

ANÁLISIS DE REDUCCIÓN DE RUIDO EN SEÑALES PROVENIENTES DE MICROELECTRODOS DE REGISTRO

RESUMEN

Dentro del tratamiento clásico de las señales bioeléctricas, diferentes técnicas de preprocesamiento se han utilizado para la eliminación del ruido presente en el registro electrónico mejorando la relación señal a ruido (SNR). Las señales provenientes de microelectrodos de registro (MER), son señales no estacionarias, conformadas por secuencias de disparos provenientes de la actividad neuronal, por un ruido de fondo y por artefactos. Diferentes métodos de análisis de las señales MER apuntan a eliminar el ruido de fondo y los artefactos para posteriormente ser clasificadas. Este artículo presenta un procedimiento de filtrado basado en wavelets que permite determinar que la actividad neuronal de fondo en las vecindades de un electrodo de registro si aporta información relevante en el proceso.

PALABRAS CLAVES: wavelets, MER, SNR.

ABSTRACT

In classic bioelectric signal treatment different preprocessing techniques have been used for removing noise which is present in the electronic record, improving the signal to noise ratio (SNR). Microelectrode recordings (MER) are no stationary signals, compound by action potential sequences coming from the neural activity, background noise and artifacts. Different MER analysis methods reduce the background noise and the artifacts for the posterior classification. This article presents an awesome filtering procedure based in wavelets, that allows to establish that the background neural activity close to the electrode gives useful information about the process.

KEYWORDS: Wavelets, MER, SNR.

1. INTRODUCCIÓN

Las señales provenientes de los microelectrodos de registro (MER), han sido ampliamente utilizadas para el soporte a neurólogos y científicos en la localización de zonas cerebrales donde se requiere excitar, lesionar o implantar grupos de células madre como en el caso de la enfermedad de Parkinson (EP) [1], en el ajuste del software de planeación para intervenciones neuroquirúrgicas [2], en el diseño de interfaces cerebro-máquina para el control de prótesis mecánicas [3], en la localización de dianas para tratar desórdenes obsesivos compulsivos severos y en casos de depresión [4]. En general todos estos procedimientos necesitan reconocer de alguna forma la actividad eléctrica de las estructuras neuronales convergentes alrededor del microelectrodo de registro.

En el proceso de reconocer de manera inequívoca la actividad propia de los patrones neuronales, diferentes técnicas se han propuesto [5-8], la gran mayoría de ellas requieren como hipótesis un registro limpio. En este documento se presenta un experimento que muestra que la actividad neuronal de fondo en la señal MER si aporta información relevante y puede ser utilizada para

ALVARO A. OROZCO

Ingeniero Electricista, M.Sc
Profesor Titular
Universidad Tecnológica de Pereira
aaog@utp.edu.co

CRISTIAN GUARNIZO

Ingeniero Electricista
Profesor
Universidad Tecnológica de Pereira
cdguarnizo@ohm.utp.edu.co

JULIAN D. ECHEVERRI

Ingeniero Electricista
Profesor
Universidad Tecnológica de Pereira
jdec@ohm.utp.edu.co

discriminar la actividad proveniente de diferentes regiones cerebrales.

El procedimiento consiste en reducir el ruido de fondo empleando las técnicas de umbralización wavelet propuestas en [9], giro cíclico propuesto en [10] y umbral bayesiano [11].

Posteriormente se observará la variación de los porcentajes de clasificación empleando un clasificador bayesiano lineal sobre los registros con y sin reducción de ruido.

2. REDUCCIÓN DE RUIDO DE FONDO

La reducción de ruido de fondo trata de disminuir el ruido inherente en la adquisición de la señal, pero estos registros contienen también ruido neuronal [12], que es generado por neuronas lejanas al microelectrodo. Se pretende reducir el ruido de fondo empleando técnicas basadas en la transformada wavelet, las cuales han mostrado una estimación mejor de la señal sin ruido y posteriormente observar si el acierto en las zonas del cerebro se incrementa o disminuye.

2.1 Modelo

En la reducción de ruido de fondo se busca encontrar una aproximación cercana a los valores x_n de y_n dado el siguiente modelo:

$$y_n = x_n + \eta_n \quad n = 1, \dots, N \quad (1.1)$$

donde x es la señal sin perturbaciones, η es un proceso aleatorio blanco Gaussiano con media $\mu = 0$ y varianza $\sigma = 1$, N es la longitud de la señal.

