

Análisis De Señales EEG Para Detección De Intenciones Motoras Aplicadas A Sistemas BCI

Martin A. Patiño Noguera
Universidad de Nariño
Pasto, Colombia
martinalejo93@hotmail.com

Cristian E. Medina Ortega
Universidad de Nariño
Pasto, Colombia
cristhian.medina.or@hotmail.com

Wilmer Castro
Universidad de Nariño
Pasto, Colombia
wilmercing@gmail.com

Diego H. peluffo Ordoñez
Universidad Técnica del Norte
Ibarra, Ecuador
dhpeluffo@utn.edu.ec

Abstract— *The physical limitations that many people have as a result of degenerative neuronal diseases and limb amputations, have resulted in extensive research trying to understand the intentions of the brain through the study of characteristics of EEG signals, with the purpose of use them in output commands and can perform tasks that improve the quality of life of people. Although currently exist BCI systems that somehow allow users to interact with certain devices, these still presenting significant limitations because there is no definitive methodology that allows the correct characterization and classification of EEG signals, this being a research topic still open. The main idea of this work is to present an alternative methodology for feature extraction of EEG signals a view to improving the current systems BCI and achieve a friendly user interface.*

Keywords: *Brain computer interface (BCI), Discrete Wavelet Transform (WDT), Electroencephalography (EEG), Feature Extraction.*

I. INTRODUCCION

DESDE su primera aplicación, la electroencefalografía ha sido una técnica usada principalmente para lograr entender el comportamiento y funcionamiento del cerebro a través de la interpretación de señales eléctricas obtenidas del cuero cabelludo. Para este propósito, las características de las señales electronecefalograficas (EEG) han sido estudiadas con el fin de descifrar las intenciones de las personas quienes podrían controlar ciertos dispositivos solo con imaginarlo. Este concepto es lo que se conoce como interfaz cerebro-computador (BCI), un sistemas cuyo proceso de operación es capaz de interpretar los pensamientos y convertirlos en interacciones con el mundo físico o virtual [1].

Actualmente, los sistemas basados en BCI son de mucha utilidad para personas dependientes, de avanzada edad o con alto grado de discapacidad, dado que este medio representa una nueva forma de comunicación y control.

Como resultado de algunas investigaciones, los sistemas BCI han permitido que personas con parálisis en sus extremidades puedan realizar tareas como: escribir en un monitor, desplazarse en una silla de ruedas o manejar prótesis, etc. En resumen, estos sistemas representan un camino directo entre el cerebro y el dispositivo a ser controlado [2] [3]. Obteniendo las características de las señales EEG se realiza un análisis profundo para distinguir las señales pertinentes, es decir aquellas relacionadas con las intenciones del usuario y que serán usadas para la traducción en comandos de salida. Es aquí donde aún se ve restringida la eficiencia de un sistema BCI, ya que al adquirir las señales por métodos no invasivos, estas se ven afectadas por ruido o los también llamados artefactos que no son más que señales generadas por movimiento ocular, parpadeo, respiración, contracción muscular, latidos del corazón, entre otros, Además de presentar una baja resolución espacial, lo cual limita al sistema realizar una correcta caracterización de los fenómenos fisiológicos y deriva en un bajo acierto de las acciones que el usuario quiera efectuar con el dispositivo final [4][5][6]. Además de tener en cuenta el considerable costo computacional que requiere el procesamiento de señales EEG y debido a la escasa implementación de técnicas que permitan una mejor manipulación de estas señales, aun no existen todavía interfaces amigables con el usuario donde las intenciones estén claramente identificadas y puedan ser aplicadas para trabajar en tiempo real [7].

