

BMI BASADA EN IMAGINACIÓN MOTORA DE LA MARCHA PARA EL CONTROL DE UN EXOESQUELETO EN PACIENTES CON LESIÓN MEDULAR

Laura Ferrero

Brain-Machine Interface Systems Lab, Universidad Miguel Hernández, Elche, España, lferrero@umh.es

Vicente Quiles

Brain-Machine Interface Systems Lab, Universidad Miguel Hernández, Elche, España, vquiles@umh.es

Mario Ortiz

Brain-Machine Interface Systems Lab, Universidad Miguel Hernández, Elche, España
Instituto de Investigación en Ingeniería de Elche-I3E, Universidad Miguel Hernández de Elche, Elche, España, mortiz@umh.es

Eduardo Iáñez

Brain-Machine Interface Systems Lab, Universidad Miguel Hernández, Elche, España
Instituto de Investigación en Ingeniería de Elche-I3E, Universidad Miguel Hernández de Elche, Elche, España, eianez@umh.es

José M. Azorín

Brain-Machine Interface Systems Lab, Universidad Miguel Hernández, Elche, España
Instituto de Investigación en Ingeniería de Elche-I3E, Universidad Miguel Hernández de Elche, Elche, España, jm.azorin@umh.es

Resumen

La lesión medular es una afectación en la médula espinal que puede producir una reducción de la movilidad. Las interfaces cerebro-máquina (BMI de brain-machine interfaces) basadas en la imaginación motora se pueden utilizar para el control de dispositivos robóticos de asistencia y ofrecen una estrategia efectiva para la recuperación motora. Este trabajo muestra los resultados obtenidos en el control de un exoesqueleto de asistencia de la marcha mediante una BMI en dos pacientes con distinto grado de lesión medular.

Palabras clave: lesión medular, BMI, EEG, exoesqueleto.

1 INTRODUCCIÓN

La lesión medular es una afectación en la médula espinal que puede estar causada por un daño directo o por un daño indirecto en los tejidos circundantes. Esta lesión afecta al funcionamiento de los órganos y tejidos inervados por los segmentos de la médula localizados debajo del nivel de lesión. Como consecuencia, se puede producir una parálisis o reducción de la movilidad, afectación de la sensibilidad o falta de control sobre esfínteres, entre algunos de los síntomas derivados.

Las terapias de rehabilitación buscan fomentar la neuroplasticidad adaptativa. Este mecanismo se define como una propiedad del sistema nervioso para cambiar y reorganizarse. En el caso de la lesión medular, las terapias pretenden estimular que el sistema nervioso busque nuevas rutas neuronales que reemplacen aquellas dañadas [1].

Las lesiones en la médula espinal se categorizan mediante la escala definida por la asociación ASIA (*American Spinal Injury Association*). Esta escala mide el nivel de afectación de la movilidad, los reflejos y el nivel sensitivo [2]. Los grados de ASIA son los siguientes:

A: Lesión completa. Sin función motora o sensitiva en segmentos sacros.

B: Lesión incompleta sensitiva. Preservación de la sensibilidad, pero función motora no conservada por debajo de la lesión, incluyendo niveles sacros.

C: Lesión incompleta motora. Preservación de la función motora por debajo de la lesión y al menos, la mitad de los músculos clave tiene un balance muscular menor de 3.

D: Lesión incompleta motora. Preservación de la función motora por debajo de la lesión y al menos, la mitad de los músculos clave tiene un balance muscular de 3 o más.

E: Función sensitiva y motora conservada.

Las terapias de rehabilitación convencionales se basan en la realización de movimientos de forma repetida y

son asistidas por fisioterapeutas. Los recientes avances en dispositivos robóticos han permitido su incorporación en los tratamientos como alternativa a estas terapias, pero no de forma sustitutiva. Las sesiones asistidas mediante robots permiten un mayor control del movimiento realizado, pudiendo graduar los niveles de esfuerzo o el rango de movimiento, permitiendo una mayor continuidad entre sesiones. Además, el tiempo de la sesión no está limitado por el cansancio al que pueda verse sometido el personal sanitario [3].

