



XLIV JORNADAS DE AUTOMÁTICA

Zaragoza

6-8 Septiembre 2023

Libro de Actas

Universidad de Zaragoza
Escuela de Ingeniería y Arquitectura
6, 7 y 8 de septiembre
Zaragoza

XLIV JORNADAS DE AUTOMÁTICA : LIBRO DE ACTAS

UNIVERSIDAD DE ZARAGOZA
ESCUELA DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
6, 7 Y 8 DE SEPTIEMBRE DE 2023
ZARAGOZA

EDITAN:
Servizo de Publicacións. Universidade da Coruña, A Coruña
Comité Español de Automática, Barcelona
Universidad de Zaragoza, Zaragoza
2023



Universidad
Zaragoza

ORGANIZAN:

Comité Español de Automática
Universidad de Zaragoza

EDITORES:

José Manuel Andújar Márquez

Ramón Costa Castelló

Luis Montano Gella

Alejandro Mosteo Chagoyen

Vanesa Loureiro Vázquez

Pedro Jesús Cabrera Santana

Elisabet Estévez Estévez

Raúl Marín Prades

Eduardo Rocón de Lima

David Muñoz de la Peña Sequedo

Luis Payá Castelló

Manuel Gil Ortega

Óscar Reinoso García

Carlos Vilas Fernández

DOI: <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609>

ISBN: 978-84-9749-860-9

THEMA: TJFM, TJF

CDU: 681.05(063)



© de esta edición: UDC, CEA, UNIZAR

© de los textos: los autores

Sistema inteligente para la evaluación de la función motora del miembro superior de pacientes con hemiparesia / Raul Martín Batanero, Yolanda Vales Gómez, José Vicente García Pérez, José María Catalán Orts, Luis Daniel Lledó Pérez and Nicolás García Aracil	71
Metodología de detección de anomalías en personas con esclerosis múltiple / Janire Otamendi, Asier Zubizarreta and Aitziber Mancisidor	77
EMG-Space Shooter: Integración de Sensor MindRove para Desarrollo de Serious Games Controlados por Activación Electromiográfica del Brazo / Edwin Daniel Oña Simbaña, Andrea Bandini, Silvestro Micera, Carlos Balaguer and Alberto Jardón Huete	83
Evaluation of a Test Dummy for Rehabilitation Platforms / Verónica Palomino Díaz, Pablo Romero-Sorozábal, Enrique Chacon Tanarro and Eduardo Rocon	89
Control strategy of a pseudo-stationary gait rehabilitation robot / Jaime Ramos, Eugenio Manuel Espuela, Julio Salvador Lora, Juan Alejandro Castaño, Susana Borromeo, Rubén Nieto, Pedro Fernández, Antonio José del Ama and Juan Carballeira	95
Detección de apneas en recién nacidos utilizando una IMU abdominal / Matteo Ricci, Jose Maria Vicente-Samper, Juan David Romero-Ante, Vicente Esteve-Sala, Nicolas Garcia-Aracil, Francesca Cordella and José María Sabater-Navarro	99
Generador de patrones de marcha tridimensionales dependientes de la altura y la velocidad / Pablo Romero-Sorozábal, Gabriel Delgado-Oleas, Álvaro Gutiérrez and Eduardo Rocon	105
Plataforma experimental para la obtención de las fuerzas de interacción en cirugía mínimamente invasiva / Iliana María Rumbo, Jesús Cases-Hurtado, Juliana Manrique-Cordoba, Juan David Romero-Ante, Carlos Martorell, Andres Vivas and José María Sabater-Navarro	110
Estudio de la variabilidad entre repeticiones del potencial de error respecto a P300 y N500 / Paula Soriano-Segura, Desiree Irene Gracia, Laura Ferrero, Eduardo Iáñez, Mario Ortiz and José María Azorín	116
 Control Inteligente		
Diseño de un Control de Velocidad mediante Redes Neuronales y Algoritmos Genéticos para Vehículos Autónomos / Javier Argente Mena, Matilde Santos and J. Enrique Sierra-García	121
Control longitudinal de un vehículo mediante aprendizaje por refuerzo profundo / Felipe Barreno Herrera, Matilde Santos and Manuel Romana	127
Desarrollo y simulación del subsistema de operación automático para trenes / Daniel Bilbao Moreno, Iker Elorza and Eloy Irigoyen	132
Dimensionado de intercambiadores de calor horizontales enterrados, para instalaciones de energía geotérmica de muy baja entalpía. Un caso práctico. / Joaquín del Pino Fernández, Miguel Angel Martínez Bohorquez, José Manuel Andújar Márquez, Antonio Javier Barragán Piña, Arturo Aquino Martín and Juan Manuel Enrique Gómez	138
Fault detection in floating wind turbines using neural networks. / Ignacio Galeote, Giordy Alexander Andrade, Segundo Esteban and Matilde Santos	144

