

COMPARACIÓN DEL ANÁLISIS ESPECTRAL NO PARAMÉTRICO APLICADO EN LAS SEÑALES DEL EEG PARA IDENTIFICAR MOVIMIENTO GESTUALES

COMPARISON OF NON-PARAMETRIC SPECTRAL ANALYSIS APPLIED TO EEG SIGNALS TO IDENTIFY GESTURE MOVEMENTS

José de Jesús Moreno Vázquez¹, Brayán Quino Ortiz², Aldo Rafael Sartorius Castellanos³

¹Doctorado en Bioingeniería con Énfasis en Bioelectrónica, ²Ingeniero Electrónico, ³ Doctorado en Ciencias en Ingeniería Electrónica

^{1,2,3}Tecnológico Nacional de México Campus Minatitlán

^{1,2,3}Departamento de Ingeniería Electrónica

Boulevard Institutos Tecnológicos S/N Col. Buena Vista norte, CP. 96848, Minatitlán, Veracruz, México

jose.mv@minatitlan.tecnm.mx, bryanquino97@hotmail.com, aldo.sc@minatitlan.tecnm.mx

Resumen – Actualmente, se han aplicado técnicas de procesamiento digital en la determinación del parpadeo obtenida de señales del electroencefalograma (EEG). Sin embargo, no se ha propuesto una comparación determinista en la búsqueda de frecuencias dominantes que determinen los movimientos gestuales.

El propósito del siguiente estudio es determinar patrones generados por 6 movimientos gestuales: Apertura / Cierre - Ojo, Apertura / Cierre - Boca, Concentración, Meditación, Movimiento Ocular Arriba / Abajo y Movimiento Ojo Izquierdo / Derecho registrados en el área prefrontal en el punto N_z , aplicando técnicas de estimación espectral no paramétricas, utilizando la Transformada Rápida de Fourier (FFT), periodograma de Bartlett y periodograma de Welch.

Se realizaron mediciones externas a 30 sujetos en el rango de edad de 18 a 22 años. Los resultados muestran frecuencias en el rango de la bioseñal Delta (0.5-3.5 Hz) y Alfa (4-7 Hz) aplicando el método FFT y el periodograma de Bartlett, mostrando el mismo resultado en frecuencias dominantes y variaciones de amplitud (PSD).

Sin embargo, no se recomienda el uso del periodograma de Welch aplicando una ventana rectangular mayor que 4, generando atenuación en los armónicos.

Palabras Clave: Bioseñal delta, EEG, Métodos no paramétricos, Superficie Prefrontal.

Abstract -- Currently, digital processing techniques have been applied in determining the flicker obtained from electroencephalogram (EEG) signals. However, a deterministic comparison in the search for dominant frequencies has not been proposed determining gestural movements. The purpose of the following study is to determine patterns generated by 6 gestural movements: Opening / Closing - Eye, Opening / Closing-Mouth, Concentration, Meditation, Eye Movement Up / Down

and Left / Right Eye Movement recorded in the prefrontal area in the point N_z , applying nonparametric spectral estimation techniques, using the Fast Fourier Transform (FFT), Bartlett's periodogram and Welch's periodogram. For this purpose, externally measurements were made to 30 subjects in the age range of 18 to 22 years. The results show frequencies in the range of the Delta (0.5-3.5 Hz) and Alfa (4-7 Hz) biosignal applying the FFT method and Bartlett's periodogram showing the same result in dominant frequencies and variations in amplitude (PSD). However, Welch's periodogram is not recommended use by applying a rectangular window greater than 4, generating attenuation in the harmonics.

Key words – Delta Biosignal, EEG, Nonparametrics methods, Prefrontal surface.

INTRODUCCIÓN

El análisis de patrones en las señales EEG permiten ejecutar movimientos en prótesis biónicas ayudando a personas que han sufrido amputaciones o tienen una discapacidad. Por lo tanto, es relevante contar con una base de datos para determinar mediante un análisis espectral-estadístico los patrones de biopotenciales que intervienen en la ejecución de movimientos.

Investigaciones preliminares han propuesto estudios en señales cerebrales determinando patrones aplicando métodos no invasivos en la captura de la actividad eléctrica cerebral. Li *et al* [1], [2] ha propuesto técnicas espectrales que proporcionan una mejor estimación del espectro y resolución.

En la actualidad diversos estudios han comparado la FFT [3],[4] Periodograma de Bartlett y ARMA (Autoregressive Moving Average, Modelo Autorregresivos de Media Móvil) [5] en la determinación del parpadeo, presentando un modelo óptimo en la obtención del espectro y mejora en resolución.

Sin embargo, no se ha propuesto una comparativa determinista en la búsqueda de frecuencias dominantes para la determinación de movimientos gestuales, tales como: Apertura/Cierre de ojos, Apertura/Cierre de Boca, Concentración, Meditación, Movimiento ocular Superior/Inferior y Movimiento ocular Izquierda/Derecha, Estos movimientos gesticulares son la principal causa de errores en estudios clínicos, debido a la ejecución intrínseca por los pacientes.

Como resultado se altera la señal original y modifica el espectro de estudio; generando ambigüedad en la determinación de enfermedades tales como: dislexia, epilepsia, alteraciones psicológicas, pruebas de estrés, desvelo, entre otras [6], [7].

