

COMPARATIVA DE ALGORITMOS PARA LA DETECCIÓN ONLINE DE IMAGINACIÓN MOTORA DE LA MARCHA BASADO EN SEÑALES DE EEG

M. Rodríguez-Ugarte¹, I.N. Angulo-Sherman², E. Iáñez¹, J.M. Azorín¹

¹Brain Machine Interfaces Systems Lab. Universidad Miguel Hernández de Elche
Avda de la Universidad s/n, 03202 Elche, España, {maria.rodriguez, eianez, mortiz, jm.azorin}@umh.es

² Center for Research and Advanced Studies (Cinvestav), iangulo@cinvestav.mx

Resumen

Las interfaces cerebro-máquina son cada vez más usadas para mejorar el proceso de rehabilitación de personas que han sufrido un accidente cerebrovascular. En este trabajo se comparan dos algoritmos para determinar cuál de ellos ofrece mayor precisión de manera online dos tareas mentales: imaginación de marcha y relajación. Ambos algoritmos detectan los cambios en la potencia a través de la desincronización y sincronización de eventos relacionados. El algoritmo 1 está basado en la media de las bandas de frecuencia 8-13 Hz y 20-35 Hz por cada electrodo. El algoritmo 2 se fundamenta en la potencia a la frecuencia de máxima variabilidad entre las dos tareas en cada electrodo. Los resultados indican que el algoritmo 2 ofrece mayor precisión que el algoritmo 1 en 4 de 5 usuarios.

Palabras clave: comparación algoritmos, imaginación marcha, EEG

1. INTRODUCCIÓN

La Sociedad Española de Neurología declaró que en los últimos 20 años, el número de casos que han sufrido un ictus o accidente cerebrovascular (ACV) entre 20 y 64 años ha aumentado un 25% [5]. Muchos de estos casos quedan con problemas motores en las extremidades inferiores. Por ello, se está investigando sobre cómo mejorar el proceso de rehabilitación de estas personas. Una técnica cada vez más común son las interfaces cerebro-máquina (Brain Computer interfaces, BCI, en inglés). Éstas presentan una conexión o comunicación alternativa entre el cerebro y las extremidades afectadas. En otras palabras, las BCI traducen las señales neuronales y las transforman en comandos para controlar un dispositivo externo, como por ejemplo un exoesqueleto [9].

Existen varios paradigmas para mejorar el proceso de rehabilitación de las personas que han sufrido un ACV. Entre los más comunes se encuentran: ejecución motora de la actividad (EM) e imaginación motora de la actividad (IM). EM se basa en la realización del movimiento que potencia la

rehabilitación del área afectada mientras que IM se fundamenta en la imaginación de la actividad motora sin llegar a ejecutarla [3]. Un estudio publicado por Ang [1], usando resonancia magnética funcional, comprobó que EM e IM activaban áreas similares del cerebro, entre ellas: corteza motora (M1), corteza premotora (PM), área motora suplementaria (AMS) y la corteza primaria somatosensorial (S1) [2].

Además, IM está relacionado con la atenuación de potencia en la electroencefalografía (EEG) y es comúnmente conocida como desincronización y sincronización de eventos relacionados (event-related desynchronization, ERD y event-related synchronization, ERS, en inglés) en la banda alpha (6-12 Hz) y beta (16-31 Hz) [4].

En este trabajo se van a estudiar dos tipos de algoritmos en una BCI para saber cuál ofrece mayor precisión a la hora de detectar de manera online dos tareas de imaginación: relajación e imaginación de marcha. Ambos tratan de detectar los cambios de potencia ERD/ERS pero en diferentes bandas de frecuencia. El algoritmo que mejores resultados obtenga, será utilizado para analizar la plasticidad de los usuarios en pruebas realizadas durante cinco días consecutivos.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

En este apartado se van a explicar los materiales y métodos utilizados para determinar qué algoritmo de señales EEG ha de usar la BCI para obtener la mayor precisión a la hora de clasificar dos estados mentales: imaginación de marcha y relajación.