Estudio de la variabilidad entre repeticiones del potencial de error respecto a P300 y N500

Soriano-Segura, P.^{a,b,*}, Gracia, D.I.^{a,b}, Ferrero, L.^{a,b}, Iáñez, E.^{a,b}, Ortiz, M.^{a,b}, Azorín, J.M.^{a,b,c}

^a Brain-Machine Interface Systems Lab, Universidad Miguel Hernández de Elche, Avda. de la Universidad s/n, 03202 Elche, España.

^b Instituto de Investigación en Ingeniería de Elche-I3E, Universidad Miguel Hernández de Elche, Avda. de la Universidad s/n, 03202 Elche, España

^c Valencian Graduate School and Research Network of Artificial Intelligence – valgrAI, Camino de Vera, s/n, Edificio 3Q, 46022 Valencia, España.

To cite this article: Soriano-Segura, P., Gracia, D.I, Ferrero, L., Iáñez, E., Ortiz, M., Azorín, J.M. 2023. Study of the variability of single trial error potential in relation to P300 and N500. XLIV Jornadas de Automática, 116-120. <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498609.116>

Resumen

La utilización del potencial de error (ErrP) para autocorregir los comandos erróneos de las Interfaces Cerebro-Máquina (BMI) ha despertado gran interés, dado que ayuda a incrementar la precisión del sistema. Por este motivo, lograr una clasificación precisa en cada repetición es crucial para una implementación efectiva de BCI. Este estudio se centra en el análisis de la variabilidad del ErrP entre repeticiones de una tarea, generado por un estímulo visuotáctil cuando un exoesqueleto de miembro inferior se activa para iniciar la marcha en contra de su voluntad. Concretamente, se examinan los valores en tiempo y amplitud de los picos P300 y N500 del ErrP, así como la diferencia entre ellos para cada repetición. Posteriormente, el Error Cuadrático Medio (RMSE) cuantifica las diferencias entre las características, permitiendo conocer la dispersión que existe entre repeticiones.

Palabras clave: Potencial de Error (ErrP), Señales electroencefalográficas (EEG), Interfaz Cerebro-Máquina, Procesamiento de Señales, Sistemas Biológicos y Médicos.

Study of the variability of single trial error potential in relation to P300 and N500

Abstract

The use of the error potential for self-correction in brain-computer interfaces (BCIs) has gained significant attention, as it contributes to increasing the system's accuracy. Therefore, achieving an accurate classification on a single-trial basis is crucial for an effective BCI implementation. This study focuses on analyzing the variability in single trial of the ErrP, elicited by visuotactile feedback when a lower limb exoskeleton activates to start the gait against subject's will. Specifically, the temporal and amplitude values of the P300 and N500 peaks within the error potential, as well as the difference between them, are examined. Subsequently, the root mean square error (RMSE) is calculated to quantify the discrepancies between trials features, providing insights into the dispersion among the trials.

Keywords: Error Potential (ErrP), Electroencephalographic signals (EEG), Brain-Machine Interface, Signal Processing, Biological and Medical Systems.

1. Introducción

En las últimas décadas, las Interfaces Cerebro-Máquina (BMI, del inglés Brain-Machine Interface) se han convertido

en un potente instrumento para la rehabilitación y asistencia de personas con lesiones motoras que dificultan la movilidad de sus extremidades. Estos sistemas permiten a los usuarios controlar dispositivos externos, tales como exoesqueletos,

mediante la decodificación de comandos de control en sus señales cerebrales. Esta tecnología ha demostrado diversas ventajas, como la reducción de la fatiga de los fisioterapeutas y el incremento de la repetibilidad de las tareas (McFarland & Wolpaw, 2011).