La transformada wavelet tiene propiedades (momentos de desvanecimiento) en sus funciones base que hacen posible obtener una muy buena aproximación de señales que contienen ruido aditivo.

Si las funciones base de la TW son ortonormales, entonces la transformada del ruido blanco Gaussiano η_n corresponde a otro proceso de estructura blanca Gaussiana ε_n , de la misma amplitud de η_n [13], entonces

$$W \{y_n\} = W \{x_n\} + W \{\eta_n\} \quad (1.2)$$

Al resolver (1.2) para x_n , se obtiene

$$x_n = W^{-1} \{W \{y_n\} - \varepsilon_n\}$$

En general, el valor de ε_n no se conoce, así que a la componente del ruido se le asigna un valor λ , tal que

$$x_n \approx W^{-1} \{W \{y_n\} - \lambda\}$$

La remoción del ruido mediante la técnica de reducción de ruido, consiste en eliminar la contribución correspondiente al valor estimado, λ , de cada uno de los coeficientes wavelet en $W \{y_n\}$. La primera forma consiste en emplear el procedimiento de limitación por nivel o *umbralización*, la cual puede estar motivada por las siguientes razones [13]:

- La propiedad de no correlación de la TW genera una señal poco densa; la mayoría de los coeficientes dominados por el 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, de modo que se puede distinguir, para la señal útil, el aporte de los coeficientes wavelet.

El valor de 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 de la entrada, de tal manera, que la remoción del ruido sigue siendo insuficiente. Por el contrario, un valor de umbral muy alto produce una señal de salida con muchos coeficientes wavelet iguales a cero; esto es, con demasiada distorsión y pérdida de la información [13].

Existen dos estrategias básicas de trabajo, para el limitador de umbral:

Limitador de umbral fijo. Los coeficientes wavelet más pequeños están dominados por el ruido, mientras que los coeficientes con valores absolutos grandes poseen más información de la señal que del ruido. Por esto, los coeficientes más pequeños según el valor absoluto y que están por debajo del umbral fijo λ , se reemplazan por cero, como se muestra en la Figura 1(a), de la siguiente manera:

$$\hat{d}_k^l = \begin{cases} 0, & d_k^l < \lambda \\ d_k^l, & d_k^l \geq \lambda \end{cases}$$

donde d_k^l es el coeficiente de detalle wavelet k del nivel l . El limitador de umbral fijo se usa cuando se desea obtener el código wavelet, lo más corto posible. Las secuencias largas de ceros que usualmente se obtienen en el vector limitado de la descomposición wavelet, se codifican eficientemente.

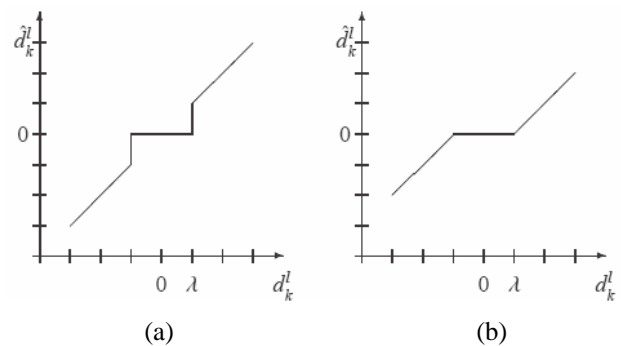


Figura 1. Limitadores de umbral ($\lambda = 1$). (a) Umbral rígido. (b) Umbral flexible.

Existen diferentes formas de escoger el umbral. Una de ellas corresponde a hacer el valor λ , igual al percentil del conjunto de todos los coeficientes wavelet. Aunque este limitador es bueno para reproducir señales con

discontinuidades o cambios abruptos, también produce artefactos en la señal reconstruida, por este motivo se propone el siguiente limitador.

Limitador de umbral flexible. En este caso, se reducen todos los coeficientes hacia el origen, de la forma:

$$\hat{d}_k^l = \begin{cases} 0, & d_k^l < \lambda \\ \text{sgn}(d_k^l)(|d_k^l| - \lambda), & d_k^l \geq \lambda \end{cases}$$

2.3 Giro Cíclico

Debido que la TW ortogonal es variante a la traslación [10], lo que significa que la transformada de una señal desplazada es diferente a la transformada desplazada de la señal original; entonces de la TW ortogonal se puede obtener una mejor aproximación de una señal empleando giro cíclico. Para explicar ésta metodología se introduce el operador desplazamiento

$$D_i(x) = x_{-i}$$

El operador D_i desplaza la señal i muestras. Las muestras i finales son trasladadas al comienzo, por esto se le conoce como cíclico. La idea es obtener una mejor estimación de la señal promediando estimaciones dadas por cada desplazamiento que se realice, en total se pueden hacer $N - 1$ desplazamientos.