Los dispositivos robóticos se pueden controlar mediante aplicaciones móvil, joysticks o consolas de comandos. Sin embargo, las interfaces cerebro-máquina (BMI de *brain-machine interfaces*) ofrecen la posibilidad de establecer un control directamente con la mente. Las BMI son sistemas que permiten controlar dispositivos externos mediante actividad cerebral. Una de las estrategias más utilizadas para el uso de una BMI se basa en la imaginación motora, que consiste en evocar un movimiento sin ejecutarlo de forma real [4]. De esta forma, los pacientes practicarían la imaginación motora de un determinado movimiento a la vez que recibirían asistencia robótica para realizarlo. Esta combinación puede ofrecer una estrategia efectiva para la recuperación motora [5].

La inclusión de las BMIs en las estrategias de recuperación está limitada por varios factores. Por un lado, muchos protocolos se basan en la realización de dos o más tareas de imaginación motora para enviar distintos comandos a los dispositivos de asistencia. Sin embargo, carecen de periodos sin intención, es decir, durante los cuales los usuarios no quieren enviar ningún comando. Por otro lado, los estados motivacionales y emocionales de los usuarios pueden afectar al desempeño final del sistema. Además, el nivel de la lesión en la médula espinal también puede perjudicar los resultados [6].

En nuestra investigación anterior [7], se realizó un estudio de la usabilidad y aceptación por pacientes con lesión de médula espinal de una BMI basada en la imaginación motora de la marcha para controlar un exoesqueleto robótico. Las BMI basadas en electroencefalografía (EEG) necesitan una calibración previa para adaptar el sistema a cada usuario y cada sesión (cita esto). Se analizaron los resultados obtenidos en cada calibración mediante validación cruzada y el nivel de cansancio percibido por el usuario. Se demostró que los pacientes podían manejar las sesiones experimentales sin llegar al agotamiento físico y mental y los resultados fueron prometedores.

El presente estudio muestra los resultados obtenidos en el control en tiempo real de un exoesqueleto de miembro inferior por pacientes con distinto grado de lesión medular. El control se realizó mediante una

BMI basada en la imaginación motora de la marcha y se establecieron periodos durante los cuales los usuarios debían permanecer relajados para no enviar ningún comando al dispositivo. Además, se midió el nivel de atención de los usuarios durante las sesiones. De esta forma, fue posible conocer el grado de involucración cognitiva durante los experimentos.

2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 SUJETOS

En esta investigación participaron dos pacientes del Hospital Nacional de Paraplégicos de Toledo que sufrieron una lesión medular incompleta. Información más detallada puede verse en la tabla 1. Firmaron un consentimiento informado acorde con la declaración de Helsinki.

Tabla 1: Información de los pacientes.

Sujeto	S01	S02
Género	Hombre	Hombre
Edad	37	59
Altura/Peso	1.73 m / 79 kg	1.74 m / 74 kg
Nivel de lesión	C6	C4
Escala ASIA	C	D
Tipo de lesión	Incompleta	Incompleta
Fecha de la lesión	12/10/2020	10/01/2021
Fechas de las sesiones experimentales	08/06/2021 y 10/06/2021	09/06/2021 y 11/06/2021

2.2 EQUIPO

Se utilizó EEG para el registro de la actividad cerebral mediante el gorro actiCap con 32 electrodos (Brain Products GmbH, Alemania) a 200Hz. Cuatro electrodos se utilizaron para registrar la señal de electrooculografía (EOG). Los electrodos de referencia y tierra se colocaron en el lóbulo de la oreja izquierda y derecha respectivamente. Los 27 electrodos restantes se utilizaron para el registro EEG siguiendo el sistema internacional 10-10: F3, FZ, FC1, FCZ, C1, CZ, CP1, CPZ, FC5, FC3, C5, C3, CP5, CP3, P3, PZ, F4, FC2, FC4, FC6, C2, C4, CP2, CP4, C6, CP6, P4. Las señales se amplificaron mediante actiCHamp (Brain Products GmbH, Alemania) y se transmitieron a un software de adquisición (Brain Products GmbH, Alemania).

Como dispositivo robótico, se utilizó el exoesqueleto H3 (Technaid, España) que proporciona asistencia a la marcha. Los pacientes utilizaron muletas o un andador

para tener un mayor soporte. Además, para garantizar una mayor seguridad, un técnico sujetaba el exoesqueleto por detrás y otro estaba situado en frente del paciente. El control del dispositivo consistió en el envío de comandos de arranque y parada de la marcha en base a la actividad cerebral detectada. La figura 1 muestra el equipamiento utilizado.