El presente estudio y proceso de análisis tiene como objetivo realizar una descomposición espectral analizando las frecuencias dominantes y ponderaciones máximas en frecuencia [8], seleccionando por los datos estadísticos la técnica no paramétrica adecuada en la determinación de los 6 patrones gestuales, comparando la FFT, periodograma de Barlett y periodograma de Welch. Además, se presenta la señal original muestreada visualizando características eléctricas y formas de onda [9].

DESARROLLO

Materiales y métodos

Se utilizó la información de 30 sujetos en el rango de 18 a 22 años, 21 hombres y 9 mujeres, realizando 6 movimientos faciales, capturando 30 sesiones por movimiento en un lapso de 10 s por sesión en un solo canal, presentando un total de 300 s por movimiento en cada sujeto y un tiempo de análisis igual a 9000 s por movimiento en los 30 sujetos a prueba.

El equipo utilizado se basa en una diadema retráctil de la marca Neurosky Mindwave MW003, con una frecuencia de muestreo (F_s) igual a 512 Hz y una resolución de 16 bits, capturando 5120 muestras en 10 s. Se utiliza un electrodo de contacto seco de plata clorurada [10] con exactitud de 95 % respecto a los electrodos quirúrgicos.

El equipo consta de un filtro Paso-Bajo Butterworth de -60 dB con f_c igual a 60 Hz con una etapa de amplificación y conversión A/D [11].

La recepción y procesamiento de datos fue efectuado en el software Matlab R2015b. Las acciones de emparejamiento de la diadema con la estación de operación se llevan a cabo en los primeros 2 segundos de recepción. El solapamiento en frecuencia se realizó seleccionando de 6 a 7 respuestas espectrales aleatorias en cada sujeto obteniendo un total de 200 pruebas a evaluar.

Transformación lineal en Transformada Discreta de Fourier

La DFT (por sus siglas en inglés, Discrete Fourier Transform, Transformada Discreta de Fourier) se describe como:

$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)e^{-j\omega n} \quad \text{Ec. (1)}$$

Donde (ω) representa el vector en frecuencia acotado en $(-\infty, \infty)$, $x(n)$ es la señal encefálica proseguida por una etapa de preprocesamiento. La expresión $e^{-j\omega n}$ es reemplazable por:

$$e^{-j\alpha} = \cos(\alpha) - j\text{sen}(\alpha) \quad \text{Ec. (2)}$$

El modelo mostrado en (1) se linealiza como:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{kn}, k = 0, 1, \dots, N-1 \quad \text{Ec. (3)}$$

$$W_N = e^{-\frac{j2\pi}{N}} \quad \text{Ec. (4)}$$

Donde:

N es la longitud del vector de muestras $x(n)$. W_N es la matriz compleja de dimensión $N \times N$ representado como:

$$W_N = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & W_N & W_N^2 & \dots & W_N^{N-1} \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \dots & W_N^{2(N-1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & W_N^{N-1} & W_N^{2(N-1)} & \dots & W_N^{(N-1)(N-1)} \end{bmatrix} \quad \text{Ec. (5)}$$

Las ecuaciones Ec.(3), Ec.(4) y Ec.(5) pueden expandirse como:

$$\begin{aligned} X(0) &= x(0)e^{\frac{-j2\pi(0)(0)}{N}} + x(N-1)e^{\frac{-j2\pi(N-1)(0)}{N}} \\ X(1) &= x(0)e^{\frac{-j2\pi(0)(1)}{N}} + x(N-1)e^{\frac{-j2\pi(N-1)(1)}{N}} \\ X(2) &= x(0)e^{\frac{-j2\pi(0)(2)}{N}} + x(N-1)e^{\frac{-j2\pi(N-1)(2)}{N}} \\ &\vdots \\ X(N-1) &= x(0)e^{\frac{-j2\pi(0)(N-1)}{N}} \\ &\quad + x(N-1)e^{\frac{-j2\pi(N-1)(N-1)}{N}} \end{aligned} \quad \text{Ec. (6)}$$

Para implementar se efectúa un cambio en $e^{\frac{-j2\pi nk}{N}} = \cos\left(\frac{-2\pi nk}{N}\right) + j\text{sen}\left(\frac{-2\pi nk}{N}\right)$, obteniendo la magnitud $|X(k)|$ y fase del espectro $\angle X(k)$.

Transformada Rápida de Fourier

Aplicando el algoritmo base 2 mostrado en [12], [13], [14] donde N es el número de muestras igual a 5120.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{kn}, k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad \text{Ec. (7)}$$

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N/2-1} x(n)W_N^{kn} + \sum_{n \text{ impar}} x(n)W_N^{kn} \quad \text{Ec. (8)}$$

$$X(k) = \sum_{m=0}^{N/2-1} x(2m)W_N^{2mk} + \sum_{m=0}^{N/2-1} x(2m+1)W_N^{k(2m+1)} \quad \text{Ec. (9)}$$