Concretamente, las BMIs basadas en el paradigma de la imaginación motora de la marcha (MI-BMI) combinadas con exoesqueletos de miembro inferior son uno de los sistemas con mayor proyección en la rehabilitación y asistencia de los pacientes, dado que requieren de una mayor implicación del sujeto en el proceso y ayudan a la plasticidad neuronal (Ang & Guan, 2013). El funcionamiento de estos sistemas consiste en que el paciente debe imaginar cómo siente el movimiento de caminar en sus piernas para poder arrancar, parar o mantener la marcha con el exoesqueleto (Ferrero et al., 2021, 2022). Sin embargo, la detección de las señales de imaginación de la marcha puede resultar desafiante debido a la ubicación de la región del cerebro donde se generan y, en consecuencia, la precisión de las MI-BMI no es tan elevada como se desearía. Por este motivo, una nueva estrategia que se está explorando, con la finalidad de mejorar la precisión y efectividad de este tipo de BMIs, es la detección del Potencial de Error (ErrP) como herramienta de corrección de comandos erróneos (Ahkami & Ghassemi, 2021; Ferrez & del R. Millán, 2008).

El ErrP es un potencial cerebral exógeno evocado cuando el sistema actúa de forma errónea durante una tarea. Un claro ejemplo sería que el exoesqueleto se parase abruptamente mientras el sujeto está caminando y no tiene intención de parar. En la literatura, varios autores han estudiado este fenómeno y se ha demostrado que, a pesar de que se trata de un potencial muy estable en el tiempo (Chavarriaga & Millán, 2010), su forma puede variar dependiendo del tipo de estímulo que lo provoque (Ahkami & Ghassemi, 2021; Tessadori et al., 2017).

La presente investigación, que todavía se encuentra en las etapas iniciales, tiene como objetivo la implementación de una MI-BMI que se autoajuste con la detección del ErrP, en caso de que se vaya a ejecutar un comando erróneo. En este estudio, en el que ha participado un solo sujeto, se examinan las señales de ErrP producidas por la combinación de un estímulo visual y otro táctil, que se encienden simultáneamente en una MI-BMI de inicio de la marcha para indicar que el exoesqueleto va a comenzar a caminar, a pesar de que el sujeto realmente desea permanecer en reposo. Además, se analiza la dispersión del ErrP en tiempo y amplitud entre las diversas repeticiones de la tarea errónea mediante el cálculo del Error Cuadrático Medio (RMSE).

2. Material y métodos

En esta sección, se describe toda la información relacionada con los datos empleados a lo largo de este estudio, abarcando desde el experimento y los dispositivos que permiten la adquisición de las señales electroencefalográficas (EEG), hasta el preprocesamiento de estas señales y el análisis de la variabilidad del ErrP en cada una de las repeticiones registradas.

2.1. Equipos

En este experimento, se emplea el casco de electrodos de electroencefalografía g.Nautilus (g.tec medical engineering

GmbH, Austria) para el registro de las señales cerebrales, con una frecuencia de muestreo de 250 Hz. El casco está compuesto por un total de 28 electrodos húmedos no invasivos que siguen la distribución de 10-10 del sistema internacional: AF3, F3, FZ, FC3, FC1, FCZ, C5, C3, C1, CZ, CP3, CP1, CPZ, P3, PZ, PO3, AF4, F4, FC2, FC4, C2, C4, C6, CP2, CP4, P4, POZ, PO4. El electrodo AF3 se utiliza como toma a tierra, mientras que el electrodo ubicado en el lóbulo de la oreja derecha funciona como referencia. Además de los electrodos mencionados, el sistema se complementa con 4 electrodos de electrooculografía (EOG) que registran los parpadeos y movimientos oculares, así como con 3 canales adicionales que capturan los movimientos inerciales de la cabeza.

Asimismo, para asistir a al sujeto en la marcha, se utiliza el exoesqueleto H3 (Technaid, Madrid, España), el cual recibe comandos de control y facilita los movimientos, mientras que las muletas le ayudan a mantener la estabilidad.