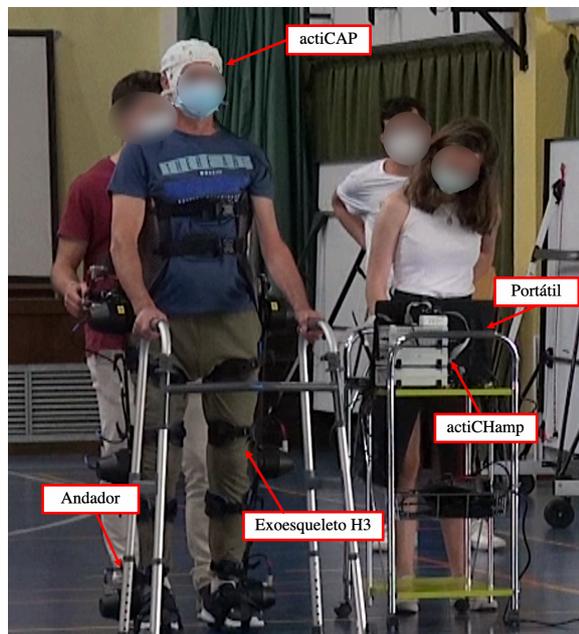


Figura 1: Equipo utilizado en las sesiones.

2.3 PROTOCOLO DE LAS SESIONES EXPERIMENTALES

Cada paciente participó en dos sesiones. En la primera sesión recibieron información detallada sobre el estudio, practicaron la realización de la imaginación motora y fueron asistidos por el exoesqueleto en la realización de la marcha. Todo ello, previamente a la integración con la BMI. Ninguno de los pacientes tenía experiencia previa con un dispositivo robótico de asistencia. Por ello, hasta que no consiguieron un buen nivel de desempeño, no utilizaron la BMI en combinación con el exoesqueleto. Como se ha mencionado anteriormente, las BMI necesitan una calibración previa que se realizó como se detalla en [7]. Una vez ajustado el sistema, los pacientes intentaron modular su actividad cerebral para conseguir controlar el exoesqueleto en tiempo real. La segunda sesión empezó directamente en la etapa de calibración y fue seguida por la etapa de control.

La calibración, detallada en [7], consistió en la realización de 14 pruebas. Durante 7 pruebas el exoesqueleto estaba estático y durante las otras 7 estaba en movimiento. En cada prueba los pacientes debían realizar tres tareas mentales siguiendo la secuencia que se muestra en la figura 2. La etapa de control consistió en 6 pruebas en las que el

movimiento del exoesqueleto dependía del usuario y del sistema y la secuencia de tareas a realizar también se pueden ver en la figura 2.

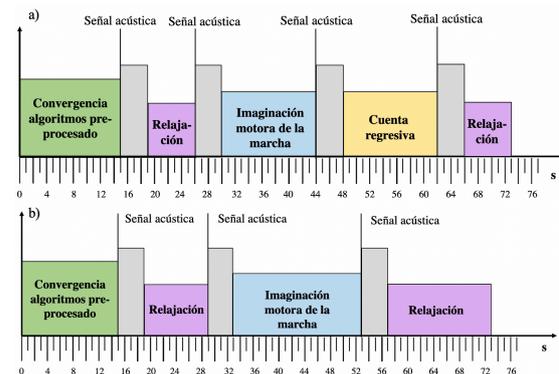


Figura 2: Protocolo de las sesiones experimentales: a) durante la calibración y b) durante la etapa de control. La primera tarea que debían hacer los participantes era permanecer relajados. A continuación, debían imaginar el movimiento de la marcha. Seguidamente, debían realizar sustracciones sucesivas. Por ejemplo, para 1000-7, los participantes debían calcular 993, 986, 979 y así sucesivamente. Finalmente, cada prueba concluía con otro periodo de relajación. Los cambios entre tareas eran indicados mediante instrucciones acústicas.

2.4 BMI

La interfaz analizó dos paradigmas distintos. Por un lado, se establecieron dos tareas para el control del dispositivo, imaginación motora de la marcha y estado de relajación (paradigma de imaginación motora). Por otro lado, se analizó el nivel de atención del usuario a la marcha (paradigma de atención). Para ello, se comparó la señal EEG de los pacientes cuando realizaban imaginación motora de la marcha con la señal durante los periodos de relajación o cálculos matemáticos.