2.1. EXPERIMENTO

El experimento consiste en detectar tareas de relajación e imaginación de marcha. El usuario se situó a unos 80 cm de una pantalla que indicaba las instrucciones de la prueba (Figura 1). Cada sesión consta de 12 pruebas. Cada prueba consta de 10 bloques tanto de relajación como imaginación motora. Los bloques de relajación eran identificados por el usuario por la palabra «Relaja» y los de imaginación por la palabra «Imagina». La

duración de cada bloque de tarea dura entre 4 y 5.4 segundos siendo el orden de aparición aleatorio pero sin sobrepasar más de dos veces seguidas la misma tarea. Esto se ha realizado así para evitar que el usuario se espere qué tarea ha de realizar y que las señales EEG no adquieran una rutina. Entre los bloques de las tareas se presenta el símbolo + para que el usuario descanse. La secuencia temporal de una prueba puede verse en la Figura 2. Se avisó a los sujetos que durante los bloques de tareas parpadearan, tragarán o se movieran lo mínimo posible, pudiendo hacer dichos gestos preferiblemente durante el símbolo +, ya que dichos datos no se usan para realizar el análisis. Por lo tanto, una sesión dura entre 1.50 y 1.73 minutos. El total del experimento, entre la colocación del gorro, descanso entre pruebas y las pruebas en sí, duró sobre 1 hora.

2.2. SUJETOS

Cinco usuarios sanos entre 29 y 45 años (3 mujeres y 2 hombres) han participado en este estudio. Ninguno de ellos reportó tener enfermedades neuronales y todos dieron su consentimiento informado para realizar dichas pruebas. El estudio fue aprobado por el Comité Ético de la Oficina Evaluadora de Proyectos de la Universidad Miguel Hernández de Elche.

2.3. ADQUISICIÓN DE SEÑALES EEG

Se ha utilizado el sistema StarStim 32 de Neuroelectrics para adquirir 30 señales EEG de acuerdo al Sistema Internacional 10/10 (FP1, FP2, AF3, AF4, F4, F3, FC6, FC2, FC1, FC5, FZ, C1, C3, CZ, C2, C4, P7, P4, PZ, P3, P8, O1, O2, OZ, PO4, CP6, CP2, CP1, CP5, and PO3) a una frecuencia de muestreo de 500 Hz. En términos de software, Neuroelectrics Instrument Controller (NIC) y la plataforma de Matlab, fueron usados para adquirir los datos mientras las rutinas en Matlab también controlaban las indicaciones visuales que se ofrecían al usuario.

2.4. ANALISIS SEÑALES EEG

Una vez obtenidas las señales EEG se procede a su análisis para extraer las características que mejor definan las dos tareas: imaginación motora del pedaleo y relajación. Se han realizado dos tipos de algoritmos: P1 está fundado en el cambio de potencia en la corteza motora de la banda μ (8-13) Hz y la banda 20-35 Hz y P2 basado en los cambios de potencia a la frecuencia, entre 6-30 Hz, que tienen máxima varianza entre las tareas para cada electrodo de la corteza motora. Ambos algoritmos tienen el inconveniente de que haya movimientos

involuntarios de cabeza o musculares. Sin embargo, las frecuencias asociadas a estos artefactos son rechazadas y la señal es tratada para evitarlos.

2.4.1. ALGORITMO P1

Este algoritmo está basado en [6] debido a los buenos resultados obtenidos en offline (precisión obtenida media para 3 usuarios del 70.8%). La señal es procesada en ventanas de 1 segundo cada 0.2 segundos. Por cada ventana se seleccionan los canales Cz, Pz, Fz, FC1, FC2, CP1, CP2, C3 y C4 y se aplica un filtro Laplaciano a los nueve canales. Después, se procesan paralelamente dos filtros pasabanda de segundo orden: 8-13 Hz y 20-35 Hz. A continuación, para cada una de las bandas, las señales son elevadas al cuadrado. Luego, cada señal es suavizada asignando el valor medio de los últimos 8 segundos de la potencia espectral. Tal suavizado introduce variaciones lentas en la señal, por lo que posteriormente se quitó la tendencia lineal de los últimos 8 segundos. Tras haber eliminado la tendencia lineal, se calcula la media de la última ventana, obteniendo la característica buscada. Este algoritmo utiliza 18 características en total por cada ventana procesada (2 características por electrodo debido a que hay dos bandas de frecuencia).