En este trabajo se propone una metodología genérica para caracterizar y clasificar señales cognitivas de registros EEG de una manera más óptima, usando técnicas de caracterización basadas en información espectral, así como de reconocimiento de patrones. Para tal propósito se trabaja con registros de señales EEG de alta calidad y fiabilidad, presentes en una base de datos gratuita y ampliamente usada por la comunidad científica como los es la PhysioNet, creada por los desarrolladores de la BCI2000 y que está constituida por 1526 registros de 64 señales EEG muestreadas a 160Hz y obtenidas de 109 usuarios, donde cada uno de ellos proporciona 14 registros correspondientes a diferentes tareas motrices e imaginarias. Para la extracción de características se aplican métodos de análisis espectral como: la transformada de Fourier, transformada de wavelet, modelos autoregresivos, filtrado

espacial y métodos no lineales entre otros.

La selección y clasificación de las características se realizan haciendo un estudio de métodos evolutivos y de reconocimiento de patrones.

Una vez procesadas las señales EEG se llevarán a un control basado en lógica difusa que será el encargado de decidir o traducir las intenciones o pensamientos del usuario a salidas directamente aplicables o reconocibles. Tomando medidas estadísticas en términos de exactitud y especificidad en la clasificación de las señales tratadas para dos tareas ejecutadas físicamente y dos imaginarias que corresponden a apertura/cierre de la mano derecha o izquierda, se fija como objetivo un acierto superior al 95% en tareas motrices y superior al 90% en tareas imaginarias.

Este trabajo está organizado de la siguiente manera. Materiales y métodos donde se menciona un breve estado del arte de los sistemas BCI y la caracterización y clasificación de señales EEG, seguido del marco experimental donde se detalla el procedimiento realizado y finalmente se discuten los resultados y las conclusiones.

II. MATERIALES Y METODOS

A continuación se menciona brevemente el funcionamiento de una BCI y el estado del arte de la caracterización y clasificación de señales EEG.

A. BCI

Una interfaz cerebro ordenador BCI por sus siglas en inglés, es un sistema que a partir de las señales EEG obtiene ciertas características, las procesa y las traduce en comandos de salida permitiendo controlar ciertos dispositivos y convirtiéndose en una nueva alternativa de comunicación con amplias posibilidades para las personas discapacitadas **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

Durante los últimos años ha crecido el interés científico por los sistemas BCI, vaticinando un futuro con usos y aplicaciones limitadas únicamente por la imaginación de quien quiera emplearlos. Actualmente estos sistemas están presentes en áreas de la robótica, la domótica, los videojuegos, la medicina y la rehabilitación. Como resultado de algunas investigaciones se ha logrado que personas con capacidades motoras reducidas mejoren su calidad de vida y puedan realizar tareas como escribir en un monitor, seleccionar objetos de una pantalla, desplazarse en una silla de ruedas, controlar electrodomésticos, manejar prótesis entre otras, las cuales se las considera como todo un record teniendo en cuenta la prematura etapa en la que se encuentra el desarrollo de esta tecnología [2] [3].

Un diagrama de bloques con su funcionamiento básico se muestra en la figura 1.

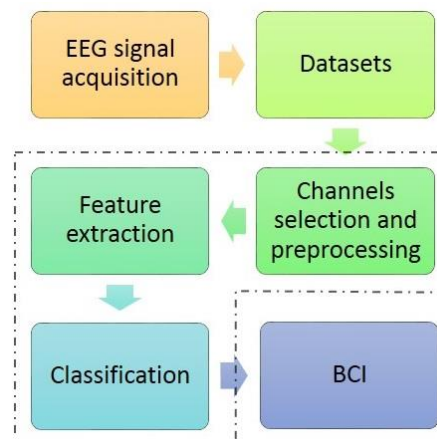


Figura 1. Funcionamiento básico de una interfaz cerebro-computador (BCI).