Como el control del exoesqueleto se realizó en tiempo real, cada 0.5 s se analizó la señal EEG en busca de cambios para enviar un nuevo comando. Todo el análisis que se detalla a continuación se hizo sobre ventanas de datos de 1.5 s que se solapaban con la anterior en 0.5 s.

2.4.1 Paradigma de imaginación motora

Las señales EEG fueron filtradas mediante un filtro “notch” a 50 Hz para mitigar los artefactos introducidos por la red eléctrica. Después, se les aplicó un filtro paso alto a 0.1 Hz. A continuación, se mitigaron los artefactos oculares utilizando la señal de EOG como referencia mediante el algoritmo [8]. Este algoritmo estima la contribución de los movimientos

horizontales y verticales de los ojos y los parpadeos en la señal EEG mitigándolos.

La extracción de características de la señal EEG se realizó con *filter bank common spatial patterns* (FBCSP). Primero se aplicaron cuatro filtros paso banda: 5-10 Hz, 10-15 Hz, 15-20 Hz, 20-25 Hz. Una vez filtradas, se extrajeron patrones espaciales de cada señal resultante mediante el algoritmo de *common spatial patterns* (CSP). Este algoritmo estima una transformación espacial de los canales de EEG que maximiza las diferencias entre dos tareas mentales, en este caso entre MI y los periodos de relajación. Considerando X_1 y X_2 como las señales EEG de la clase MI y la clase relajación respectivamente, el primer paso del algoritmo fue el cálculo de la matriz de covarianza:

$$C_1 = \frac{x_1 x_1^T}{\text{trace}(x_1 x_1^T)}, C_2 = \frac{x_2 x_2^T}{\text{trace}(x_2 x_2^T)}. \quad (1)$$

Se calcularon las matrices de covarianza de todas las ventanas de datos correspondientes a cada clase y se promediaron. A continuación, se sumaron y factorizaron:

$$C = \overline{C_1} + \overline{C_2} = U_0 \Sigma U_0^T. \quad (2)$$

U_0 es la matriz de vectores propios y Σ es la matriz diagonal que contiene los valores propios. El siguiente paso consistió en el cálculo de la matriz P mediante los vectores y valores propios de la matriz de covarianza compuesta. Esta matriz y su traspuesta se utilizaron para obtener S_1 y S_2

$$P = \frac{1}{\Sigma^2} U_0^T, \quad (3)$$

$$S_1 = P \overline{C_1} P^T, S_2 = P \overline{C_2} P^T \quad (4)$$

Las factorizaciones de S_1 y S_2 dieron como resultado la misma matriz de vectores propios. Además, al sumar las dos matrices de valores propios se obtuvo la matriz identidad.

$$S_1 = U \Sigma_1 U^T, S_2 = U \Sigma_2 U^T, \Sigma_1 + \Sigma_2 = I. \quad (5)$$

Finalmente, se calculó la matriz con los filtros espaciales, W y se utilizó para proyectar la señal EEG en un nuevo espacio dimensional como en la ecuación 7.

$$W = U^T P. \quad (6)$$

$$Z = WX \quad (7)$$

La matriz Z tiene las mismas dimensiones que la señal original. Sin embargo, las primeras y las últimas filas contienen las dimensiones más discriminantes en términos de varianza. Solo se escogieron las $m=3$

primeras y últimas filas para el vector de características, Z_p . Finalmente se calculó la varianza de cada nueva dimensión y se normalizó.

$$f_p = \log \frac{\text{var}(Z_p)}{\sum_{i=1}^{2m} Z_p} \quad (8)$$

Para la clasificación se realizó correlación cruzada de forma separada para las pruebas en estático y las pruebas en movimiento. Se utilizaron en cada iteración 13 pruebas para entrenar el modelo y este se testeó con la restante. Se utilizó *linear discriminant analysis* (LDA) como clasificador.

2.4.2 Paradigma de atención

Para el paradigma de atención, las señales fueron pre-procesadas de igual forma que para el paradigma de imaginación motora. Una vez se filtraron los artefactos oculares, la señal de cada electrodo fue estandarizada como en [9] y [añade mi paper de sensory integration]. Después, se aplicó el filtro Laplaciano para reducir el ruido espacial.