2.4.2. ALGORITMO P2

Este algoritmo está basado en [7] por los buenos resultados obtenidos offline (precisión obtenida media para 5 usuarios del 77%). En este algoritmo, la señal también es procesada en ventanas de 1 segundo cada 0.2 segundos. Para los 30 canales adquiridos se realiza un filtro Butterworth paso alto de cuarto orden con frecuencia de corte 0.05 Hz. Posteriormente se usa un filtro notch a 50 Hz para quitar la señal eléctrica y luego se utiliza un filtro Butterworth de cuarto orden paso bajo con frecuencia de corte 45Hz. Después se aplica un filtro Laplaciano y se seleccionan los canales de salida: Cz, CP1, CP2, C1, C2, C3, C4, FC1 y FC2. A continuación se busca por cada electrodo, la frecuencia entre 6 y 30 Hz que obtenga máxima diferencia de potencia entre las dos tareas, y la denominamos frecuencia óptima. Seguidamente se calcula la potencia de cada electrodo a su frecuencia óptima. Este procesamiento utiliza 9 características en total por cada ventana procesada.

2.4.3. CLASIFICADOR

Las señales procesadas de las primeras 4 pruebas fueron utilizadas para entrenar el clasificador. Para el procesamiento P1, se usó un clasificador Bayesiano ingenuo para identificar MI y la relajación. Para el procesamiento P2, se utilizó un clasificador



Figura 1: Montaje experimental para la realización del experimento. La pantalla situada enfrente del usuario da instrucciones acerca de la tarea que debe de realizar. Mientras, se están adquiriendo las señales EEG.

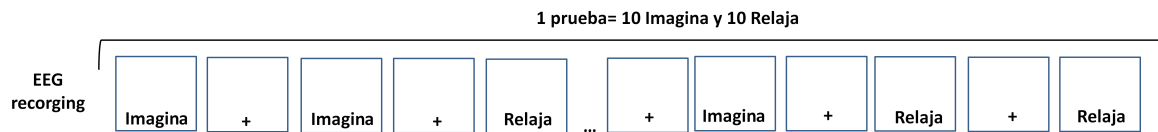


Figura 2: Representación temporal del protocolo. El orden de aparición de Imagina y Relaja es aleatorio sin que una tarea se repita más de dos veces consecutivas.

máquina soporte vectorial (Support Vector Machine, SVM, en inglés) con un kernel de función de base radial. Cada procesamiento tiene distinto clasificador debido a que se habían probado de esta manera offline consiguiendo una media de precisión para todos los usuarios de 70.8% para P1 y del 77% para el P2 en trabajos anteriores [6] y [7] respectivamente.

Posteriormente se realizaron 4 pruebas online alternativamente con cada uno de los dos procesamientos para testear la precisión de la clasificación, calculada como el porcentaje de clasificaciones correctas en una prueba. Para este tipo de pruebas, además de aparecer en la pantalla la palabra «Relaja» o «Imagina», aparecía una barra verde indicando la precisión con que estaba siendo ejecutada dicha tarea. Esta barra verde da realimentación positiva al usuario ya que no desciende si la tarea no es bien ejecutada.