B. Estado del arte de la caracterización y clasificación de señales EEG

La EEG es la técnica de mayor uso al momento de registrar la actividad eléctrica cerebral dado su bajo costo y fácil implementación, aun así la calidad de los registros no son los mejores debido al ruido y artefactos con los que acarrea, siendo esta su mayor desventaja. Sin embargo en estudios como **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se propone un modelo basado en la transformada de wavelet discreta (DWT) combinada con la cancelación de ruido adaptativo (ANC) que permiten reducir el impacto de los artefactos y así mejorar la calidad de la señal. En **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se utiliza el método de agrupamiento automático K-means, el cual logra realizar una reducción de los artefactos oculares sobre las señales EEG, permitiendo que la caracterización y clasificación de tareas motoras imaginarias tenga un acierto del 88%. Otros trabajos como **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** proponen el uso de la transformada de Fourier, la transformada de wavelet discreta (DWT), el análisis de componentes independientes (ICA) y el uso de filtros adaptativos basados en redes neuronales con el fin de minimizar los efectos de los artefactos y mejorar la calidad de las señales EEG a fin de ser usadas en aplicaciones de BCI.

En **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** se propone una metodología que involucra el uso de (DWT) para realizar la caracterización de las señales EEG, la mayoría de las características se extrajeron usando densidad de potencia espectral (PSD) y luego fueron introducidas dentro de algoritmos de aprendizaje automático. El resultado fue más que satisfactorio en cuanto al acierto en tareas motoras imaginarias de una dimensión (derecha/izquierda) para una aplicación BCI que permite la selección de diferentes objetos en un monitor de computador.

III. MARCO EXPERIMENTAL

A. Base de datos EEG

Para este trabajo se usa un conjunto de registros de señales EEG los cuales fueron adquiridos y contribuidos a PhysioNet por los desarrolladores del sistema de instrumentación BCI2000. La base de datos es de acceso gratuito y está disponible en el sitio web de PhysioNet: <https://www.physionet.org/physiobank/database/eegmmidb/>. El conjunto de datos consiste en más de 1500 registros EEG con duraciones entre uno y dos minutos por cada registro, obtenidos de 109 sujetos saludables, a los cuales se les pidió realizar diferentes tareas motrices e imaginaria mientras las señales EEG eran registradas usando 64 electrodos colocados en la superficie del cuero cabelludo, de acuerdo al sistema internacional 10-20 como se ve en la figura 2.

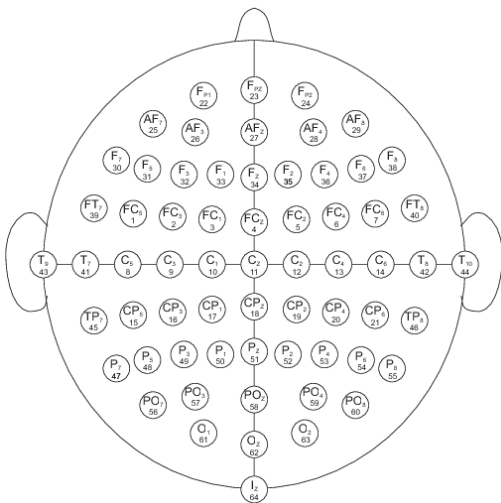


Figura 2. Sistema internacional 10-20 extendido de ubicación de electrodos EEG.

En los registros del conjunto de datos que se relaciona para el presente trabajo, cada sujeto realiza las siguientes tareas experimentales:

- Línea base de un minuto con los ojos abiertos.
- Línea base de un minuto con los ojos cerrados.
- Tres rutinas experimentales de dos minutos cada una abriendo y cerrando el puño correspondiente mientras un objeto aparece ya sea al lado derecho o izquierdo de una pantalla, el sujeto realiza esto hasta que el objeto desaparece, luego se relaja.
- Tres rutinas experimentales de dos minutos cada una imaginándose abriendo y cerrando el puño correspondiente mientras un objeto aparece ya sea al lado derecho o izquierdo de una pantalla, el sujeto realiza esto hasta que el objeto desaparece, luego se relaja.