Se estimó la densidad espectral mediante *maximum entropy method* (MEM). La señal de cada electrodo se estimó como un modelo autorregresivo en el que se calcularon los coeficientes conocidos y se estimaron los coeficientes no conocidos maximizando la entropía espectral. Los coeficientes de autocorrelación se utilizaron para calcular el espectro de la señal y la potencia de la banda gamma se consideró como vector de características.

Se realizó la clasificación también mediante correlación cruzadas y utilizando LDA como modelo.

2.4.3 Etapa de control

Para el control se utilizaron las 14 pruebas realizadas durante la calibración. De igual forma que en la validación cruzada, se crearon y se entrenaron dos clasificadores distintos, uno con los datos de las pruebas en estático (modelo de arranque) y otro con los de movimiento (modelo de parada). Cuando el exoesqueleto estaba parado, se utilizaba el modelo de arranque y cuando este estaba en movimiento, se utilizaba el modelo de parada. De esta forma, el sistema se diseñó como una máquina de estados.

Las predicciones de los modelos de IM, tanto el de arranque como el de parada, fueron 1 para la clase IM y 0 para la clase relajación y se fueron promediando cada 10 s. El control dependía de 3 umbrales:

- Umbral de primera activación: cuando la señal promediada fue superior a este umbral, se envió un comando de arranque al exoesqueleto.

- Umbral de parada: una vez el dispositivo estaba en movimiento, cuando la señal promediada fue inferior a este umbral, se envió un comando de parada.
- Umbral de segunda y sucesivas activaciones: cuando el dispositivo ya se había activado y parado una vez, este fue el umbral a superar para activar el exoesqueleto.

Los umbrales se calcularon para cada usuario utilizando la información de las pruebas de entrenamiento. Se buscó la pendiente positiva para el umbral de activación, es decir cuando el modelo empezaba a detectar la clase IM y la pendiente negativa para el umbral de parada. Los umbrales se establecieron en el punto medio de esas pendientes. Además, se establecieron unos límites a estos umbrales. El umbral de activación no podía ser menor que el valor medio de todas las pruebas de entrenamiento durante el periodo de relajación. En cuanto al umbral de parada, este no podía ser superior al valor medio en todas las pruebas durante el periodo de IM. El cálculo del umbral de segunda y sucesivas activaciones consistió en el promedio de los resultados durante el segundo periodo de relajación del protocolo.

Además, una vez se enviaba un comando de control, se bloqueaba el estado del exoesqueleto durante 5s para que no se produjesen cambios bruscos.

2.4.4 Evaluación

Se han utilizado las siguientes métricas:

- %IM, %At: porcentaje de ventanas de datos con predicciones correctas para cada paradigma.
- %Comandos: porcentaje de ventanas de datos con comandos correctos.
- Tasa Verdaderos Positivos (TVP): porcentaje de eventos de IM por prueba en los que se activa el exoesqueleto. Como solo hay un evento por prueba, este valor solo puede valer 0 o 100.
- %Precisión: porcentaje de comandos correctos.
- Falsos Positivos (FP): comandos de arranque enviados durante periodos de relajación.

3 RESULTADOS

La tabla 2 muestra los resultados obtenidos en la etapa de control. El sujeto S01 solo realizó la etapa de control en la segunda sesión experimental porque en la primera sesión necesitó más tiempo para adaptarse al uso del exoesqueleto. En cuanto al desempeño del sistema, los resultados obtenidos por el sujeto S02 fueron superiores a S01. Esto estaría en consonancia con la severidad de la lesión medular. Por lo tanto, este paciente podría necesitar más sesiones experimentales con el sistema.

En [10], realizaron un estudio con pacientes que habían sufrido un accidente cerebrovascular. Su estudio consistía en el control de un exoesqueleto de tobillo que asistía el movimiento de dorsiflexión mediante una BMI basada en IM. Obtuvieron un TVP promedio del 68%.

Las figuras 3, 4 y 5 muestran los resultados de forma gráfica. El promedio cada 10 s de las predicciones de cada paradigma se muestra en las líneas rosa y azul claro. Los periodos de relajación se muestran en color verde y los de imaginación motora en rojo. La línea negra gruesa marca la transición entre estos periodos: 0 durante relajación, 1 durante IM y 0.5 en las transiciones. Cuando los valores de la línea rosa fueron superiores a los umbrales de arranque, se envió un comando de arranque. Cuando los valores fueron superiores al umbral de parada, se envió un comando de parada. La línea negra fina indica los comandos enviados. Por último, la línea azul oscura indica el estado del exoesqueleto. Se puede apreciar un pequeño desfase entre que se envió un comando y el exoesqueleto cambió de estado.

