



Reducción del artefacto del implante coclear en registros monocanales de EEG usando Descomposición Empírica en Modos.

G. Trejo Alcántara¹, N. Castañeda Villa²

¹Licenciatura en Ingeniería Biomédica, Universidad Autónoma Metropolitana, Iztapalapa, México

²Departamento de Ingeniería Eléctrica, Universidad Autónoma Metropolitana, Iztapalapa, México

Resumen— Para reducir el artefacto de un implante coclear (IC) producido en los Potenciales Evocados Auditivos, se usa generalmente el Análisis por Componentes Independientes (ICA) pero tiene la limitante de que requiere registros multicanales de EEG para su implementación y funcionamiento. En este trabajo se propuso usar el método de Descomposición Empírica en Modos (EMD) en 14 registros de EEG usando un solo canal, este método descompone la señal en modos de varias escalas de frecuencia llamados Funciones de Modo Intrínseco (IMFs). Para reducir el artefacto del IC se eliminaron los IMFs asociados con el artefacto. Se compararon tres tipos de este método: EMD, EEMD y CEEMDAN midiendo el porcentaje de reducción del artefacto. EEMD y CEEMDAN mostraron mayor reducción del artefacto con $(63.0314 \pm 8.7798) \%$ y $(64.1393 \pm 8.1752) \%$ respectivamente.

Palabras clave—Descomposición Empírica en Modos, Función de Modo Intrínseco, Implante coclear, Potenciales Evocados Auditivos

I. INTRODUCCIÓN

Existe evidencia que sugiere que los Potenciales Evocados Auditivos de Latencia Larga (PEALL) es una medida objetiva para evaluar el progreso en la rehabilitación de sujetos usuarios de implante coclear (IC) [2].

En niños con audición normal, el PEALL típico tiene un pico positivo alrededor de los 100 ms (P1) seguido de un pico negativo aproximadamente en los 200 ms (N1) [3]. Los PEALL de usuarios de IC se ven contaminados por un artefacto eléctrico generado por el funcionamiento normal del dispositivo, lo que impide la interpretación de estos.

Generalmente, para reducir el artefacto de IC en registros multicanales de electroencefalograma (EEG) se usa el Análisis por Componentes Independientes (ICA) [5], el cual estima las fuentes llamadas Componentes Independientes (CIs).

En la actualidad, para aplicaciones clínicas y de investigación de los PEALL, la información de un solo canal de EEG es suficiente, así se reducen los tiempos y costos en los estudios. En este caso ICA está limitado al ser un algoritmo que requiere datos multicanales para estimar los CIs.

El método de Descomposición Empírica en modos (EMD) es un algoritmo que no presenta la limitante del método anterior. EMD descompone una señal en componentes de diferentes rangos de frecuencias llamados función de modo intrínseco (IMF).

Hay evidencia que EMD es un método útil para la separación de fuentes en señales bioeléctricas con un solo canal de registro, por ejemplo: para la reducción de los artefactos de arritmias en el electrocardiograma (ECG) [6], separación del ECG materno del fetal en registros de electrohisterografía (EHG) [7] o eliminación de artefactos musculares en registros mono-canales de EEG [8].

El objetivo de este trabajo fue reducir el artefacto del IC en registros monocanales de EEG empleando tres algoritmos diferentes de EMD. Los IMFs calculados fueron caracterizados en tiempo-frecuencia con la transformada de Fourier de corto tiempo (STFT) y estadísticamente con la función de autocorrelación, con el fin de identificar los IMFs asociados con el artefacto de IC y así eliminarlos de los registros.

II. METODOLOGÍA

A. Registros de EEG

Se trabajó con 14 registros de EEG que fueron obtenidos de niños con implante coclear. En el estudio, se utilizó una estimulación auditiva de tonos ráfagas con una duración de 50 ms (10-30-10). Se registraron 150 épocas con 900 puntos a una frecuencia de muestreo de 2 kHz, utilizando 19 electrodos colocados en el cuero cabelludo según el sistema 10-20. Referencia [7] muestra los detalles de la adquisición.