- Tres rutinas experimentales de dos minutos cada una abriendo y cerrando ya sea ambos puños o ambos pies mientras un objeto aparece en la parte superior o inferior de una pantalla, el sujeto realiza esto hasta que el objeto desaparece, luego se relaja.
- Tres rutinas experimentales de dos minutos cada una imaginándose abriendo y cerrando ya sea ambos puños o ambos pies mientras un objeto aparece en la parte superior o inferior de una pantalla, el sujeto realiza esto hasta que el objeto desaparece, luego se relaja.

De la base de datos se creó un subconjunto para 100 voluntarios seleccionando solo las rutinas de dos minutos donde se le pide al sujeto que imagine abrir y cerrar el puño derecho o izquierdo e imagine abrir y cerrar ambos puños o ambos pies, en resumen las rutinas experimentales para cada uno de los 100 sujetos de nuestro subconjunto fueron:

- Imaginar abrir y cerrar el puño derecho o izquierdo.
- Imaginar abrir y cerrar ambos puños o ambos pies.

Y las señales EEG fueron descargadas como archivos de formato EDF+.

B. Selección de canales y filtrado.

Basándonos en la literatura [15]. Se concluyó que la mayoría de canales EEG contenían información redundante, y que la actividad neuronal relacionada a movimientos de los manos y los pies esta principalmente contenida dentro de los canales C3, C4 Y CZ [16] figura 3. También debido a que las señales EEG presentan ruido y son no estacionarias, deben ser filtradas para eliminar frecuencias innecesarias [17]. Por lo tanto los canales previamente seleccionados fueron filtrados usando un filtro pasa banda con frecuencias de corte entre los 0.5 y 50 Hz.

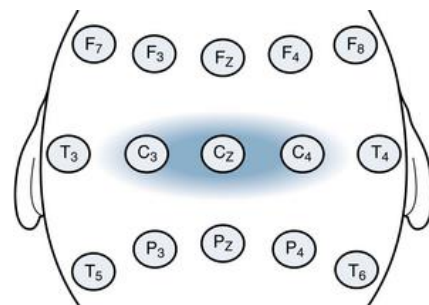


Figura 3. Ubicación de canales correspondientes a movimientos relacionados a manos y pies

Al realizar el análisis de los registros EEG en MATLAB, y con la ayuda de las anotaciones de cada registro, se observó que durante la adquisición de las señales cada sujeto imagina abrir y cerrar el puño derecho o izquierdo o ambos puños o pies según la posición del objeto en un objeto en una pantalla, y hace esto

por un intervalo de 4.1 segundos, luego el sujeto se relaja durante 4.2 segundos, por lo tanto cada 2 minutos de registro EEG incluye 15 eventos de actividad cerebral separados por un periodo de descanso. El conjunto de datos fue muestreado a 160 Hz, por consiguiente cada evento es colocado en un vector que contiene 656 muestras de la señal original.

Como cada canal (C3, C4, CZ) contiene 15 eventos y las rutinas realizadas por cada uno de los 100 sujetos fueron 2, finalmente se obtiene un subconjunto que incluye 9000 vectores donde están representados los cuatro movimientos que los sujetos imaginan realizar (mano derecha, mano izquierda, ambas manos y ambos pies).

En el campo del procesamiento de señales, la transformada wavelet es una poderosa herramienta matemática que está basada en procesos multi-resolución y sus propiedades permiten determinar con precisión las componentes de una señal, gracias a esto se ha podido llevar a cabo un amplio número de investigaciones relacionadas con este tema. Aquellas propiedades de dilatación y traslación son las que permiten la extracción de todas las componentes para cada posición creando diferentes escalas y funciones desplazadas. Como resultado, la wavelet escalada más fina y larga, permite ver toda la información de la señal, mientras que las pequeñas escalas muestran detalles por acercamiento en las componentes de la señal. Como en el presente trabajo se trata con datos discretos, la transformada de wavelet discreta es la mejor herramienta para su análisis. Existen muchas wavelets madre agrupadas según su utilidad, las Daubechies las más apropiadas para aplicarse en análisis de señales discretas, las Coiflets y las Symmlet, pero según [18], la familia de wavelets coiflet presentan mejor rendimiento al momento de realizar la clasificación. Para este trabajo se calculan las coiflet coif1 hasta coif5 y el nivel de descomposición se estableció para generar cuatro niveles de detalles

Como se muestra en la figura 4, el propósito de la transformada de wavelet discreta DWT, es descomponer la señal EEG en un subconjunto de coeficientes multi-resolución.