En ambos pacientes, el nivel de atención fue alto durante la realización de IM lo que indican que estaban involucrados cognitivamente.

En algunas de las pruebas del paciente S02 se envió un comando de arranque antes del periodo de IM, lo que se ve reflejado en la métrica FP y en otras, el sistema no envió ningún comando de parada durante el segundo periodo de relajación. Sin embargo, el paciente consiguió activar el dispositivo durante todos los periodos de IM, aunque no siempre de forma ininterrumpida. En el caso del paciente S01, también lo consiguió activar durante todos los periodos de IM, pero el número de comandos erróneos fue superior tanto en los periodos de relajación como en el de IM.

4 CONCLUSIONES

Este estudio presenta los resultados obtenidos con una BMI basada en imaginación motora para controlar un exoesqueleto cuando los usuarios son pacientes con lesión de médula espinal. Además, se ha medido el nivel de atención de los pacientes durante la tarea de IM. Este nivel se podría incluir en la sesiones de rehabilitación como métrica para conocer el grado de involucración y concentración.

Existen diferencias a nivel de eficiencia del sistema que podrían depender del grado de lesión de los pacientes. Sería interesante realizar más sesiones experimentales para ver la evolución de los pacientes tanto a nivel de la precisión del sistema como a nivel de rehabilitación.

Tabla 2: Resultados de la etapa de control.

		Prueba	1	2	3	4	5	6	Promedio
S01	Sesión 1	%IM	49.14	56.03	44.83	58.62	56.03	44.83	51.58±6.11
		%At	56.03	55.17	49.14	56.03	63.79	57.76	56.32±4.71
		%Comandos	61.54	47.01	26.50	42.74	65.81	38.46	47.01±14.67
		TVP	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100±0
		%Precisión	50.00	62.50	50.00	60.00	50.00	42.86	52.56±7.32
		FP	1.00	2.00	1.00	2.00	1.00	3.00	1.67±0.82
		<hr/>							
		Prueba	1	2	3	4	5	6	Promedio
S02	Sesión 1	%IM	63.79	71.55	58.62	69.83	56.90	59.48	63.36±6.14
		%At	70.69	61.21	56.03	69.83	44.83	50.00	58.76±10.48
		%Comandos	61.54	73.50	46.15	73.50	73.50	51.28	63.25±12.28
		TVP	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100±0
		%Precisión	75.00	75.00	66.67	75.00	40.00	66.67	66.39±13.56
		FP	0.00	0.00	1.00	0.00	2.00	1.00	0.67±0.82
		<hr/>							
		Prueba	1	2	3	4	5	6	Promedio
S02	Sesión 2	%IM	60.34	66.38	56.90	62.07	62.93	57.76	61.06±3.51
		%At	78.45	68.10	69.83	58.62	43.10	93.97	68.68±17.27
		%Comandos	65.81	53.85	54.70	73.50	58.12	62.39	61.4±7.48
		TVP	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100±0
		%Precisión	100.00	60.00	100.00	33.33	75.00	100.00	78.06±27.5
		FP	0.00	2.00	0.00	2.00	0.00	0.00	0.67±1.03

Agradecimientos

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i RTI2018-096677-B-I00, financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por “FEDER Una manera de hacer Europa”. Esta investigación ha sido financiada por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades a través de la Ayuda para la Formación de Profesorado Universitario FPU19/03165.

Spinal cord injury is an affectation in the spinal cord that can produce a reduction in mobility. Brain-machine interfaces (BMIs) based on motor imagination can be used to control robotic assistive devices and offer an effective strategy for motor recovery. This work shows the results obtained in the control of a gait assistance exoskeleton by means of a BMI in two patients with different degrees of spinal cord injury.

English summary

Keywords: spinal cord injury, BMI, EEG, exoskeleton.

