

Jornadas de Automática

Protocolo para detectar el ErrP durante la marcha con exoesqueleto

Soriano-Segura, P.^{a,b,*}, García-Villalón, J.^{a,b}, Ortiz, M.^{a,b}, Iáñez, E.^{a,b}, Azorín, J.M.^{a,b,c}

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

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

^cValencian 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., García-Villalón, J., Ortiz, M., Iáñez, E., Azorín, J.M. 2024. Protocol for detecting ErrP while walking with an exoskeleton.

Jornadas de Automática, 45. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2024.45.10911>

Resumen

La presente investigación tiene como objetivo la detección del Potencial de Error (ErrP) en movimiento que se produce al detener erróneamente un exoesqueleto de miembro inferior utilizando una Interfaz Cerebro-Máquina (BMI) de imaginación motora (MI). En estos pasos iniciales, se diseña un protocolo experimental para generar potenciales ErrP y NoErrP en movimiento, previos a la parada del exoesqueleto, a través de un estímulo táctil. Posteriormente, se comparan los potenciales en el dominio del tiempo entre sesiones, entre clases y entre sujetos, mediante el cálculo del Error Cuadrático Medio (RMSE) de las señales respecto a su media y su análisis estadístico. Los resultados obtenidos determinan que no existen diferencias estadísticamente significativas entre las distintas sesiones experimentales de un sujeto pero sí las hay entre sujetos. Además, la diferencia entre ambas clases varía según el sujeto y la sesión.

Palabras clave: Interacción cerebro-máquina, Tecnología de asistencia e ingeniería de rehabilitación, Diseño de experimentos, Análisis e interpretación de bioseñales.

Protocol for detecting ErrP while walking with an exoskeleton

Abstract

The main goal of the present research is to detect the Error Potential (ErrP) in motion that occurs when erroneously stopping a lower limb exoskeleton using a Motor Imagination (MI) Brain-Machine Interface (BMI). In these initial steps, an experimental protocol is designed to generate ErrP and NoErrP potentials in motion, prior to stopping the exoskeleton, through a tactile stimulus. Subsequently, the potentials are compared in the time domain between sessions, between classes, and between subjects. This is done by calculating the root mean square error (RMSE) of the signals with respect to their mean and their statistical analysis. The results obtained show that there are no statistically significant differences between the different experimental sessions of a subject. However, there are significant differences between subjects. Moreover, the difference between the two classes varies according to the subject and the session.

Keywords: Brain-machine interaction, Assistive technology and rehabilitation engineering, Experiment design, Bio-signals analysis and interpretation.

1. Introducción

Las Interfaces Cerebro-Máquina (BMI) son sistemas que registran señales cerebrales mediante electroencefalografía (EEG) y, tras aplicar técnicas de preprocesado, caracterización

y clasificación, estas señales se convierten en comandos que ejecutan acciones en un dispositivo externo (McFarland and Wolpaw, 2011). Las BMI basadas en el paradigma de la imaginación motora cinestésica (MI), donde el sujeto tiene que imaginar cómo se sienten los distintos movimientos en sus ex-

*Autor para correspondencia: p.soriano@umh.es

tremidades y músculos, se están convirtiendo en técnicas muy prometedoras en el campo de la neurorehabilitación. Esto es gracias a que implican activamente al paciente en su proceso de recuperación y proporcionan un mayor realismo al tratamiento, donde el sujeto piensa el movimiento y, con la ayuda de un exoesqueleto, se ejecuta el movimiento (Ang and Guan, 2013), (Ortiz et al., 2023).

El mayor inconveniente de este tipo de sistemas es su precisión, que no es lo suficientemente elevada, reduciendo su efectividad, especialmente cuando se aplica a la rehabilitación de la marcha con exoesqueletos de miembro inferior (Ferrero et al., 2021) (Ferrero et al., 2021). En consecuencia, su aplicación clínica se ve limitada ya que no sólo puede causar gran frustración al paciente, sino también comprometer su seguridad. Por este motivo, una de las opciones que en los últimos años está ganando fuerza es combinar las BMI con la detección del Potencial de Error (ErrP) para corregir los comandos erróneos antes de que se produzcan y, por tanto, incrementar la precisión y seguridad del sistema (Chavarriaga and del R. Millan, 2010), (Chavarriaga et al., 2014), (Zhang et al., 2018).