Adicionalmente, un Arduino Uno R3 (Arduino Org, Italia) que está conectado a un par de gafas con un LED azul incrustado y dos pulseras equipadas con motores de vibración, genera la combinación de un estímulo visual y táctil, respectivamente, con la finalidad de avisar al participante de que el exoesqueleto va a comenzar a caminar.

2.2. Protocolo experimental

El experimento llevado a cabo en el presente estudio (Figura 1) se basa en tratar de arrancar un exoesqueleto de miembro inferior a partir de la imaginación motora de la marcha. Durante la prueba, el sujeto debe realizar dos tareas mentales: relajación, donde debe estar calmado para mantenerse quieto, e imaginación motora, donde debe imaginarse comenzando a caminar, para tratar de arrancar el exoesqueleto. Previo al inicio de la marcha, se activan los estímulos visual y táctil a la vez durante 2s, que sirven no sólo para avisar al sujeto del inminente arranque, sino también como ventana de análisis del ErrP. Una vez se apagan el led y las pulseras de vibración, el exoesqueleto comienza a caminar.



Figura 1: Sujeto durante el protocolo experimental.

Por tanto, el ErrP se producirá cuando el exoesqueleto se active durante el estado de relajación, es decir, cuando el sistema actúe de una forma inesperada para el sujeto. No obstante, varios autores han demostrado que un elevado porcentaje de error puede causar que el sujeto se acostumbre

a dicha situación y deje de percibirlo como tal y, por tanto, el ErrP desaparezca (Chavarriaga & Millán, 2010; Schiatti et al., 2019). Por este motivo, se decide llevar a cabo el experimento en bucle abierto, donde el sujeto en ningún momento va a tener el control sobre el sistema, con un porcentaje de aparición de error del 30%. En consecuencia, el conjunto de datos resultante se encuentra claramente desbalanceado, con un mayor número de muestras de acierto que de ErrP.

En este experimento, participó un único sujeto sano, una mujer de 26 años, quien no se encontraba bajo ningún tratamiento farmacológico. El sujeto dio su consentimiento informado por escrito para participar de acuerdo con la declaración de Helsinki. El estudio fue aprobado por la Oficina de Investigación Responsable de la Universidad Miguel Hernández de Elche (España) (DIS.JAP.03.18).

2.3. Preprocesamiento de señal

Las señales electroencefalográficas (EEG) y de electrooculografía (EOG) son registradas con una frecuencia de muestreo de 250Hz, tras la aplicación de un filtrado de hardware paso banda de entre 0.5Hz y 250Hz. Sin embargo, el filtrado llevado a cabo por el dispositivo no es suficiente, dado que la señal continúa estando contaminada por artefactos oculares, tales como parpadeos. Por este motivo, se aplica el filtro H_{∞} (Kilicarslan et al., 2016), que permite eliminar dichos artefactos a partir de las señales EOG. Seguidamente, la señal sin parpadeos pasa por otro filtro paso banda de variables de estado entre 1Hz y 7Hz, las bandas en las cuales el potencial ErrP se observa con mayor claridad y, evitando así posibles potenciales motores.

Posteriormente, las señales EEG filtradas se recortan en ventanas alrededor del inicio del estímulo. Las ventanas comienzan 0,5 segundos antes de que se active el estímulo y terminan 2 segundos después de su activación, cuando se apaga el estímulo. En este caso, tan sólo se tienen en cuenta aquellas ventanas que contienen el ErrP, es decir, cuando se activa la marcha durante la tarea mental de relajación.

2.4. Análisis de la variabilidad

En este apartado, las ventanas de señales preprocesadas en los pasos anteriores para aquellos casos en los que el exoesqueleto se activa durante la tarea mental de relajación y que, por tanto, contienen el ErrP, son analizadas en el canal correspondiente al electrodo FCZ, que es el más cercano a la región del cerebro donde se genera el potencial que está siendo estudiado.