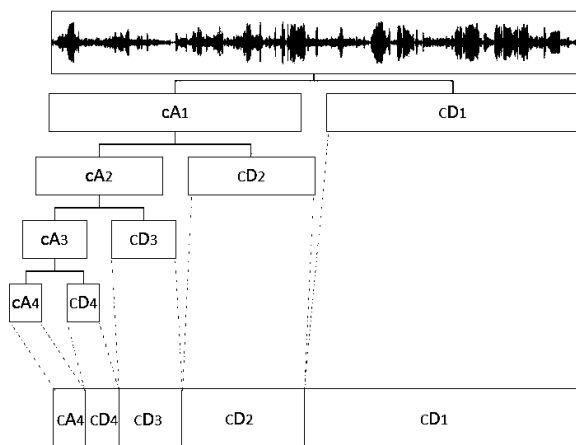


Figura 4. Descomposición multi-resolución de una muestra de señal EEG.

Como las señales EEG del subconjunto utilizado fueron muestreadas a 160 Hz, la transformación wavelet de cada registro en los 4 niveles resulta en cuatro detalles: cD1(40-80Hz), cD2(20-40Hz), cD3(10-20Hz) y cD4(5-10Hz) además de una aproximación sencilla A4(0-5Hz), donde los detalles cD2, cD3 y cD4 contienen información de las ondas alfa, beta y theta y que son de nuestro interés. De cada uno de estos detalles se extrajeron vectores de características y se utilizaron los siguientes estimadores de amplitud.

- Root Mean Square (RMS)

$$RMS_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N D_i^2(n)}$$

- Mean Absolute Value (MAV)

$$MAV_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |D_i(n)|$$

- Integrated EEG (IEEG)

$$IEEG_i = \sum_{n=1}^N |D_i(n)|$$

- Simple Square Integral (SSI)

$$SSI_i = \sum_{n=1}^N |D_i(n)|^2$$

- Variance of EEG (VAR)

$$VAR_i = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N D_i^2(n)$$

- Average Amplitude Change (AAC)

$$AAC_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |D_i(n+1) - D_i(n)|$$

IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Teniendo en cuenta que este es un trabajo en desarrollo, aún se presentan percances en la metodología propuesta y los resultados no son del todo satisfactorios, se propone revisar nuevamente y paso a paso las etapas de filtrado, caracterización y clasificación, remuestrear las señales y verificar el script escrito en MATLAB con el propósito de depurar errores en la programación que sean los causantes de que el sistema aún no realice una caracterización y clasificación adecuada. Posteriormente y debido al poco éxito en la caracterización se procede a trabajar con un subconjunto compuesto por 10 voluntarios y haciendo uso solo de la rutina experimental “Imaginar abrir y cerrar el puño derecho o izquierdo” con el fin de reducir los datos a caracterizar y clasificar y así evitar que el sistema se sature. Los resultados futuros de este trabajo se pueden obtener escribiendo a alguno de los correos de los autores, como se mencionó en la introducción se espera lograr que el sistema realice una caracterización y clasificación de las intenciones con aciertos superiores al 90%.

V. CONCLUSIONES

Debido a que las señales EEG presentan gran cantidad de ruido se hace necesario realizar nuevamente un pre-proceso y

un correcto filtrado de las mismas a fin de que el sistema pueda ejecutar una correcta caracterización de los fenómenos fisiológicos presentes en las señales utilizadas en este trabajo, además se necesita impulsar el desarrollo de nuevas tecnologías que conlleven a un mejor método de adquisición de señales EEG libre de ruidos y artefactos, lo cual supondría una mejora relativamente alta en la eficiencia de sistemas BCI. Por último se necesita realizar un estudio comparativo más amplio de las técnicas de caracterización y clasificación de señales a fin de implementar el que presente mejor rendimiento en cuanto a mayor porcentaje de acierto y costo computacional.