Cuadro 1: Frecuencia óptima de cada electrodo del algoritmo 2 para los 5 usuarios (U1-U5)

	U1	U2	U3	U4	U5
CZ	18	17	21	25	28
CP1	29	18	6	25	10
CP2	9	16	6	27	30
C1	18	18	21	25	30
C2	19	17	6	6	28
C3	9	16	6	25	11
C4	9	11	6	25	29
FC1	10	18	6	27	29
FC2	9	17	12	25	28

Cuadro 2: Precisión (%) de las cuatro pruebas realizadas por el algoritmo 1 y 2 de los 5 usuarios (U1-U5)

	Rep	U1	U2	U3	U4	U5
P1	1	46.4	39.8	56.9	53.7	50.9
	2	45.5	56.3	44.9	56.6	45.0
	3	49.4	58.3	55.2	50.6	59.7
	4	44.3	38.8	52.3	49.7	57.4
P2	1	58.3	49.1	51.1	47.3	72.1
	2	52.6	58.9	61.0	44.6	81.2
	3	54.7	60.2	61.3	49.0	77.9
	4	50.9	59.3	61.0	50.8	70.8

3. RESULTADOS

La Tabla 1 muestra la frecuencia óptima por electrodos de todos los usuarios obtenida con el procesamiento 2. La diferencia de potencia a estas frecuencias entre las dos tareas es máxima para poder separar las clases más fácilmente.

La Tabla 2 muestra la precisión obtenida por cada sujeto con el procesamiento P1 y P2 de cada una de las pruebas realizadas. En ella, se puede apreciar si el usuario está aprendiendo a controlar la BCI comparando el resultado obtenido al iniciar los respectivos bloques de P1 y P2 con su finalización. Por otro lado, la Figura 3 representa la media de todas las pruebas por usuario, pudiendo observar cuál de los dos procesamientos consigue una mayor precisión.

4. DISCUSION

De los resultados anteriores de la Tabla 2 se puede observar que utilizando el procesamiento P1, sólo el sujeto 5 mejora (un 6,5%) respecto a la primera sesión. Sin embargo, para el procesamiento P2, los usuarios 2, 3 y 4 incrementan un 10.2%, 9,9% y 3.5% respectivamente. Comparando la precisión adquirida por cada usuario usando los dos procesamientos, parece ser que P2 obtiene mayor precisión para 4 de los 5 usuarios. Sólo el sujeto 4 presenta un incremento del 4.74% al utilizar el procesamiento P1. Los usuarios U1, U2 y U3 obtienen de media un 7.54% de mejora respecto a P1 mientras que U5 mejora un 22.3%, siendo éste el que mejor resultados obtiene en la sesión, llegando a sobrepasar el 80% en una de las pruebas. Por lo tanto, la uniformidad mostrada de la frecuencia óptima de los sujetos 2 y 4 de la Tabla 1 no representa ningún indicativo de cómo va a ser el clasificador de preciso.

La Figura 4 representa el espectro de frecuencias

a lo largo del tiempo del electrodo Cz del usuario 5. La línea roja representa la tarea que se está realizando. Cuando ésta es 27, el usuario está imaginando, mientras que cuando es 12, el sujeto está en el fase de relajación y el 0 representa el símbolo '+' indicando el cambio de tarea. En ella se puede ver el ERD/ERS que se produce cuando se realizan las tareas. Como era de esperar, cuando el sujeto está imaginando, se produce una atenuación de la potencia en el EEG mientras que cuando se encuentra en la tarea de relajación, se produce una sincronización de las ondas de EEG produciendo un aumento de potencia. Recordemos que el procesamiento 1 toma dos características por electrodo, la media elevado al cuadrado de las potencias entre 8-13 Hz y 20-35 Hz y el procesamiento 2 escoge la potencia a la frecuencia que mayor variación existe entre las tareas. Una posible explicación de por qué se obtiene mejores resultados con el procesamiento P2, puede verse en esta figura. El usuario 5, en esta prueba y usando el procesamiento 2, obtuvo en el electrodo Cz la frecuencia óptima de 28 Hz (Tabla 1). Por ello y fijándonos en la Figura 4, se ve que si se utiliza el procesamiento P1 en el electrodo Cz cuesta más realizar la separación entre clases que con el procesamiento 2, que se ve una clara distinción entre clases a la frecuencia de 28 Hz.

5. CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo era desarrollar una BCI capaz de detectar con la mayor precisión dos tareas de imaginación: una tarea compleja motora, como es la marcha, y la relajación. Para ellos se han desarrollado dos algoritmos. Se ha visto que el procesamiento P2 ofrece más precisión que el P1 en 4 usuarios de 5, alcanzando uno de ellos una media del 75.5%. Este algoritmo se basa en obtener por cada usuario, la potencia a la frecuencia óptima de cada electrodo. Los resultados obtenidos no son muy elevados pero este procesamiento va a ser utilizado para ver la plasticidad adquirida durante cinco días, por lo que como punto de partida son buenos resultados.

Además, esta estrategia se va a probar en usuarios sanos aplicando estimulación transcranial por corriente continua (transcranial direct current stimulation, tDCS, en inglés). El tDCS es una técnica de neuromodulación que se utilizará para ver si mejora la plasticidad de los usuarios.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido realizada en el marco del proyecto Associate - Decodificación y estimulación de actividad cerebral sensorial y motora para permitir potenciación a largo plazo mediante

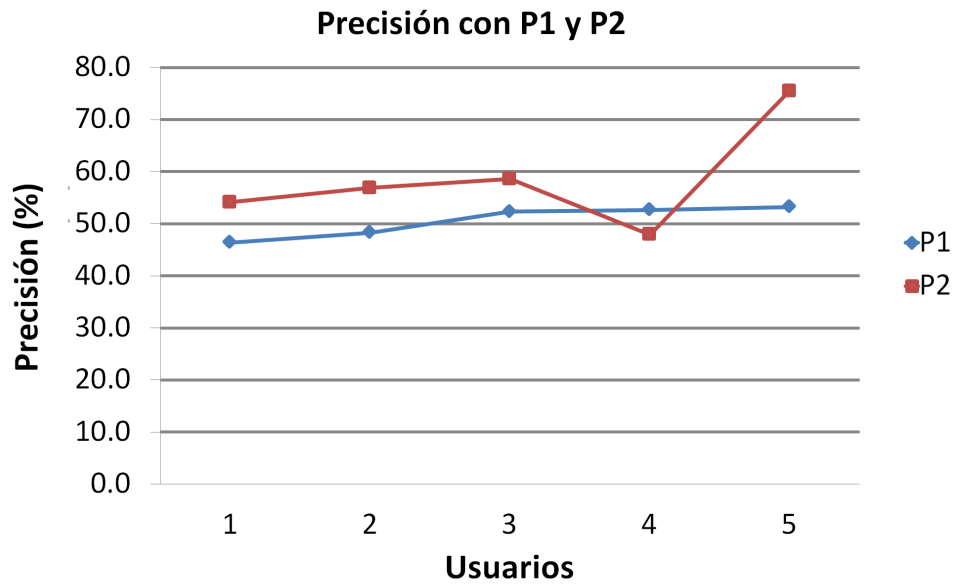


Figura 3: Precisión media por usuario utilizando el procesamiento 1 y 2.