El Potencial de Error (ErrP) es un potencial evocado que aparece cuando el sistema actúa de forma errónea e inesperada por parte del sujeto. Por ejemplo, el sujeto va caminando y la BMI detiene el exoesqueleto en punto donde no se quiere parar. Varios autores han reportado que se trata de un potencial estable en el tiempo, es decir, que el potencial no varía aunque la diferencia entre registros sea de meses (Ferrez and del R. Millan, 2008) o incluso más de un año (Chavarriaga and del R. Millan, 2010). Además, la forma y tiempo de aparición del potencial depende en gran medida del tipo de estímulo que lo evoque. Concretamente, los estímulos táctiles se caracterizan por un pico positivo entorno a los 250ms tras el estímulo, un pico negativo a los 400ms, otro pico positivo muy pronunciado entorno a los 500ms y termina con un pico negativo a los 600ms (Chavarriaga et al., 2014), (Ahkami and Ghassemi, 2021). En la literatura, estos potenciales generados por vibraciones obtienen mejores resultados de detección del ErrP que otros estímulos, como por ejemplo los estímulos visuales, pero algunos autores reportan que pueden tener algún retardo que puede comprometer la latencia del sistema (Ahkami and Ghassemi, 2021), (Tessadori et al., 2017).

La presente investigación tiene como objetivo la detección del ErrP durante la marcha, al detener un exoesqueleto de miembro inferior utilizando BMI de imaginación motora. En estos pasos iniciales, se diseña un protocolo experimental para generar potenciales ErrP y NoErrP en movimiento, previos a la parada del exoesqueleto, mediante un estímulo táctil. Para su validación, dos sujetos sanos participan en el experimento y cada uno de ellos realiza en tres sesiones. A partir de la información registrada en las pruebas, se lleva a cabo una comparativa de las señales en tres casos: entre sesiones, entre clases y entre sujetos. Para ello, se realiza una inspección visual de los potenciales en el dominio del tiempo, el cálculo del Error Cuadrático Medio (RMSE: *Root Mean Square Error*) de las señales respecto a la media y, también, un análisis estadístico de los resultados obtenidos con la finalidad de encontrar diferencias o similitudes estadísticamente significativas.

2. Material y Métodos

En esta sección se describe en detalle el protocolo diseñado para la detección del ErrP en movimiento, así como los dispositivos empleados durante los experimentos con sujetos sanos. Además, se explica el preprocesado y análisis de los datos adquiridos durante dichas pruebas.

2.1. Sujetos

En los experimentos descritos a continuación, han participado 2 sujetos sanos, un hombre y una mujer, con una edad media de 28.5 ± 1.5 años. Previa a su participación, los sujetos dieron 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).

2.2. Equipos

La realización de los experimentos requiere de una serie de dispositivos de adquisición de datos y ejecución de comandos. Por un lado, el casco de electroencefalografía (EEG) Nautilus (g.tec medical engineering GmbH, Austria) registra las señales cerebrales del sujeto a una frecuencia de muestreo de 250Hz. Este casco está compuesto por 28 electrodos húmedos que siguen la distribución 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. Asimismo, el equipo cuenta con 4 electrodos de electrooculografía (EOG), que registran los movimientos oculares y parpadeos, y 3 electrodos inerciales que registran los movimientos de la cabeza en los tres ejes.