La Ec.(8) divide dos subconjuntos con $N/2$, donde $F_1(k)$ y $F_2(k)$ expresa la serie par e impar. La ecuación Ec.(6) implica la propiedad de simetría $W_N^k = W_{N/2}^{2k}$. La ecuación Ec.(9) puede expresarse como:

$$X(k) = \sum_{m=0}^{N/2-1} W_N^{2km} F_1(k) + \sum_{m=0}^{N/2-1} W_N^{k(2m+1)} F_2(k) \quad \text{Ec. (10)}$$

$$F_1(k) + W_N^k F_2(k), \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad \text{Ec. (11)}$$

La longitud del vector se transforma en dos vectores de datos $f_1(m)$ y $f_2(m)$ obteniendo dos DFT reduciendo el tiempo de procesamiento $0 \leq m \leq N/2$.

$$X(k) = F_1(k) + W_N^k F_2(k), \quad k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad \text{Ec. (12)}$$

$$X(k + \frac{N}{2}) = F_1(k) - W_N^k F_2(k), \quad k = 0, 1, \dots, \frac{N}{2} - 1 \quad \text{Ec. (13)}$$

Densidad Espectral de Potencia

El PSD (por sus siglas en inglés, Power Spectral Density, Densidad Espectral de Potencia) se analiza a partir de la expresión de la energía como:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |X_a(t)|^2 dt < \infty \quad \text{Ec. (14)}$$

En donde E representa la energía, $X_a(t)$ la función en el tiempo, contempla el área bajo la curva de la función. El muestreo de la señal modifica la expresión

$$X_a(F) = \int_{-\infty}^{\infty} x_a(t)e^{-j2\pi Ft} dt \quad \text{Ec. (15)}$$

En la ecuación Ec.(15) $X_a(F)$ representa el vector en frecuencia. Aplicando el Teorema de Parseval se corrobora la potencia de las señales siendo igual a la suma de sus componentes.

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x_a(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} |X_a(F)|^2 dF \quad \text{Ec. (16)}$$

$$S_{xx}(F) = |X_a(F)|^2 \quad \text{Ec. (17)}$$

En donde $S_{xx}(F)$ representa la sumatoria de los armónicos expresados en potencia espectral y $|X_a(F)|^2$ es el módulo al cuadrado de la transformada de Fourier del vector $x_a(t)$. La Autocorrelación $R_{xx}(\tau)$, obtenida por la multiplicación de dos funciones en donde $x_a(t + \tau)$ representa el desplazamiento en r del vector muestreado evaluándola en el intervalo $(-\infty, \infty)$.

$$R_{xx}(r) = \int_{-\infty}^{\infty} x_a^*(t)x_a(t+r)dt \quad \text{Ec. (18)}$$

$$S_{xx}(F) = |X_a(F)|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} R_{xx}(r)e^{-j2\pi Fr}dr \quad \text{Ec. (19)}$$

Periodograma de Bartlett

La reducción de la varianza se basa en subdividir las secuencias de datos $x(n)$ en un número de ventanas no solapadas M superponiendo las ventanas al aplicar la DFT.

$$P_{xx}^{(i)}(f) = \frac{1}{M} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)e^{-j2\pi fn} \right|^2, i = 0, 1, \dots, K-1 \quad \text{Ec. (20)}$$

$$P_{xx}^B(f) = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} P_{xx}^{(i)}(f) \quad \text{Ec. (21)}$$

El periodograma por segmentos se expresa en Ec.(20), en donde $P_{xx}^{(i)}(f)$ representa el PSD en cada segmento de longitud M , la DFT se denota en $x_i(n)e^{-j2\pi fn}$. El periodograma de Bartlett se expresa en la ecuación Ec.(21) representando $P_{xx}^B(f)$ como el promedio de cada segmento i desde $0 \leq i \leq K-1$ para todas M ventanas.

$$E[P_{xx}^B(f)] = \frac{1}{K} \sum_{i=0}^{K-1} E[P_{xx}^{(i)}(f)] = E[P_{xx}^{(i)}(f)] \quad \text{Ec. (22)}$$

Periodograma de Welch

Partiendo de la Ec.(22) el periodograma de Welch es representado como:

$$P^{(i)}_{xx}(f) = \frac{1}{MU} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n)w(n)e^{-j2\pi fn} \right|^2, \quad \text{Ec. (23)}$$

$i = 0, 1, \dots, L - 1$

En donde $P^{(i)}_{xx}(f)$ define el periodograma modificado, M la longitud de la ventana del segmento, U el factor de normalización para $w(n)$. La constante U puede ser calculada como:

$$U = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} w^2(n) \quad \text{Ec. (24)}$$

$$P_{xx}(f) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} P_{xx}^{(i)}(f) \quad \text{Ec. (25)}$$

El término de la Ec.(25) donde $P_{xx}^W(f)$ es el resultado del periodograma de Welch en PSD estimando los armónicos presentes en el espectro. La ecuación expandida del periodograma se especifica en Ec.(26).

$$E[\tilde{P}_{xx}^{(i)}(f)] = \frac{1}{MU} \sum_{n=0}^{M-1} \sum_{m=0}^{M-1} w(n)w(m)E[x_i(n)x_i^*(m)]e^{-2j\pi f(n-m)} \quad \text{Ec. (26)}$$

DISCUSIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

Señal original y procesamiento de FFT

La Figura 1 muestra las señales EEG original muestreadas en el lapso de tiempo de $0 < t < 8s$, representando su forma de onda, magnitud μV y tiempo (s) aplicando 6 movimientos: Apertura/Cierre de Ojos ($\bar{\Phi}$), Apertura/Cierre de Boca ($\bar{\Psi}$), Concentración ($\bar{\Omega}$), Meditación ($\bar{\Xi}$), Movimiento ocular Superior/Inferior ($\bar{\Theta}$) y Movimiento ocular Izquierda/Derecha ($\bar{\Gamma}$) (8).