BMI BASED ON MOTOR IMAGERY OF THE GAIT FOR CONTROLLING AND EXOSKELETON IN PATIENTS WITH SPINAL CORD INJURY

Abstract

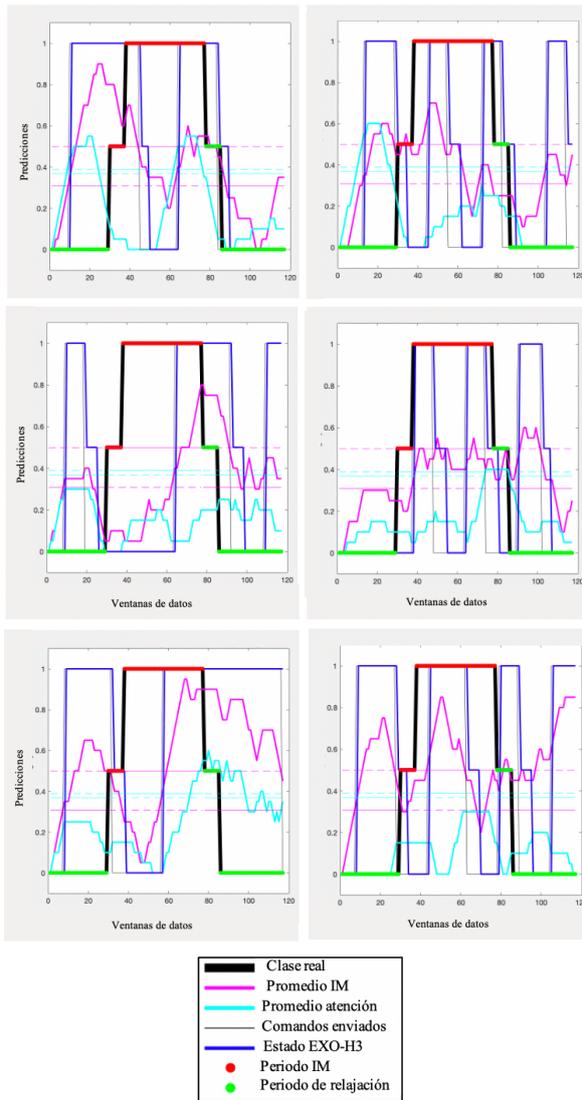


Figura 3: Resultados de la etapa de control para el sujeto S01.

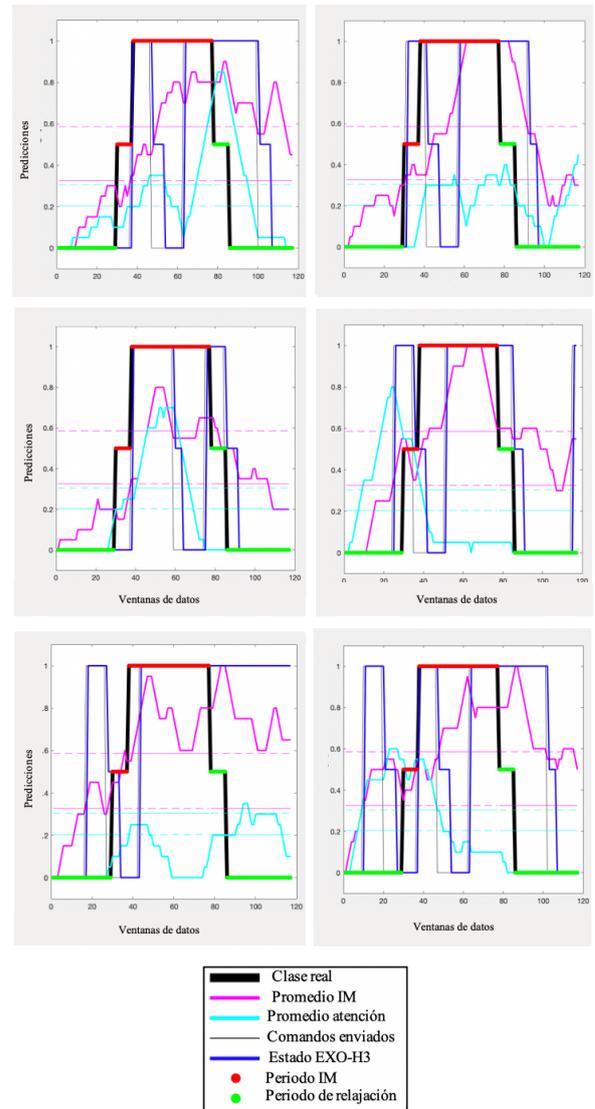


Figura 4: Resultados de la etapa de control de la primera sesión del sujeto S02.

