porcentaje de energía retenido:  $PER = \frac{\int s_1^2 dt}{\int s^2 dt} = 93.8\%$
- Donde  $s_1$  corresponde a la señal reconstruida y  $s$  a la señal original.

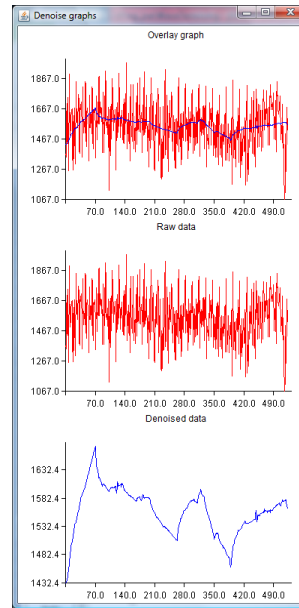
## Discusión

Como se indica en la figura 2 (a) y 2 (b), se muestra la señal contaminada con ruido y la señal con una considerable mejoría. Esta mejoría se aprecia en general en todos los electrodos en el mapeo cerebral, específicamente para el caso en la posición de F7, F3 y Fp1 con una mayor definición y precisión. En la zona media de T3, C3, CZ, C4 y T4, figura 2 (c) y 2 (d). El objetivo planteado de minimizar el ruido se cumplió, con las perspectivas de aplicarlo a una base de datos con diversas sintomatologías y afinar herramientas de diagnóstico con mayor precisión y exactitud para posteriormente desarrollar un sistema de diagnóstico automático.

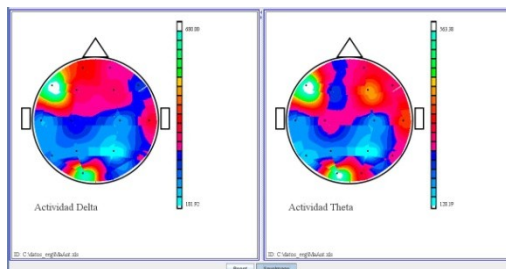
## Resultados Figuras.



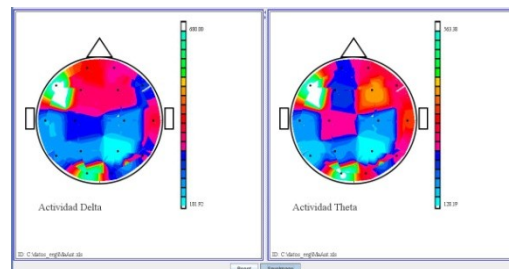
(a)



(b)



(c)



(d)

Figura 2. (a) Wavelet Daubechies 4, (b) Wavelet Daubechies 2, (c) Señal descontaminada Daubechies 4 y (d) Señal descontaminada Daubechies 2

### Literatura citada

- Donoho, D., & Johnstone, I. (1992). Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage. *Biometrika*, 425-455.
- Grasps, A., An Introduction to Wavelets, IEEE Computer Society, Vol. 2, No 2, 1995.
- Jansen, M. (2001). *Lecture notes in Statistics: Noise reduction by wavelet thresholding*. Springer Verlag.
- Krishnaveni, V., Jayaraman, S., Aravind, S., Hariharasudhan, V., & Ramadoss, K. (2006). Automatic Identification and Removal of Ocular Artifacts from EEG using Wavelet Transform. *Measurement Science Review*, 45-57.
- Senthil, P., Arumuganathan, R., Sivakumar, K., & Vimal, C. (2008). A Wavelet based Statistical Method for De-Noiseing of Ocular Artifacts in EEG Signals. *JCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, 87-92.
- Prasad, V., Siddaiah, P., & Rao, P. (2008). Denoising of Biological Signals Using Different Wavelet Based Methods and Their Comparison. *Asian Journal of Information Technology*, 146-149.
- Messer, S. R., Agzarian, J., & Abbott, D. (2001). Optimal wavelet denoising for phonocardiograms. *Microelectronics journal*, 931-941.
- Sapatinas, T., Powell, K. J., Bailey, T. C., Krzanowski, W. W., Application of Wavelets to the pre - processing of Underwater Sounds, Departamento de Estadística Matemática e Investigación Operacional, Universidad de Exeter, *Estadística y Computación* (5), 1995; pp. 265 – 273.