Las pruebas en las figuras a), b), e) y f) muestran un rango ($V_{max} - V_{min}$) en amplitud de $\pm 600 \mu V$ en los 30 sujetos. El decremento en magnitud fue considerado en Figura 1(c) y (d) limitando el rango en 250 a $-50 \mu V$.

Cabe destacar que los patrones visualizados en los 30 sujetos en cada prueba presentan una respuesta similar.

La Figura 2 muestra las respuestas espectrales efectuadas en los 30 sujetos aplicando 200 pruebas en cada movimiento graficado, mostrando las evoluciones y armónicos solapados observando el efecto de la media (PSD) en todas las sesiones en Delta. La línea gris punteada especifica el promedio del conjunto de pruebas. La resolución computada por la F_s y N permite descomponer el vector $x(n)$ en frecuencias mayores a 0.1 Hz.

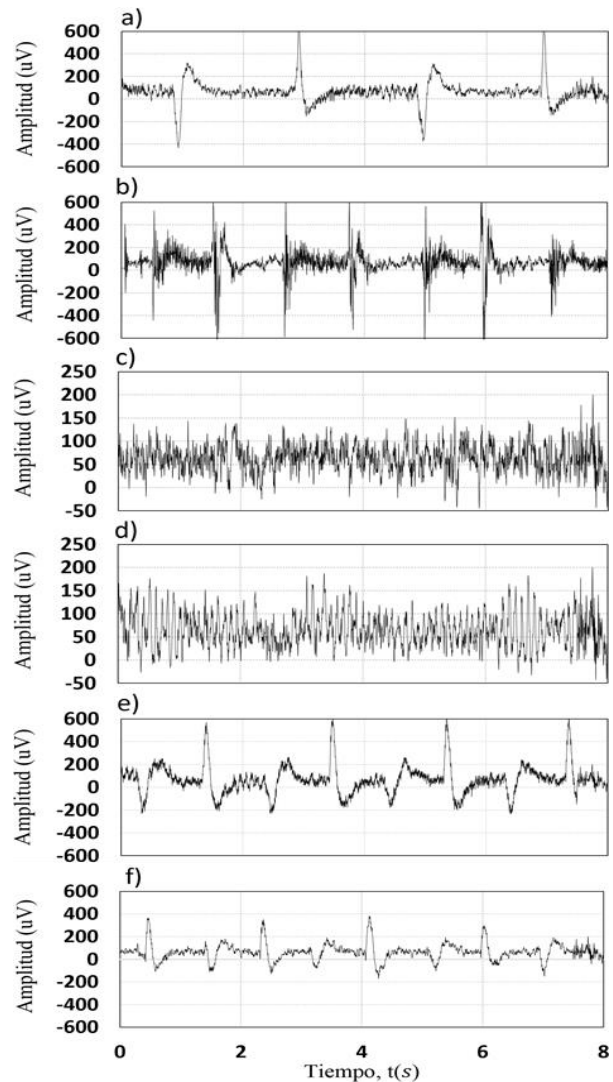


Figura 1. Señal original muestreada aplicada en 6 movimientos capturados en sujeto 1: a) Apertura/Cierre de Ojos ($\bar{\Phi}$), b) Apertura/Cierre de Boca ($\bar{\Psi}$), c) Concentración ($\bar{\Omega}$), d) Meditación ($\bar{\Xi}$), e) Movimiento ocular Superior/Inferior ($\bar{\Theta}$) y f) Movimiento ocular Izquierda/Derecha ($\bar{\Gamma}$).

La Figura 2(a) presenta 4 frecuencias ponderadas encontradas en $\bar{\Phi}_{f1} = 0.2 \text{ Hz}$, $\bar{\Phi}_{f2} = 0.7 \text{ Hz}$, $\bar{\Phi}_{f3} = 1.2 \text{ Hz}$ y $\bar{\Phi}_{f4} = 1.7 \text{ Hz}$ en el rango en frecuencia de 0.5 a 2 Hz, presentando similitud en todo el transcurso en frecuencia $X(\omega)$, en frecuencias superiores se obtienen variaciones de actividad encefálica aleatoria (concentración), tal como se menciona en [15]. La Figura 2(b) presenta variaciones abruptas en $\bar{\Psi}_1 = 0.9 \text{ Hz}$, $\bar{\Psi}_2 = 1.8 \text{ Hz}$ y $\bar{\Psi}_3 = 2.7 \text{ Hz}$. La Fig. 2(c) contiene actividad encefálica aleatoria. La Figura. 2(d) ubica armónicos en el rango Alfa(12), obteniendo variaciones en frecuencia en el

intervalo $\Delta\bar{E}=9.6 - 11.6$ Hz, presenta armónicos en $\bar{\varphi}_1=0.5$ Hz, $\bar{\varphi}_2=1.5$ Hz y $\bar{\varphi}_3=2.5$ Hz frecuencias mayores a 11.6 Hz decremantan en magnitud, menores a 9.6 Hz permanecen constante. La Figura 2(e) presentan armónicos $\bar{\varphi}_1=0.5$ Hz, $\bar{\varphi}_2=1.5$ Hz y $\bar{\varphi}_3=2.5$ Hz mostradas en la señal promediada, las ponderaciones muestran un incremento de 1 Hz en cada intervalo, constatando un múltiplo en frecuencia [16], el PSD (dB) se encuentra dentro del rango de 18.4 a - 10 dB, los armónicos se encuentran en el bioseñal Delta. La Figura 2(f), no presenta armónicos definidos en la señal promedio.