B. Descomposición Empírica en Modos

EMD descompone una señal $x(t)$, no lineal y no estacionaria, en modos u oscilaciones de varias escalas de frecuencia llamados Funciones de Modo Intrínseco (IMFs)

El proceso de creación de los IMFs es mediante un procedimiento de iteración llamado tamizado. El mecanismo de tamizado, donde se procesa una señal intermedia $r(t)$ creada inicialmente con una copia de la serie de datos original $r(t) = x(t)$, que se describe de la siguiente manera [8]:

1. Encontrar los extremos locales de $r(t)$.
2. Interpolarse los máximos y mínimos locales para obtener una envolvente superior y una inferior.
3. La media $m(t)$ de las dos envolventes es calculada y restada de $r(t)$, produciendo $h(t) = r(t) - m(t)$.
4. $h(t)$ es IMF si cumple dos condiciones: a) el número de extremos y el número de cruces por cero deben ser igual o diferir a lo mucho en uno y b) la media local $m(t)$ siempre debe ser muy cercana a cero. Si

$h(t)$ no es un IMF se repite el mecanismo de tamizado después de actualizar $r(t) = h(t)$. Si lo es, se guarda el IMF como $C_j(t) = h(t)$ y se estima un nuevo IMF después de actualizar $r(t) = x(t) - \sum_{j < (j+1)} C_j(t)$.

Al final del procedimiento se tiene un residuo $r(t)$ y una colección de n IMFs llamados $C_j(t)$ y entonces la señal original está representada por:

$$x(t) = \sum_j^n C_j(t) + r(t) \quad (1)$$

La desventaja del algoritmo original de EMD es el efecto de mezcla de modos. Esto indica que hay presencia de oscilaciones de diferentes escalas en un mismo IMF o que oscilaciones con la misma escala están asignadas en diferentes IMFs. Para solucionar este problema se han propuesto variantes de EMD: Descomposición Empírica en Modos por Conjuntos (EEMD) [9] y Descomposición Empírica en Modos por Conjuntos Completa con ruido adaptativo (CEEMDAN) [10].

El principio de EEMD es agregar ruido gaussiano a la señal original, generando una nueva señal $x_e(t) = x(t) + \epsilon(t)$ y aplicar el algoritmo EMD a esa señal, este paso se repite varias veces y el IMF se calcula como un promedio de conjunto.

CEEMDAN calcula el primer IMF siguiendo el mismo camino que EEMD, después de esto se asigna $r(t) = x(t) - C_1(t)$, a partir de esta $r(t)$ se ejecuta el EEMD para calcular los IMFs.

Se emplearon estos tres algoritmos para procesar los canales de los 14 registros de EEG. Las variables de entrada fueron a) Iteraciones máximas=50, b) número de conjuntos=20 y c) desviación estándar del ruido gaussiano=0.2 [11]. Para el EMD convencional solo se consideró el número de iteraciones máximas.

C. Transformada de Fourier de Corto Tiempo

La transformada de Fourier de corto tiempo (STFT) mejora el análisis de Fourier (FT) de señales no estacionarias introduciendo el análisis temporal. La señal se divide en un número de particiones multiplicando por un conjunto de funciones de ventana. A cada partición se le aplica FT con el que se obtiene el espectro de Fourier. Los espectros locales de cada partición se combinan para formar el espectrograma, que puede usarse para examinar los cambios en el contenido de frecuencia a lo largo del tiempo [12]. Se define como:

$$X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)W(t - \tau)e^{-j\omega t} dt \quad (2)$$

Donde $x(t)$ es la señal original, $W(t)$ es la ventana de análisis y τ indica el centro de la ventana. Se seleccionó el canal de cada registro de EEG con la mayor amplitud del artefacto de IC y se usó la STFT con una ventana Hamming de 91 puntos de largo para caracterizarlo en tiempo-frecuencia.