Algoritmo básico. Para cada desplazamiento que se hace se transforma la señal utilizando bases wavelet ortogonales, y se realiza alguno de los procedimientos de umbralización descritos en la sección 2.2. Luego se realiza la transformada wavelet inversa y todas las estimaciones obtenidas por cada desplazamiento son promediadas obteniéndose así una señal mucho más aproximada que empleando el proceso de umbralización típico.

2.4 Umbralización Bayesiana

El paradigma bayesiano se ha vuelto muy popular en el procesamiento de datos con wavelet, debido a que las reglas de Bayes son reductoras. Las reglas de Bayes pueden ser construidas para imitar las reglas de umbralización: disminuir los coeficientes largos de forma flexible y disminuir los coeficientes pequeños de forma rígida. Las reglas de reducción de Bayes resultan de modelos estadísticos reales sobre los coeficientes wavelet y estos modelos permiten la incorporación de una información a priori sobre la señal verdadera [11]. Los métodos bayesianos son utilizados para estimar el parámetro $\theta = W\{x\}$, el cual será retenido como el coeficiente wavelet utilizado para la reconstrucción en el

dominio del tiempo. Mallat [14] sugirió un modelo justificado empíricamente para los coeficientes wavelet, la distribución de potencia exponencial:

$$f(d) = C \exp\left(\frac{-|d|}{\alpha}\right)^\beta, \alpha, \beta > 0$$

con $C = \beta / (2\alpha\Gamma(1/\beta))$. Siguiendo el paradigma bayesiano, se deben obtener distribuciones a priori de los parámetros del modelo $d|\theta, \sigma^2 \approx N(\theta, \sigma^2)$ y calcular los estimadores Bayesianos. Se encontró en [10] que la probabilidad marginal de los coeficientes wavelets es una distribución exponencial doble DE . La distribución exponencial doble se puede obtener como una mezcla de normales escalada con una exponencial como la distribución mezcladora. A partir de la exponencial anterior $\sigma^2 \approx \varepsilon(u)$, se obtiene la probabilidad marginal

$$d|\theta \approx DE\left(\theta, \frac{1}{\sqrt{2u}}\right)$$

Con densidad:

$$f(d|\theta) = \frac{1}{2}\sqrt{2\mu} \exp(-\sqrt{2\mu}|d-\theta|).$$

El siguiente paso es la extracción de θ . Vidakovic [15] consideró el modelo anterior y propuso una distribución π para θ .

$$\pi(\theta) = \varepsilon\delta(0) + (1-\varepsilon)\xi(\theta)$$

donde $\xi = DE(0, \tau)$, $\delta(0)$ es el punto de masa en cero y ε es el peso del punto de masa cero en la mezcla, τ es la escala de la parte dispersa de DE . La distribución predictiva para d esta dada por

$$m_\xi(d) = \frac{\tau u d \exp(-|d|/\tau) + \tau^2 (b - \exp(-|d|/\tau)) / \mu}{u(\tau \exp(-|d|/\tau)) - (1/\sqrt{2\mu})b}$$

donde

$$u = \tau^2 - 1/(2\mu)$$

$$b = \exp(-|d|\sqrt{2\mu})$$

Cuando

$$\pi(\theta) = \varepsilon\delta(0) + (1-\varepsilon)DE(0, \tau)$$

2.5 Organización de Espigas

El método más utilizado para procesar registros de microelectrodo es la organización de espigas (*spike sorting*) [16]. Consiste, primero, en detectar los potenciales de acción mayores a un umbral, posteriormente, de las formas de onda de los potenciales de acción extraer características para poder separar los potenciales generados por diferentes núcleos neuronales. Utilizando un método de agrupamiento se separan los potenciales de acción en grupos donde cada uno representa un núcleo neuronal. Luego se toma el grupo que contenga los potenciales de acción con mayor amplitud, debido a que son los más cercanos a la punta del microelectrodo, y así, poder caracterizar el núcleo neuronal más próximo al microelectrodo.

Debido a que este método solo tiene en cuenta un parte de la información total del registro, se muestran los resultados de clasificación utilizando para la etapa de caracterización la transformada wavelet discreta [17] y en la etapa de agrupamiento el método de agrupamiento difuso [18].