Elección de ventana en periodograma de Welch

La selección de la técnica fue realizada solapando 200 respuestas en frecuencia para el movimiento de Apertura/Cierre de Ojos, mostrando el rango de trabajo del biopotencial Delta. La Figura 3 y sus incisos (a) y (b) contempla la respuesta en frecuencia promedio de cada técnica de procesamiento evaluada en los 30 sujetos. La Figura 3(a) compara la ventana $w(n)$ rectangular aplicando un número de segmentos 2,4,8,16 y 32. La magnitud $S_{xx}(F)$ exhibe características propias en $E[P_{xx}^B(f)]$ como se menciona en [17], la ventana rectangular en $E[P_{xx}^B(f)]$ atenúa la respuesta en frecuencia $w(n)=8$ y $w(n)=32$ deforma la respuesta en frecuencia dado al solapamiento. La Figura 3(b) muestra el procesamiento del periodograma de Welch aplicando una ventana Hanning.

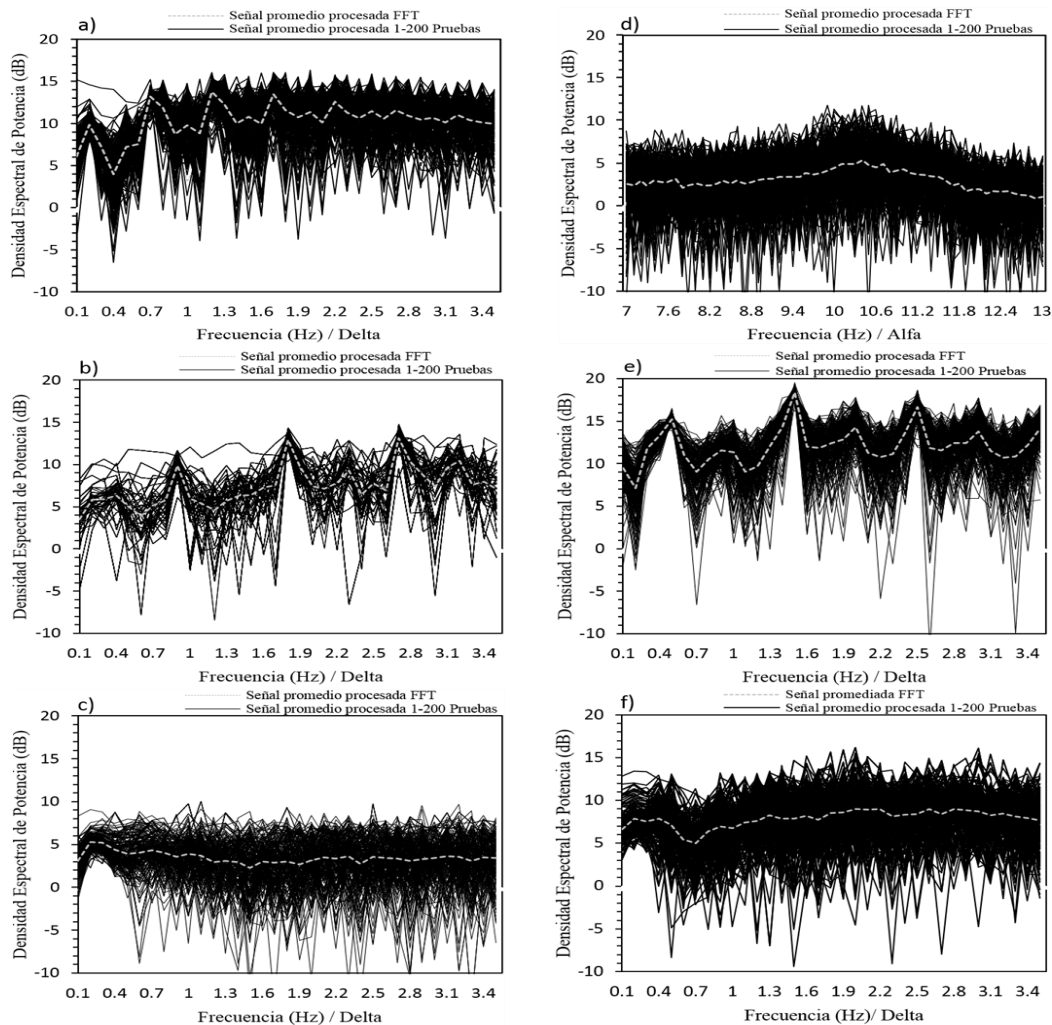


Figura 2: Procesamiento aplicando la Transformada Rápida de Fourier en 6 movimientos considerando 200 pruebas en 10 s, en los intervalos ($N=5120$, $0.5 \leq \Delta \leq 3.5$ Hz, $7 \leq a \leq 13$ Hz-Meditación): a) Apertura/Cierre de Ojos (Φ), b) Apertura/Cierre de Boca (\bar{I}), c) Concentración (\bar{i}), d) Meditación (\bar{v}), e) Movimiento ocular Superior/Inferior ($\bar{\Theta}$) y f) Movimiento ocular Izquierda/Derecha (\bar{I}).