D. Función de autocorrelación

Dadas las mediciones, x_1, x_2, \dots, x_N en el tiempo t_1, t_2, \dots, t_N , y \hat{x} la media de las mediciones, la función de autocorrelación se define como [13]:

$$R[k] = \frac{\sum_{n=1}^{N-k} (x[n] - \hat{x})(x[n+k] - \hat{x})}{\sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x})^2} \quad (3)$$

En el caso del ruido gaussiano, la señal es una serie de números aleatorios, no correlacionados en el tiempo, por lo tanto, la función de autocorrelación es una función impulso, ya que el valor presente no ayuda a proyectarse hacia el futuro. Se calculó esta función para identificar los IMFs que representaran el ruido gaussiano agregado por EEMD y CEEMDAN y así excluirlos en la reconstrucción de la señal.

E. Medición de la reducción del artefacto de IC

Para la medición de la reducción del artefacto de IC en cada uno de los canales de EEG, se cuantificó la potencia total antes y después del filtrado con las tres variantes de EMD en el intervalo de tiempo donde se localiza el artefacto usando la STFT, esto con el fin de calcular el porcentaje reducido. También se midió el tiempo de computo, es decir el tiempo en el que cada algoritmo de EMD tardó en procesar cada uno de los canales de EEG.

Para cada uno de los datos (porcentaje de reducción y tiempo de computo) se realizó una prueba de ANOVA de un factor para determinar si existían diferencias estadísticamente significativas entre los tres algoritmos usados [14]. Se empleó un nivel de significancia (α) de 0.05.

III. RESULTADOS

En 10 de los 14 registros de EEG, el artefacto del IC se localiza en los electrodos ubicados en la zona temporal y/o parietal derecha mientras que los 4 restantes están en los electrodos de las mismas zonas, pero del lado izquierdo, esto debido a la ubicación del IC en los sujetos.

Se seleccionó el canal más contaminado por el artefacto de cada registro de EEG tomando como criterio su amplitud en el intervalo de tiempo de 0-75ms. Estos fueron caracterizados con la STFT para determinar el criterio de exclusión para los IMFs. En la figura 1 se muestran los electrodos T4 (sujeto 3), T6 (sujeto 6), P4 (sujeto 8) y T3 (sujeto 10) con sus respectivos espectrogramas. La mayor potencia se localiza en el intervalo de tiempo de 0-75 ms. y en frecuencias mayores a 30 Hz.

La figura 2 muestra los IMFs calculados al ejecutar los algoritmos EMD, EEMD y CEEMD. Los primeros IMFs

Al caracterizar los IMFs se pudieron clasificar en tres principales tipos. Con la función de autocorrelación se detectaron los IMFs que contenían ruido gaussiano, donde la

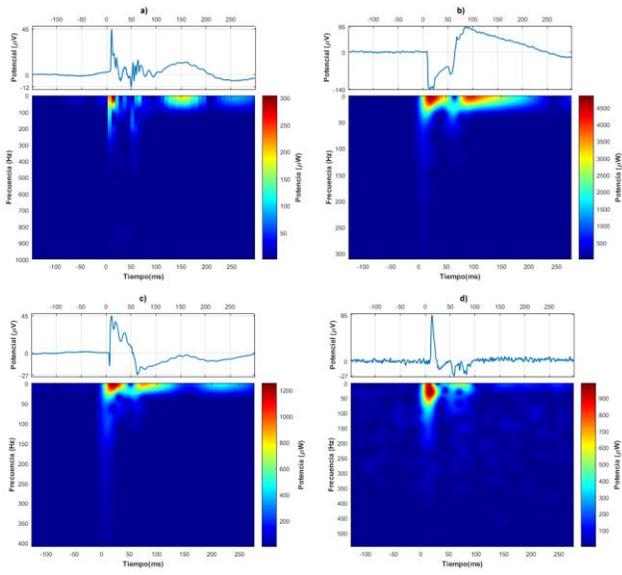


Fig. 1. Canales del PEALL con mayor contaminación del artefacto de IC con su respectivo espectrograma. a) T4 en el sujeto 3, b) T6 en el sujeto 6, c) P4 en el sujeto 8 y d) T3 en el sujeto 10.

función para este tipo de ruido es un impulso (figura 3a). Con la STFT se detectaron IMFs donde la mayor potencia de la señal se encontraba en frecuencias mayores a 30 Hz. ubicadas en el tiempo de 0 a 75 ms, intervalo que coincide con la duración del artefacto del IC en la señal original (figura 3b). El tercer tipo de IMF fueron señales con frecuencias menores a 30 Hz. donde la mayor potencia se ubicaba temporalmente entre 100 y 200 ms, que corresponde a la latencia del pico P1 de los PEALL (figura 3c).