3. RESULTADOS

Empleando señales de la base de datos de la Universidad Politécnica de Valencia, etiquetadas por especialistas como tálamo (T) 287 registros o núcleo subtalámico (STN) 115 registros de diferentes pacientes, se procede a reducir el ruido de fondo con las metodologías anteriormente descritas. Luego las señales son caracterizadas utilizando la transformada wavelet Haar con un nivel de descomposición, donde se toman como características el máximo y la varianza. En la tabla 1 se puede observar los porcentajes de clasificación empleando un clasificador bayesiano lineal.

Método	STN (%)	T (%)
Sin reducción	88.69	83.27
Filtro Elíptico	85.22	82.23
Giro cíclico (Umbral rígido)	88.69	82.23
Giro cíclico (Umbral flexible)	88.69	77.7
Umbral Bayesiano	86.09	82.23
Organización de espigas	69.79	79.40

Tabla 1. Porcentaje de clasificación de la base de datos MER.

En la figura 2 se puede observar un segmento de una señal de la base de datos MER correspondiente a la región STN (figura 2(a)), la señal después de ser procesada por el método de giro cíclico (figura 2(b)) y los valores extraídos por el método de organización de espigas (figura 2(c)).

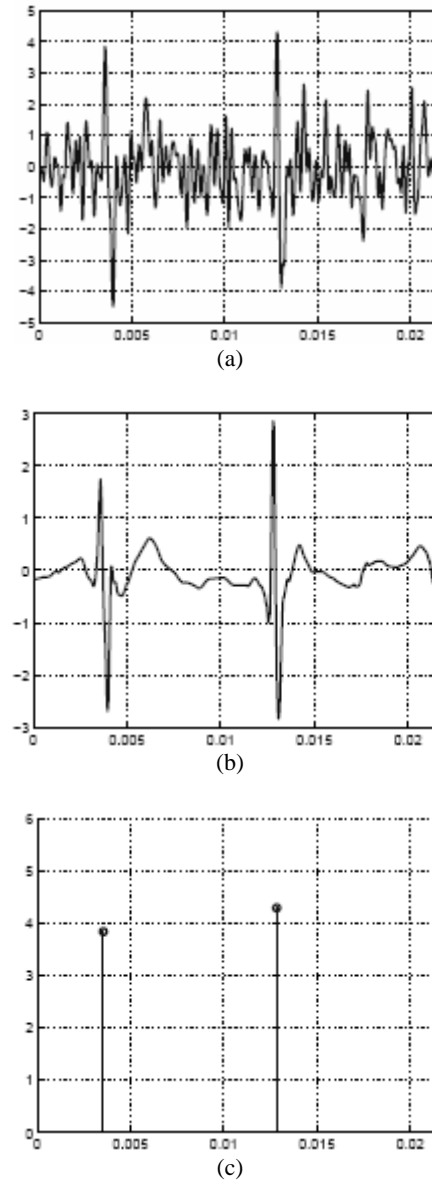


Figura 2. Registro MER. (a) Señal Original. (b) Señal con ruido reducido a partir de giro cíclico. (c) Valores extraídos por el método de organización de espigas.

Desarrollando un análisis similar al anterior sobre señales de ECG de la base de datos MIT-BIH, se obtuvieron los siguientes resultados en la clasificación de arritmias (ver tabla 2 utilizando giro cíclico). También se puede observar en la figura 3 un segmento del registro 100.dat con ruido reducido utilizando giro cíclico.

Tipo	Sin reducción (%)	Giro cíclico (%)
Normal	99.9	99.9
Arritmia 1	99.9	99.9
Arritmia 2	86	98
Arritmia 3	93	94

Tabla 2. Porcentaje de clasificación de la base de datos MIT-BIH.

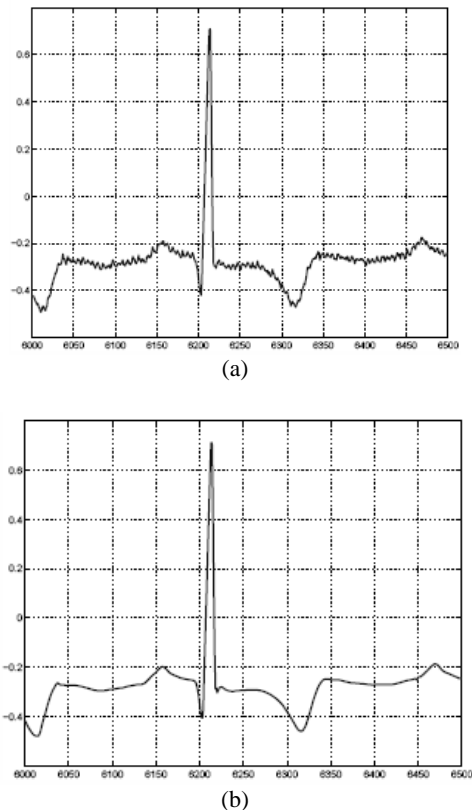


Figura 3. Registro 100.dat. (a) Señal original. (b) Señal con ruido reducido a partir de giro cíclico.