La comparación en los resultados mostrados en Figura 3(a) y 3(b) presentan una mejor estimación espectral en la ventana rectangular con $w(n) = 4$.

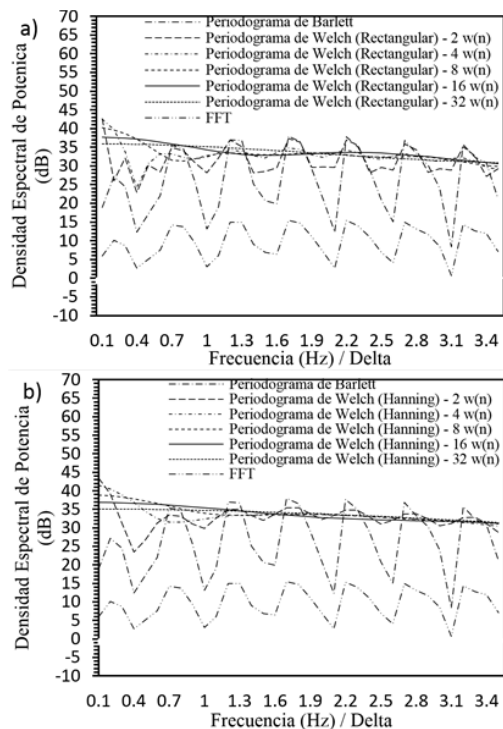


Figura 3: Señales promedio (solapamiento en frecuencia): a) FFT, periodograma de Bartlett, periodograma de Welch con enventanado rectangular y b) FFT, periodograma de Bartlett, periodograma de Welch con enventanado hanning. Aplicación de 2-4-8-16 y 32 segmentos.

Frecuencias máximas ponderadas

La Figura 4 exhibe la evolución temporal de los valores de amplitud máximos en frecuencia correspondientes a 2000 segundos en los 30 sujetos evaluados. La Figura 4(a) expone mayor concentración en $\Delta\Phi^- = 1.2$ y 1.7 Hz en FFT [17] y periodograma de Bartlett, la técnica de Welch obtiene en $\Delta\Phi^- = 0.8$ y 1.3 Hz. La Figura 4(b) exhibe los armónicos $\Psi^- = 2.7$ Hz en FFT y periodograma de Bartlett. Sin embargo, la técnica de Welch presenta frecuencias en $\Psi^- = 2.3$ Hz. La Figura 4(c) expone un esparcimiento en el espectro, no muestra ponderaciones significativas. La Figura 4(d) exhibe 1 armónico en 0.1 Hz resultado del procesamiento en la FFT, Bartlett y Welch. La comparación en los resultados mostrados en Figura 3(a) y 3(b) presentan una mejor estimación espectral en la ventana rectangular con $w(n) = 4$.

La Figura 4(e) presenta una frecuencia ponderada en 1.3 Hz en la aplicación de la FFT y Bartlett, la técnica del periodograma de Welch obtuvo como resultado un armónico en 1.1 Hz. La Figura 4(f) presenta un esparcimiento no relacionando con un patrón constante entorno a una frecuencia de referencia en la técnica de FFT y Bartlett, la técnica de Welch presenta una componente en frecuencia 0.1 Hz similar a la Figura 4(c).

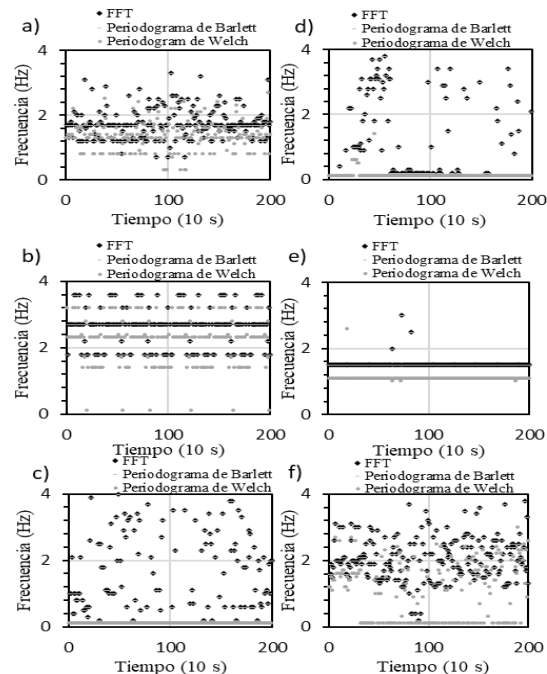


Figura 4: Variación de frecuencias máximas. A) Apertura/Cierre de Ojos (Φ^-), B) Apertura/Cierre de Boca (Ψ^-), C) Concentración (Ω^-), D) Meditación (Ξ^-), E) Movimiento ocular Superior/Inferior (Θ^-) y F) Movimiento ocular Izquierda/Derecha (Γ^-).