Para ello, en la Figura 2 se muestra cómo se lleva a cabo la extracción de características temporales y de amplitud tanto en el pico positivo máximo (P300) entre los 200ms y 500ms (región y flechas azules), como en el pico negativo mínimo (N500) entre los 300ms y 600ms (región y flechas anaranjadas), además de calcular diferencias entre los valores correspondientes a dichos picos (flechas moradas). Así, cada señal queda caracterizada por seis valores, siendo T_{P300} , T_{N500} , $T_{P300-N500}$ tres atributos referentes a la aparición temporal los picos y, A_{P300} , A_{N500} , $A_{P300-N500}$ los otros tres, específicos acerca de su amplitud.

Posteriormente, a partir de los datos obtenidos se procede al cálculo del Error Cuadrático Medio (RMSE) para las tres

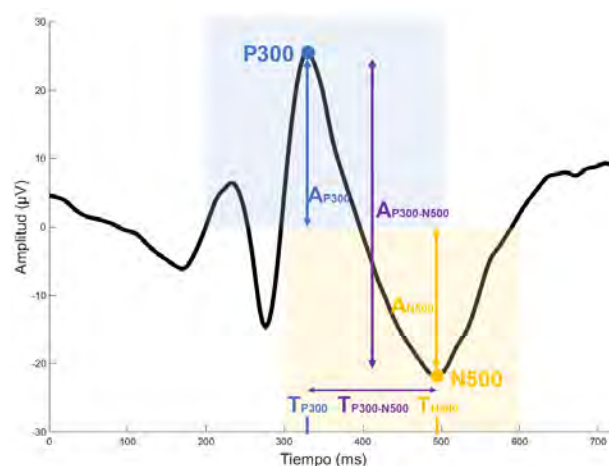


Figura 2: Características extraídas del ErrP en tiempo (T) y amplitud (A). La región en azul es el tramo de señal donde se extrae el máximo (P300) y en la región en amarillo se extrae el mínimo (N500). Además, en azul se muestran las características referentes al P300 (T_{P300} , A_{P300}), en amarillo, las características del N500 (T_{N500} , A_{N500}) y, en morado, la diferencia entre las características de cada pico ($T_{P300-N500}$, $A_{P300-N500}$)

características de tiempo y las tres de amplitud, según la fórmula:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (x_i^k - x_j^k)^2}{n}} \quad (1)$$

Donde n corresponde al número de características, en este caso 3, mientras que x_i^k es la característica k de la repetición i de la tarea, y x_j^k es dicha característica en la repetición j . Así, es posible comparar la forma y tiempo del ErrP entre repeticiones, con el objetivo de encontrar si existe realmente una elevada variabilidad entre ellas.

3. Resultados

En la presente sección se expone el ErrP generado como consecuencia de la activación del estímulo visuotáctil durante las tareas mentales de relajación a lo largo de varias repeticiones, así como el análisis de la variabilidad que pueda existir tanto en tiempo como en amplitud.

La parte superior de la Figura 3 muestra, mediante una escala de colores, la amplitud de cada una de las 20 repeticiones de la tarea de relajación a lo largo de la ventana de activación del estímulo, siendo el instante 0s cuando se encienden el led y la vibración de las pulseras. Los picos con incrementos positivos de amplitud se muestran con tonos rojos y naranjas, mientras que los tonos azules representan las caídas de potencial negativas de gran amplitud. En esta figura, se observa un patrón que se repite en la gran mayoría de repeticiones. Entorno a los 300ms tras el estímulo, se produce un pico positivo en el potencial mientras que, alrededor de los 500 ms, el potencial cae y se convierte en un pico negativo bastante marcado. Por este motivo, se decide denominar a dichos picos positivo y negativo como P300 y N500, respectivamente. Esta tendencia se confirma con la representación de la media de todas las repeticiones en la parte inferior de la Figura 3, que presenta el pico positivo entorno al P300 y el pico negativo entorno al N500.