Para la reconstrucción de la señal se excluyeron los IMFs que entran en el primer tipo ya que el ruido gaussiano no aporta información útil. También se excluyeron los del segundo tipo porque son los que están asociados al artefacto de IC. La figura 4 muestra los resultados después de reconstruir la señal de 4 sujetos con cada algoritmo de EMD.

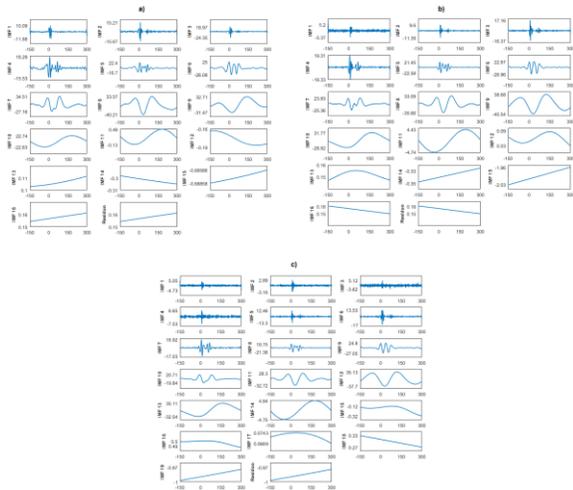


Fig. 2. IMFs calculados con el algoritmo a) EMD, b) EEMD y c) CEEMD del electrodo T6 del sujeto 6.

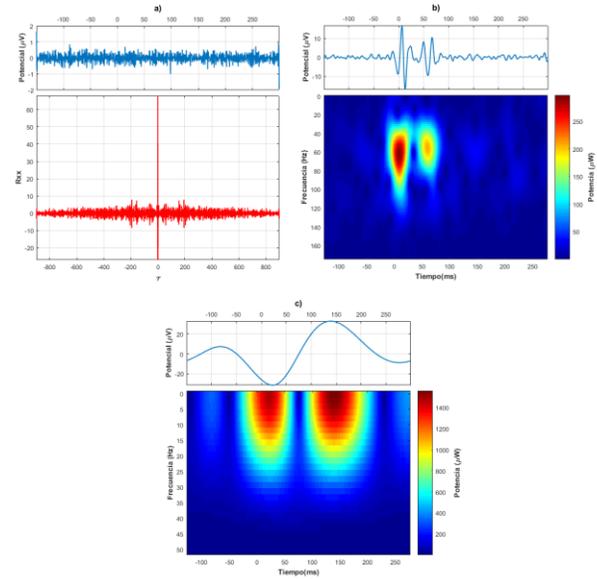


Fig. 3. Tipos de IMFs que se obtienen al aplicar EMD. a) IMF de ruido gaussiano con su función de autocorrelación (IMF 1, T6 del sujeto 6 con EEMD). b) IMF de alta frecuencia con su espectrograma (IMF 7, T6 del sujeto 6 con CEEMD). c) IMF de baja frecuencia con su espectrograma (IMF 9, T6 del sujeto 6 con EMD).

En las 4 señales mostradas se observa que se eliminaron las altas frecuencias, esto es importante ya que no brindan información útil para la interpretación de los PEALL. En los cuatro canales se aprecia una reducción en amplitud del artefacto del IC al usar los tres algoritmos. En el inciso a, b y c se pueden apreciar mejor los picos característicos de los PEALL (P1 y N1) mientras que en el inciso d se observa que el sujeto no tiene una respuesta auditiva.