Análisis estadístico

La FFT presenta menor desviación en el conjunto de sesiones procesadas, el periodograma de Bartlett muestra una media mayor en PSD con variaciones próximas a 2 veces la FFT, el periodograma de Welch con ventana rectangular presenta menor variación comparado con Bartlett (Tabla 1). Los espectros máximos en la FFT y periodograma de Bartlett presentan resultados idénticos. El periodograma de Welch muestra variaciones en frecuencias máximas (Tabla 2). Los movimientos oculares exhiben menor desviación.

❖ Tabla 1. Análisis global del resultado estadístico en PSD, (media \pm desviación estándar)

aplicadas a las 200 sesiones en FFT,
Periodograma de Barlett y Periodograma de Welch.

	Φ	Ψ	Ω	Ξ	Θ	Γ
FFT	10.291 ± 1.420	7.378 ± 1.689	3.486 ± 0.461	3.036 ± 0.856	12.075 ± 1.556	7.896 ± 0.704
Barlett	27.571 ± 2.841	21.549 ± 3.559	13.961 ± 0.923	13.061 ± 1.713	31.140 ± 3.113	22.782 ± 1.409
Welch	30.835 ± 1.945	18.323 ± 4.109	24.910 ± 3.536	14.704 ± 1.634	26.181 ± 1.783	34.090 ± 2.606

❖ Tabla 2. Análisis global del resultado estadístico de los picos máximos en frecuencia (Hz), (media±desviación estándar) en la aplicación de la FFT, Periodograma de Barlett y Periodograma de Welch.

	Φ	Ψ	Ω	Ξ	Θ	Γ
FFT	1.733 ± 0.329	2.684 ± 0.391	3.930 ± 2.554	6.059 ± 4.298	1.515 ± 0.029	2.053 ± 0.506
Barlett	1.733 ± 0.329	2.684 ± 0.391	3.930 ± 2.554	6.059 ± 4.298	1.515 ± 0.029	2.053 ± 0.506
Welch	1.332 ± 0.298	2.160 ± 0.493	0.1 ± 6x10 ⁻⁹	0.314 ± 0.404	1.106 ± 0.014	0.953 ± 0.791

CONCLUSIONES

En este estudio se ha propuesto un análisis espectral aplicado a las señales EEG para la determinación de movimientos gestuales mediante el uso de un solo canal de medición. En el análisis realizado se pudo constatar que la FFT y el periodograma de Barlett, son técnicas no paramétricas funcionales en la determinación del espectro.

La distribución de frecuencias dominantes (Hz) conllevan a un resultado estadístico equivalente presentando diferencias en amplitud (PSD). No obstante, el periodograma de Welch no visualiza un resultado favorecedor, el promediado efectuado por el método genera distorsión en frecuencia alterando las ponderaciones máximas. Por lo tanto, no se recomienda en el estudio de señales EEG.

Los movimientos gesticulares exhiben ponderaciones en frecuencia únicas en los biopotenciales Delta y Alfa. La aplicación de técnicas de procesamiento digital no paramétricas en la determinación del espectro de frecuencia interactuante demostró un buen contraste referido a las mediciones en el punto N_z . Las frecuencias presentes en 0.8, 1.7, 2.6 Hz en Apertura/Cierre de ojo, 0.5, 1.5 y 2.5 Hz visualizadas en Apertura/Cierre de Boca y 0.7, 1.2, 1.7 Hz vistas en Movimiento ocular Superior/Inferior presentan mayor magnitud dando la posibilidad de diseñar filtros digitales o analógicos con el objetivo de atenuar armónicos no deseados, permitiendo realizar estudios médicos sin perturbación o ruidos incidentes en la señal eléctrica encefálica.

TRABAJOS FUTUROS

Los trabajos a futuro se centran en la utilización del método descrito en un sistema basado en una prótesis de un miembro superior y una diadema de un solo electrodo. Al tener identificados los movimientos gesticulares mediante los dispositivos mencionados, se pretende abrir y cerrar una prótesis de una mano de manera instantánea sin tener que concentrarse para lograrlo. Con la finalidad, de no tener que pasar mucho tiempo en el proceso de entrenamiento que normalmente se realiza en la mayoría de los proyectos de este tipo, teniendo que concentrarse para poder realizar un movimiento de la prótesis, lo que en ciertos casos lo vuelve desesperante para el usuario.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Li, Yang, Lei, M., Cui, W., Guo, Y., & Wei, H.-L. (2019). A Parametric Time-Frequency Conditional Granger Causality Method Using Ultra-Regularized Orthogonal Least Squares and Multiwavelets for Dynamic Connectivity Analysis in EEGs. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 66, n.o 12, pp. 3509-3525, doi: 10.1109/TBME.2019.2906688.
- [2] Li, Y., Lei, M.-Y., Guo, Y., Hu, Z., & Wei, H.-L. (2018). Time-Varying Nonlinear Causality Detection Using Regularized Orthogonal Least Squares and Multi-Wavelets With Applications to EEG. *IEEE Access*, vol. 6, n° DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2818789, pp. 17826 – 1840.