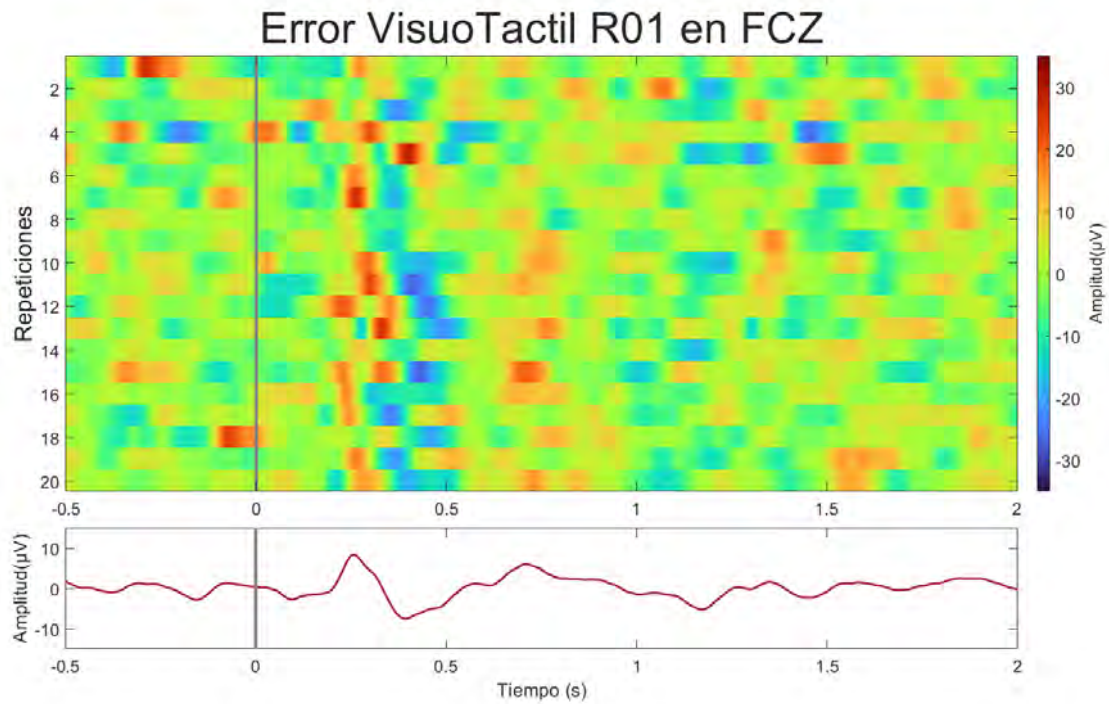


Figura 3: Ventana con señales de ErrP generado por un estímulo visuotáctil en un sujeto, donde el instante 0s es el instante donde se activa el estímulo. En la parte superior, se representan de cada una de las repeticiones de ErrP en el electrodo FCZ en una escala de colores según la amplitud, donde los tonos rojizos indican una elevada amplitud positiva, mientras que los tonos azulados hacen referencia a picos negativos de elevada amplitud. En la parte inferior, se muestra la media de todas las repeticiones.