El intervalo de confianza del porcentaje reducido de cada algoritmo con $\alpha=0.05$ fue:

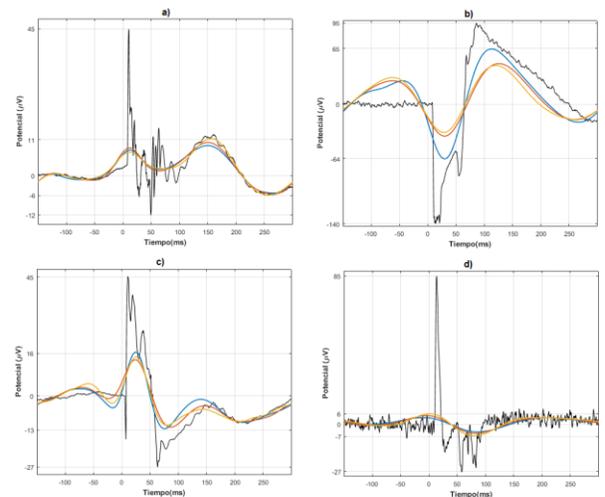


Fig. 4. Señal original (línea negra) de los canales con mayor contaminación de artefacto de IC y señales obtenidas con el filtrado con los algoritmos de EMD (línea azul), EEMD (línea roja) y CEEMD (línea amarilla). a) Canal T4 del sujeto 3. b) Canal T6 del sujeto 6. c) Canal P4 del sujeto 8. d) Canal T3 del sujeto 10.

- EMD: $(54.3471 \pm 11.6742) \%$
- EEMD: $(63.0314 \pm 8.7798) \%$
- CEEMD: $(64.1393 \pm 8.1752) \%$

Se observa que EEMD y CEEMD reducen el artefacto aproximadamente 10% más que el EMD por lo que estos dos últimos algoritmos separan mejor el artefacto a la hora de calcular los IMFs.

Se realizó una prueba de ANOVA de un factor (porcentaje de reducción del artefacto) para determinar si existían diferencias estadísticamente significativas entre algoritmos. Se comprobó la normalidad y la homogeneidad de varianzas de los datos para poder realizar ANOVA. Con un valor $p=0.250$ se comprueba que no hay diferencias significativas en el porcentaje de reducción del artefacto al aplicar estos tres algoritmos de EMD.

También se midieron los tiempos de computo de cada algoritmo al procesar cada canal de los 14 registros de EEG. De esa información se calcularon los siguientes intervalos de confianza con $\alpha=0.05$:

- EMD: $(20.94 \pm 1.2982) \text{ s.}$
- EEMD: $(45.0167 \pm 2.2313) \text{ s.}$
- CEEMD: $(194.3043 \pm 4.2906) \text{ s.}$

El tiempo de computo de CEEMD es mucho mayor a los de EMD y EEMD, mientras que EMD es el que tarda menos.

IV. DISCUSIÓN

Se seleccionó el canal de EEG con mayor contaminación del artefacto de IC de cada registro ya que en estos es donde se podría observar el mayor efecto de la reducción del artefacto por medio del EMD. Los IMFs calculados pudieron ser caracterizados con la STFT en tiempo y frecuencia donde los IMFs con mayor contenido del artefacto de IC fueron excluidos ya que la mayor potencia se localizaba en tiempo y frecuencia en el mismo rango que el artefacto en la señal original. La función de autocorrelación sirvió para detectar el ruido gaussiano que solo apareció en los IMFs calculados con EEMD y CEEMDAN ya que los algoritmos añaden este tipo de ruido a la señal para su funcionamiento.

Las tres variantes lograron reducir el artefacto de IC, en la figura 4 se observó el efecto de este método donde se logran apreciar con mayor claridad los picos P1 y N1 característicos de los PEALL, una cosa importante es que con los criterios de exclusión propuestos no se eliminó la información útil para analizar estos potenciales.