- [3] Jadhav, P. N., Shanamugan, D., Chourasia, A., Ghole, A. R., Acharyya, A., & Naik, G. (2014). Automated detection and correction of eye blink and muscular artefacts in EEG signal for analysis of Autism Spectrum Disorder. *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Annu. Int. Conf.*, vol. 2014, pp. 1881-1884, doi: 10.1109/EMBC.2014.6943977.
- [4] Moreno Escobar, J. J., Morales Matamoros, O., Aguilar del Villar, E. Y., Tejeida Padilla, R., Lina Reyes, I., Espinoza Zambrano, B., Luna Gómez, B. D., & Calderón Morfín, V. H. (2021). Non-Parametric Evaluation Methods of the Brain Activity of a Bottlenose Dolphin during an Assisted Therapy. *Animals*, vol. 11, n.º 2, doi: 10.3390/ani11020417.
- [5] Tseng, S.-Y., Chen, R.-C., Chong, F.-C., & Kuo, T.-S. (1995). Evaluation of parametric methods in EEG signal analysis. *Med. Eng. Phys.*, vol. 17, n.o 1, pp. 71-78, doi: 10.1016/1350-4533(95)90380-T.
- [6] Vyas, A., Mishra, G., Tiwari, S., Upadhyay, R., & Padhy, P. K. (2013). Classification of two mental states using Electroencephalogram signals. En *International Conference on Control, Automation, Robotics and Embedded Systems (CARE)*, pp. 1-4, doi: 10.1109/CARE.2013.6733769.
- [7] Srinath, R., & Gayathri, R. (2020). Detection and classification of electroencephalogram signals for epilepsy disease using machine learning methods. *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, doi: <https://doi.org/10.1002/ima.22486>.
- [8] Upadhyay, R., Kankar, P. K., Padhy, P. K., & Gupta, V. K. (2012). Extraction and classification of Electroencephalogram signals. *2012 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research*, pp. 1-4, <https://doi.org/10.1109/ICIC.2012.6510216>.
- [9] Cong, F., Lin, Q.-H., Kuang, L.-D., Gong, X.-F., Astikainen, P., & Ristaniemi, T. (2015). Tensor decomposition of EEG signals: A brief review. *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 248, pp. 59-69, doi: 10.1016/j.jneumeth.2015.03.018.
- [10] Kam, J. W. Y., Griffin, S., Shen, A., Patel, S., Hinrichs, H., Heinze, H.-J., Deouell, L. Y., & Knight, R. T. (2019). Systematic comparison between a wireless EEG system with dry electrodes and a wired EEG system with wet electrodes. *NeuroImage*, vol. 184, pp. 119-129, doi: 10.1016/j.neuroimage.2018.09.012.
- [11] Dissanyaka, C., Cvetkovic, D., Abdullah, H., Ahmed, B., & Penzel, T. (2016). Classification of healthy and insomnia subjects based on wake-to-sleep transition, en *IEEE EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)*, pp. 480-483, doi: 10.1109/IECBES.2016.7843497.
- [12] Zhouyan Feng & Zheng Xu. (2002). Analysis of rat electroencephalogram under slow wave sleep using wavelet transform. En *Proceedings of the Second Joint 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society* [Engineering in Medicine and Biology, vol. 1, pp. 94-95 vol.1, doi: 10.1109/IEMBS.2002.1134404.
- [13] Isaksson, A., Wennberg, A., & Zetterberg, L. H. (1981). Computer analysis of EEG signals with parametric models. *Proc. IEEE*, vol. 69, n.o 4, pp. 451-461, doi: 10.1109/PROC.1981.11988.
- [14] Murugappan, M., & Murugappan, S. (2013). Human emotion recognition through short time Electroencephalogram (EEG) signals using Fast Fourier Transform (FFT). En *IEEE 9th International Colloquium on Signal Processing and its Applications*, pp. 289-294, doi: 10.1109/CSPA.2013.6530058.
- [15] Sled, J. G., Zijdenbos, A. P., & Evans, A. C. (1998). A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data. *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 17, n.o 1, pp. 87-97, doi: 10.1109/42.668698.
- [16] A. P. Liavas, G. V. Moustakides, G. Henning, E. Z. Psarakis, y P. Husar. (1998). «A periodogram-based method for the detection of steady-state visually evoked potentials», *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, n.o 2, pp. 242-248, doi: 10.1109/10.661272.
- [17] Liavas, A. P., Moustakides, G. V., Henning, G., Psarakis, E. Z., & Husar, P. (1998). A periodogram-based method for the detection of steady-state visually evoked potentials. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, n.o 2, pp. 242-248, doi: 10.1109/10.661272.

ROL DE CONTRIBUCIÓN	DEFINICIÓN
Conceptualización Metodología Análisis Formal Preparación del borrador original Escritura - Revisión y edición	José de Jesús Moreno Vázquez
Conceptualización Análisis Formal Investigación Software Curación de datos	Brayan Quino Ortíz
Conceptualización Visualización Validación Análisis Formal Escritura - Revisión y edición	Aldo Rafel Sartorius Castellanos



Esta obra está bajo
 una licencia internacional
 Creative Commons
 Atribución 4.0.