RMSE Error VisuoTactil R01 en FCZ

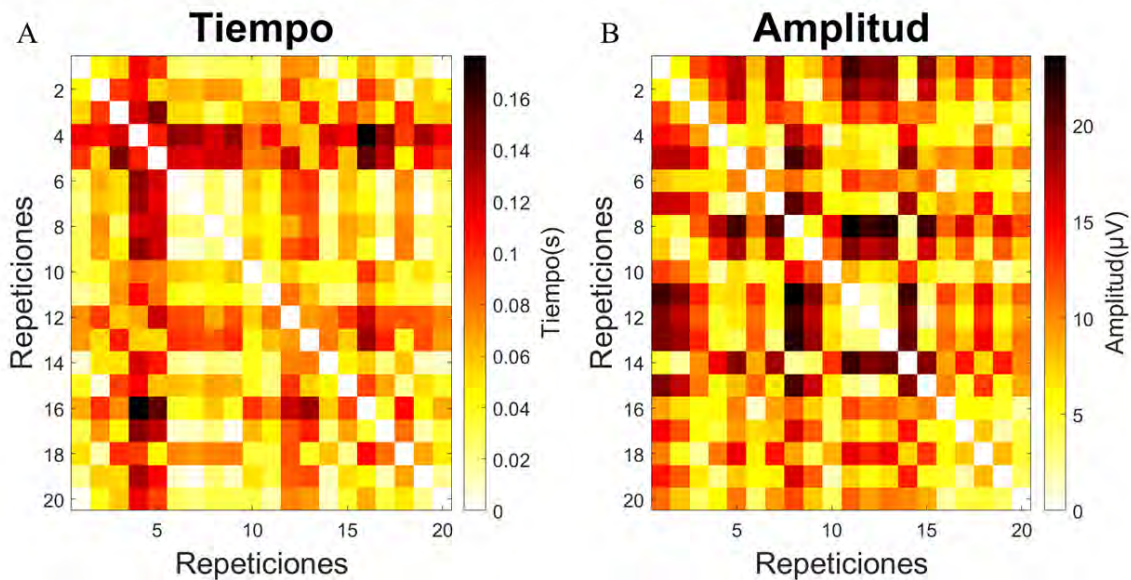


Figura 4: Representación del cálculo del RMSE entre cada una de las repeticiones para las características en tiempo (A) y amplitud (B). Los tonos oscuros y rojizos indican una elevada dispersión entre repeticiones, mientras que los tonos claros expresan una gran similitud entre ellas, con error casi nulo.

Tras analizar visualmente cada una de las señales, se procede a analizar los resultados del cálculo del RMSE en tiempo y amplitud entre repeticiones, expuestos en la Figura 4. Por un lado, el análisis en tiempo (Figura 4.A) muestra en tonos blancos y amarillos como la mayoría de las repeticiones presentan un RMSE inferior a 100ms, es decir, sus picos están bastante alineados temporalmente y existe una baja dispersión entre ellos. No obstante, las repeticiones algunas repeticiones más rojizas sí que presentan un error temporal

mucho más elevado y se encuentran más desalineadas temporalmente con el resto. Por otro lado, la Figura 4.B indica que las señales presentan una mayor variabilidad en la amplitud de los picos, ya que la mayoría de los resultados de RMSE entre repeticiones superan los 15µV de diferencia. Por tanto, se trata de un valor significativo teniendo en cuenta que el rango de amplitud de dichas señales está entre -30 µV y 30 µV.

4. Discusión

Una prometedora corriente en el campo de las BMIs tiene como objetivo incluir la detección del ErrP en el sistema como mecanismo de autocorrección de los comandos erróneos, incrementando así su precisión para que los pacientes puedan tener una experiencia más eficiente y satisfactoria tanto en su proceso de rehabilitación, como en un posible uso asistencial diario.

Dado que se trata de un sistema en tiempo real, las detecciones se deben realizar en cada repetición de la tarea de forma individual, sin promedios con otras señales previas. Por este motivo, es de vital importancia que el potencial generado en cada una de las repeticiones sea lo más similar posible tanto en forma, como en tiempo de aparición. De este modo, será mucho más sencillo encontrar valores o patrones característicos que faciliten su detección. Por este motivo, uno de los primeros pasos llevados a cabo en el desarrollo de este tipo de interfaz, es el análisis de las repeticiones con ErrP.

Durante el análisis, se analizan las señales en el electrodo FCZ de aquellas repeticiones donde el estímulo se activa para indicar que se va a comenzar a caminar durante la tarea en la que el sujeto debería mantenerse quieto y relajado. A partir de dichas señales, se puede apreciar como el ErrP experimenta un incremento positivo de amplitud entorno a los 300ms tras la activación del estímulo (P300) y, seguidamente, se produce una caída del potencial, alcanzando un pico mínimo negativo alrededor de los 500ms (N500). Por tanto, este patrón que se repite a lo largo de las tareas erróneas sirve de gran utilidad para caracterizar en tiempo y amplitud las repeticiones y, así, poder calcular la dispersión entre ellas.

Los resultados del cálculo del RMSE (1) ponen de manifiesto que, en general, existe una baja variabilidad temporal entre repeticiones, inferior a 100ms, a excepción de un par de repeticiones ruidosas que difieren mucho del resto. Por el contrario, si se evidencia una elevada variabilidad en referencia a la amplitud de los picos, donde la mayoría de las repeticiones presentan un error superior a los 15 μV , es decir, más de la mitad del rango de amplitud. Esta dispersión en amplitud se puede apreciar en la Figura 3, donde hay picos con tonos mucho más oscuros que otros, tanto en azul como en rojo.