V. CONCLUSIÓN

En este trabajo se aplicó un nuevo método para la reducción del artefacto del IC, EMD. Las tres variantes: EMD, EEMD y CEEMDAN lograron, en promedio, reducir el artefacto en más del 50% en cada canal de los 14 registros de EEG. Estadísticamente no hay diferencias significativas en la eficiencia de cada algoritmo sin embargo EEMD y

CEEMDAN lograron un mayor porcentaje de reducción. El tiempo de computo de cada algoritmo fue variado, EMD fue el que lleva menor tiempo de procesamiento mientras que CEEMDAN el que tarda más. Tomando en cuenta ambos criterios, el mejor algoritmo es el EEMD ya que reduce el artefacto en $63.0314 \pm 8.7798 \%$ y su tiempo de computo es de $45.0167 \pm 2.2313 \text{ s.}$ lo que lo pone en ventaja ante los otros dos algoritmos.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] F. Zhang, J. Anderson, R. Samy, and L. Houston, "The adaptive pattern of the late auditory evoked potential elicited by repeated stimuli in cochlear implant users," *Int. J. Audiol.* vol. 49, no. 4, pp. 277-285, 2010.
- [2] C. W. Ponton, M. Don, J. J. Eggermont, M. D. Waring, and A. Masuda, "Maturation of human cortical auditory function: Differences between normal-hearing children and children with cochlear implants," *Ear and Hearing*, vol. 17, no. 5, pp. 430-437, 1996.
- [3] P. M. Gilley, A. Sharma, M. Dorman, C. C. Finley, A. S. Panch, and K. Martin, "Minimization of cochlear implant stimulus artifact in cortical auditory evoked potentials," *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, no. 8, pp. 1772-1782, 2006.
- [4] K. M. Chang, "Arrhythmia ECG noise reduction by ensemble empirical mode decomposition," *Sensors*, vol. 10, no. 6, pp. 6063-6080, 2010.
- [5] M. Hassan, S. Boudaoud, J. Terrien, B. Karlsson and C. Marque, "Combination of Canonical Correlation Analysis and Empirical Mode Decomposition applied to denoise the labor electrohysterogram," *IEEE Trans Biomed Eng.* vol. 58, no. 9, pp. 2441-2447, 2011.
- [6] X. Chen, A. Liu, H. Peng, and R. K. Ward, "A preliminary study of muscular artifact cancellation in single-channel EEG," *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 10, pp. 18370-18389, 2014.
- [7] N. Castañeda-Villa, J. M. Cornejo-Cruz, C. J. James, "Independent component analysis for robust assessment of auditory system maturation in children with cochlear implants," *Cochlear implants international*, vol. 11, no. 2, pp.71-83, 2010.
- [8] N. Huang, Z. Shen, S. Long, M. Wu, H. Shih, Q. Zheng, N. Yen, C. Tung, and H. Liu, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proc. of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences.* vol. 454. no. 1971, pp. 903-995, 1998.
- [9] Z. Wu, N. E. Huang, "Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method," *Adv. Adapt. Data. Anal.* 2009, vol. 1, no. 1, pp. 1-41, 2009.
- [10] M. E. Torres, et al., "A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise," in *Acoustics, speech and signal processing (ICASSP), 2011 IEEE international conference on*, pp. 4144-4147.
- [11] K. Al-Subari, S. Al-Baddai, A. M. Tomé, G. Volberg, R. Hammwöhner, and E. W. Lang, "Ensemble empirical mode decomposition analysis of EEG data collected during a contour integration task," *PLoS one*, vol. 10, no. 4, p. e0119489, 2015.
- [12] S. H. Nawab and T.F. Quatieri, "Short-time Fourier Transform", in Jae S. Lim and Alan V. Oppenheim, editors *Advanced Topics in signal Processing*, pp 289-337, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [13] C.W. Therrien, "Discrete Random Signals and Statistical Signal Processing," USA, Prentice Hall PTR, 1992, pp. 141-148.
- [14] R. Walpole, "Probabilidad y estadística para ingenieros y ciencias," México, Ed. Pearson-Prentice Hall, 2012, pp. 509-517.