4. CONCLUSIONES

La reducción de ruido de fondo en señales MER disminuye el porcentaje de clasificación de estas señales, debido a que el ruido neuronal de fondo se puede considerar como una característica que contribuye a diferenciar señales provenientes de diferentes profundidades del cerebro.

5. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se realiza bajo el marco del proyecto Sistema automatizado de clasificación de eventos fisiológicos a partir de patrones bioeléctricos como soporte en el tratamiento de la enfermedad de parkinson y otros desórdenes neurológicos financiado por Conciencias código 1110-14-17904.

6. BIBLIOGRAFIA

- [1] J. Guridi, M. Rodríguez-Oroz, and M. Manrique, "Tratamiento quirúrgico de la enfermedad de parkinson," *Neurocirugía*, no. 15, pp. 5–16, 2004.
- [2] W. L. Nowinski, G. L. Yang, and T. T. Yeo, "Computer-aided stereotactic functional neurosurgery enhanced by the use of the multiple brain atlas database," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 19, no. 1, pp. 19–25, January 2000.
- [3] W. R. Patterson, Y. K. Song, and C. W. Bull, "A microelectrode/ microelectronic hybrid device for brain

implantable neuroprosthesis applications," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 10, pp. 1845–1853, January 2004.

- [4] S. K. Moore, M. Mahurin, and B. Christie, "Psychiatry's shocking new tools," *IEEE Spectrum*, vol. 43, no. 3, pp. 19–25, March 2006.
- [5] J. P. Stitt, R. P. Gaumond, J. L. Frazier, and F. E. Hanson, "An artificial neural network for neural spike classification," *Proceedings of the IEEE 23th Annual Northeast Bioengineering Conference*, pp. 15–16, 1997.
- [6] J. C. Letelier and P. P. Weber, "Spike sorting based on discrete wavelet transform coefficients," *Journal of Neuroscience Methods*, pp. 93–106, 2000.
- [7] K. G. Oweiss and D. J. Anderson, "Noise reduction in multichannel neural recordings using a new array wavelet denoising algorithm," *Neurocomputing*, vol. 38-40, pp. 1687–1693, 2001.
- [8] M. Carroll, "Spike sorting for neurosurgical localization," Department of Electrical and Computer Engineering, Portland State University, Tech. Rep., 2002.
- [9] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage," *Stanford University*, Junio 1992.
- [10] R. R. Coifman and D. L. Donoho, "Translation-invariant de-noising," Department of Statistics, Tech. Rep., 1995.
- [11] F. Abramovich, T. Sapatinas, and B. W. Silverman, "Wavelet thresholding via a bayesian approach," *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 60, pp. 725–749, 1998.
- [12] Z. Israel and K. J. Burchiel, *Microelectrode Recording in Movement Disorder Surgery*, S. Liu, Ed. Thieme, 2004.
- [13] M. Jansen, *Lecture notes in Statistics: Noise reduction by wavelet thresholding*. Springer Verlag, 2001.
- [14] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989.
- [15] B. Vidakovic, *Statistical Modeling by Wavelets*. Wiley Series in Probability and Statistics, 1999.
- [16] M. Lewicki, "A review of methods for spike sorting: the detection and classification of neural potentials," *Comput. Neural Syst.*, vol. 9, pp. 53–78, 1998.
- [17] R. Q. Quiroga, Z. Nadasdy, and Y. Ben-Shaul, "Unsupervised spike detection and sorting with wavelets and superparamagnetic clustering," *Neural Computation*, vol. 16, pp. 1661–1687, 2004.
- [18] G. Zouridakis and D. C. Tam, "Identification of reliable spike templates in multi-unit extracellular recordings using fuzzy clustering," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, no. 61, pp. 91–98, 2000.
- [19] J. H. Falkenberg, J. McNames, and K. J. Burchiel, "Statistical methods of analysis and visualization of extracellular microelectrode recordings," *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, pp. 2515–2518, Septiembre 2003.