El principal inconveniente encontrado a la hora de analizar el ErrP es la escasez de muestras que se obtienen en una sesión de pruebas, como consecuencia de la necesidad de cumplir la premisa del 30% de ratio de error para que el sujeto no se acostumbre a él. Por tanto, la dificultad para entrenar un clasificador con resultados significativos se hace más notable y surge el planteamiento de la implementación de un clasificador genérico que pueda ser utilizado por múltiples sujetos, evitando la necesidad de entrenar al sistema individualmente para cada persona, y reduciendo el número de sesiones de adquisición de datos para entrenamiento. Es en este caso, donde este análisis de dispersión llevado a cabo gana importancia, porque permitiría analizar cómo de grande es la variabilidad entre sujetos o si existen similitudes en ciertos atributos, de cara a esta implementación genérica de clasificación. Además, esta técnica de análisis puede servir

de gran ayuda para descartar repeticiones ruidosas o que difieren bastante del resto.

Por tanto, a pesar de los desafíos técnicos, estas tecnologías de MI-BMI combinadas con ErrP prometen avances significativos en la recuperación y la mejora de la calidad de vida de las personas con discapacidades motoras.

Agradecimientos

Esta publicación es parte del proyecto de I+D+i PID2021-124111OB-C31, financiado/a por MCIN/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER Una manera de hacer Europa. Además, esta investigación cuenta con el apoyo de Valencian Graduate School and Research Network of Artificial Intelligence (ValgrAI), Generalitat Valenciana y Unión Europea, así como del Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades a través de la Ayuda para la Formación de Profesorado Universitario FPU19/03165.

Referencias

- Ahkami, B., & Ghassemi, F. (2021). Adding Tactile Feedback and Changing ISI to Improve BCI Systems' Robustness: An Error-Related Potential Study. *Brain Topography*, 34(4), 467-477.
DOI: 10.1007/s10548-021-00840-6
- Ang, K. K., & Guan, C. (2013). Brain-Computer Interface in Stroke Rehabilitation. *Journal of Computing Science and Engineering*, 7(2), 139-146.
DOI: 10.5626/JCSE.2013.7.2.139
- Chavariaga, R., & Millán, J. del R. (2010). Learning From EEG Error-Related Potentials in Noninvasive Brain-Computer Interfaces. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(4), 381-388.
DOI: 10.1109/TNSRE.2010.2053387
- Ferrero, L., Iáñez, E., Quiles, V., Azorín, J. M., & Ortiz, M. (2022). Adapting EEG based MI-BMI depending on alertness level for controlling a lower-limb exoskeleton. 2022 IEEE International Conference on Metrology for Extended Reality, Artificial Intelligence and Neural Engineering (MetroXRINE), 399-403.
DOI: 10.1109/MetroXRINE54828.2022.9967639
- Ferrero, L., Quiles, V., Ortiz, M., Iáñez, E., & Azorín, J. M. (2021). A BMI Based on Motor Imagery and Attention for Commanding a Lower-Limb Robotic Exoskeleton: A Case Study. *Applied Sciences*, 11(9), 4106.
DOI: 10.3390/app11094106
- Ferrez, P. W., & del R. Millán, J. (2008). Simultaneous Real-Time Detection of Motor Imagery and Error-Related Potentials for Improved BCI Accuracy. *Proceedings of the 4th International Brain-Computer Interface Workshop and Training Course*, 197-202.
<https://www.researchgate.net/publication/41386722>
- Kilicarslan, A., Grossman, R. G., & Contreras-Vidal, J. L. (2016). A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in scalp EEG measurements. *Journal of Neural Engineering*, 13(2), 026013.
DOI: 10.1088/1741-2560/13/2/026013
- McFarland, D. J., & Wolpaw, J. R. (2011). Brain-computer interfaces for communication and control. *Communications of the ACM*, 54(5), 60-66.
DOI: 10.1145/1941487.1941506
- Schiatti, L., Barresi, G., Tessadori, J., King, L. C., & Mattos, L. S. (2019). The Effect of Vibrotactile Feedback on ErrP-based Adaptive Classification of Motor Imagery. 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 6750-6753.
DOI: 10.1109/EMBC.2019.8857192
- Tessadori, J., Schiatti, L., Barresi, G., & Mattos, L. S. (2017). Does tactile feedback enhance single-trial detection of error-related eeg potentials? 2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 1417-1422.
DOI: 10.1109/SMC.2017.8122812