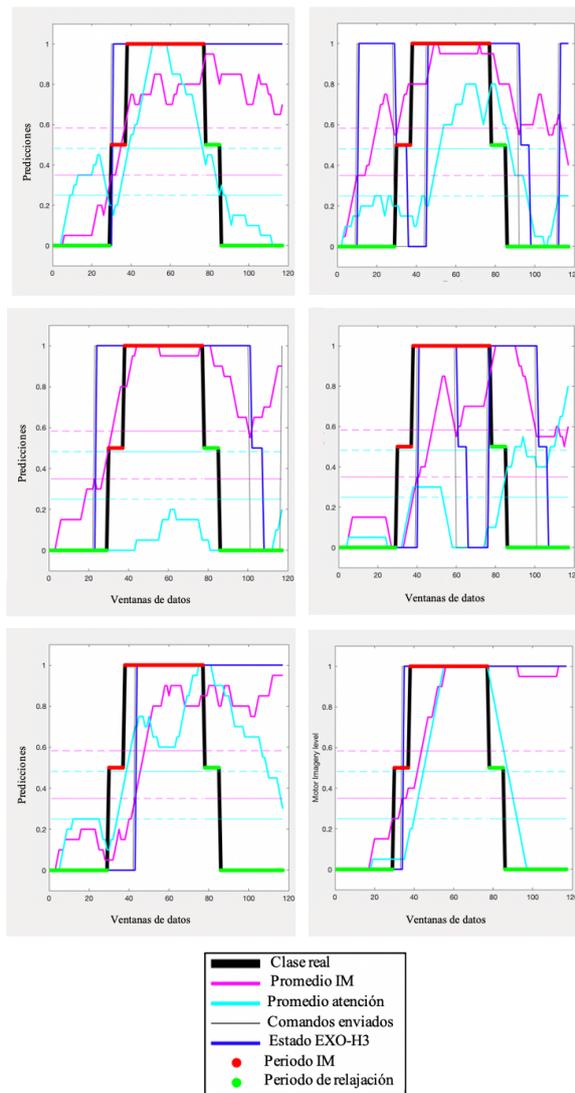


Figura 5: Resultados de la etapa de control de la segunda sesión del sujeto S02.

Referencias

[1] J. R. Walker and M. R. Detloff, “Plasticity in Cervical Motor Circuits following Spinal Cord Injury and Rehabilitation,” *Biology*, vol. 10, no. 10. 2021.

[2] T. T. Roberts, G. R. Leonard, and D. J. Cepela, “Classifications In Brief: American Spinal Injury Association (ASIA) Impairment Scale,” *Clin. Orthop. Relat. Res.*, vol. 475, no. 5, pp. 1499–1504, May 2017.

[3] S. Dalbayrak, O. Yaman, and T. Yilmaz, “Current and future surgery strategies for spinal cord injuries,” *World J. Orthop.*, vol. 6, no. 1, pp. 34–41, Jan. 2015.

[4] M. Jeannerod, “Mental imagery in the motor context,” *Neuropsychologia*, vol. 33, no. 11, pp. 1419–1432, 1995.

[5] A. J. Butler and S. J. Page, “Mental practice with motor imagery: evidence for motor recovery and cortical reorganization after stroke.,” *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 87, no. 12 Suppl 2, pp. S2-11, Dec. 2006.

[6] R. Rupp, “Challenges in clinical applications of brain computer interfaces in individuals with spinal cord injury,” *Front. Neuroeng.*, vol. 7, p. 38, Sep. 2014.

[7] L. Ferrero *et al.*, “Assessing user experience with BMI-assisted exoskeleton in patients with spinal cord injury,” in *44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2022*, unpublished.

[8] A. Kilicarslan, R. G. Grossman, and J. L. Contreras-Vidal, “A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in scalp EEG measurements,” *J. Neural Eng.*, vol. 13, no. 2, 2016.

[9] Á. Costa *et al.*, “Decoding the Attentional Demands of Gait through EEG Gamma Band Features,” *PLoS One*, 2016.

[10] P. Barria *et al.*, “BCI-Based Control for Ankle Exoskeleton T-FLEX: Comparison of Visual and Haptic Stimuli with Stroke Survivors.,” *Sensors (Basel)*, vol. 21, no. 19, Sep. 2021.



© 2022 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC-BY-NC-SA 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>)