REFERENCIAS

1. Hornero, Roberto, Rebeca Corralejo, and Daniel Álvarez. "Brain-Computer Interface (BCI) aplicado al entrenamiento cognitivo y control doméstico para prevenir los efectos del envejecimiento." *Fundación General CSIC LYCHNOS [en línea]* 8 (2012).
2. Rajangam, Sankaranarayani, et al. "Wireless Cortical Brain-Machine Interface for Whole-Body Navigation in Primates." *Scientific reports* 6 (2016).
3. Gilja, Vikash, et al. "Clinical translation of a high-performance neural prosthesis." *Nature medicine* (2015).
4. Peng, Hong, et al. "Removal of ocular artifacts in EEG—An improved approach combining DWT and ANC for portable applications." *IEEE journal of biomedical and health informatics* 17.3 (2013): 600-607.
5. Ibrahim, Ibrahim Amer, Jayasree Santhosh, and Mahmoud Moghavvemi. "A new approach for an effective eye movement artifact elimination from EEG signal." *2015 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*. IEEE, 2015.
6. Jafarifarmand, Aysa, and Mohammad Ali Badamchizadeh. "Artifacts removal in EEG signal using a new neural network enhanced adaptive filter." *Neurocomputing* 103 (2013): 222-231.
7. Bai, Ou, et al. "Towards a user-friendly brain-computer interface: initial tests in ALS and PLS patients." *Clinical Neurophysiology* 121.8 (2010): 1293-1303.
8. Santana, Daniel, M. Ramírez, and Feggy Ostrosky-Solís. "Novedades en tecnología de la rehabilitación: una revisión acerca de la interfaz cerebro-computadora." *Revista de neurología* 39.5 (2004): 447-450.
9. Peng, Hong, et al. "Removal of ocular artifacts in EEG—An improved approach combining DWT and ANC for portable applications." *IEEE journal of biomedical and health informatics* 17.3 (2013): 600-607.
10. Assi, Elie Bou, Sandy Rihana, and Mohamad Sawan. "Kmeans-ICA based automatic method for ocular artifacts removal in a motorimagery classification." *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2014.
11. Ibrahim, Ibrahim Amer, Jayasree Santhosh, and Mahmoud Moghavvemi. "A new approach for an effective eye movement artifact elimination from EEG signal." *2015 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA)*. IEEE, 2015.
12. Jafarifarmand, Aysa, and Mohammad Ali Badamchizadeh. "Artifacts removal in EEG signal using a new neural network enhanced adaptive filter." *Neurocomputing* 103 (2013): 222-231.
13. Jadhav, P. N., et al. "Automated detection and correction of eye blink and muscular artefacts in EEG signal for analysis of Autism Spectrum Disorder." *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2014.
14. Zodape, Nilesh. "BRAIN COMPUTER INTERFACE FOR HANDS-FREE COMPUTER ACCESSIBILITY." *International Journal of Engineering Sciences & Research Technology* 1.4: 556-561.
15. Sleight, Jason, Preeti Pillai, and Shiwali Mohan. "Classification of executed and imagined motor movement EEG signals." *Ann Arbor: University of Michigan* (2009): 1-10.
16. Deecke, L., H. Weinberg, and P. Brickett. "Magnetic fields of the human brain accompanying voluntary movement: Bereitschaftsmagnetfeld." *Experimental Brain Research* 48.1 (1982): 144-148.
17. Romo-Vazquez, Rebeca, et al. "EEG ocular artefacts and noise removal." *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2007.
18. Alomari, Mohammad H., et al. "EEG Mouse: A Machine Learning-Based Brain Computer Interface." *IJACSA International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 5.4 (2014): 193-198.