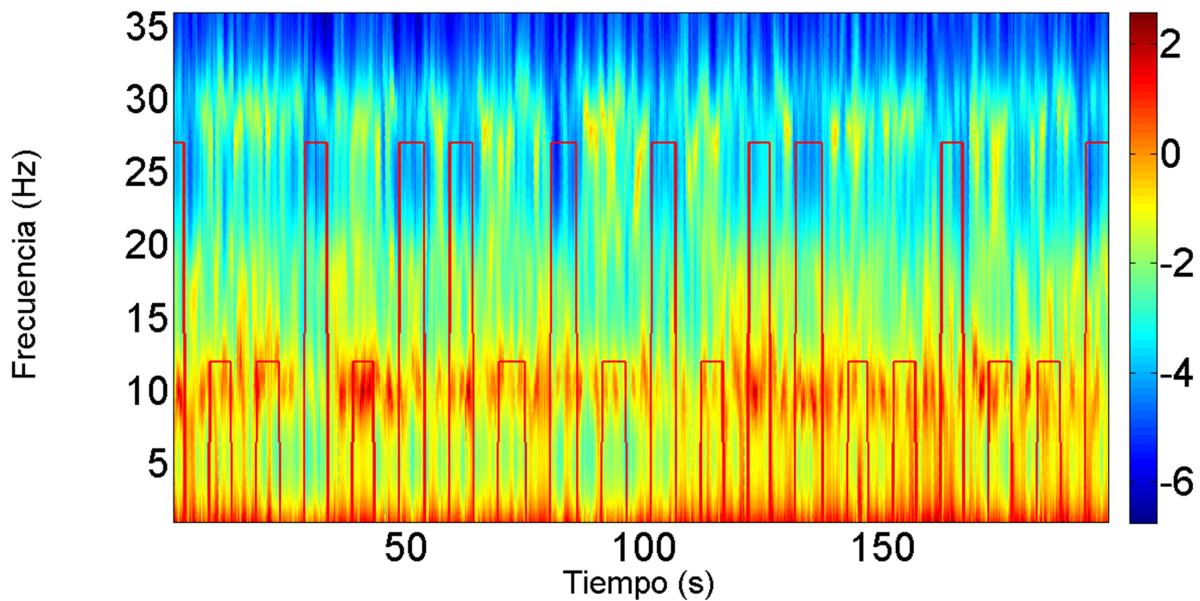


Figura 4: Espectro de frecuencias a lo largo del tiempo para el electrodo Cz del sujeto 5. La línea roja representa la tarea a realizar: 0 representa el “+” indicando el cambio de tarea, 12 el usuario se tenía que relajar, 27 el usuario imaginaba el pedaleo.

estimulación Hebbiana y estimulación asociativa pareada durante la rehabilitación de la marcha (con referencia DPI2014-58431-C4-2-R), financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad (Plan Estatal de I+D+I) y por la Unión Europea a través del Fondo Europeo de Desarrollo Regional - FEDER “Una manera de hacer Europa”.

Referencias

- [1] Ang, K. K., Guan, C., Chua, K. S. G., Ang, B. T., Kuah, C., Wang, C., Zhang, H. (2010, August). Clinical study of neurorehabilitation in stroke using EEG-based motor imagery brain-computer interface with robotic feedback. In Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2010 Annual International Conference of the IEEE (pp. 5549-

- 5552). IEEE.
- [2] Ang, K. K., Guan, C., Chua, K. S. G., Ang, B. T., Kuah, C. W. K., Wang, C., Zhang, H. (2011). A large clinical study on the ability of stroke patients to use an EEG-based motor imagery brain-computer interface. *Clinical EEG and Neuroscience*, 42(4), 253-258.
 - [3] Hanakawa, T., Immisch, I., Toma, K., Dimyan, M. A., Van Gelderen, P., Hallett, M. (2003). Functional properties of brain areas associated with motor execution and imagery. *Journal of Neurophysiology*, 89(2), 989-1002.
 - [4] Hanakawa, T. (2016). Organizing motor imageries. *Neuroscience research*, 104, 56-63.
 - [5] Pérez Menéndez, A., El 5% de los españoles mayores de 65 años han tenido un ictus, [Online], <http://www.sen.es/saladeprensa/pdf/Link198>.
 - [6] Angulo-Sherman, I.N. , Rodríguez-Ugarte, M., Iáñez, E., Azorín, J.M. (2017). Classification of Gait Motor Imagery while Standing Based on Electroencephalographic Bandpower. 7th international work-conference on the interplay between natural and artificial computation (IWINAC). Aceptado.
 - [7] Rodríguez-Ugarte, M., Angulo-Sherman, I.N., Iáñez, E., Ortíz, M., Azorín, J.M. (2017). Offline and Pseudo-online Classification of Pedaling Imagery Based on Electroencephalographic Signals. IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC). Enviado
 - [8] Sitaram, R., Zhang, H., Guan, C., Thulasidas, M., Hoshi, Y., Ishikawa, A., Birbaumer, N. (2007). Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface. *NeuroImage*, 34(4), 1416-1427.
 - [9] Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., Vaughan, T. M. (2002). Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical neurophysiology*, 113(6), 767-791.