Por otro lado, el exoesqueleto H3 (Technaid, Madrid, España) es el encargado de ejecutar los movimientos y acompañar durante la marcha al sujeto, que requiere de unas muletas que le proporcionan estabilidad y seguridad. Además, la realimentación táctil previa a la parada del exoesqueleto, que evoca los potenciales, se lleva a cabo mediante un par de pulseras con motores de vibración. Dichas pulseras están fabricadas con una impresora 3D y controladas por una placa Arduino Uno R3 (Arduino Org, Italia).

2.3. Protocolo experimental

El objetivo de la investigación es detectar el ErrP en movimiento que se produce con paradas indeseadas para corregir los comandos erróneos de una BMI para la marcha y, por tanto, incrementar su precisión. Para ello, se ha diseñado un protocolo que evoca los potenciales, tanto cuando el exoesqueleto se detiene donde debe (NoErrP), como cuando se detiene erróneamente en contra de la voluntad del sujeto (ErrP).

La prueba experimental se desarrolla en un circuito, tal y como se observa en la Figura 1, delimitado por cuatro regiones marcadas en el suelo con cinta aislante de colores, donde se aprecian dos regiones de marcha (zonas grises) intercaladas con dos regiones de parada (zonas rojas). El objetivo de la prueba es tratar de mantener la marcha en las zonas grises y parar en las zonas rojas.

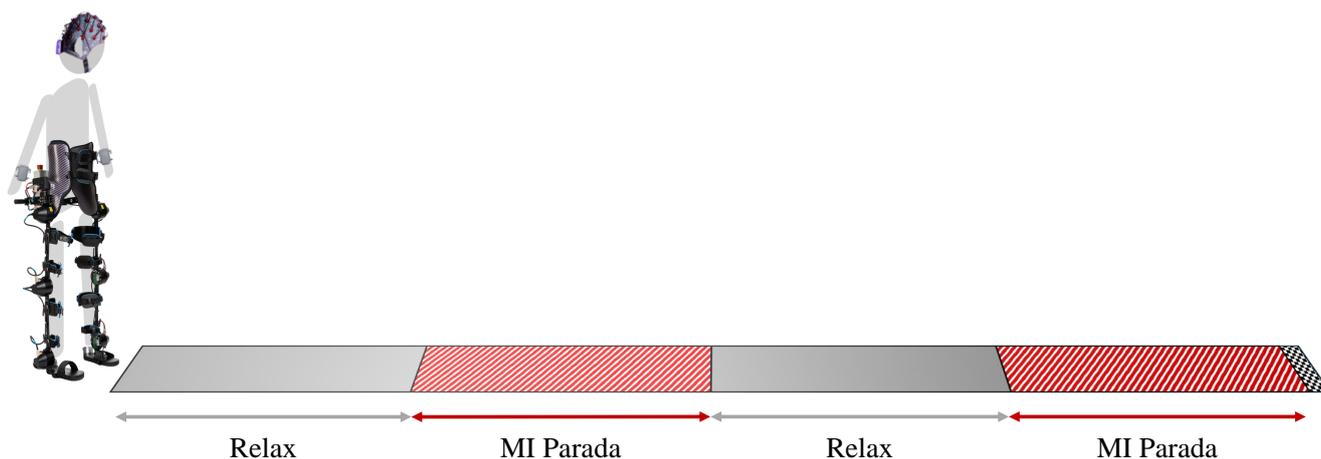


Figura 1: Representación gráfica del circuito utilizado en el protocolo experimental para evocar los potenciales ErrP y NoErrP. En las regiones de marcha (grises) el sujeto tiene que mantenerse relajado para continuar caminando. En las regiones de parada (rojas) el sujeto tiene que realizar imaginación motora cinestésica de la marcha para detener el exoesqueleto. Las paradas en las regiones grises evocan el potencial ErrP, mientras que las paradas correctas en las regiones rojas producen el potencial NoErrP.

Para este propósito, el sujeto tiene que llevar a cabo dos tareas mentales: estado basal (Relax) para mantener la marcha e imaginación motora cinestésica (MI Parada), imaginando cómo se sienten sus músculos y articulaciones cuando se queda parado, para dejar de caminar. Para facilitar la tarea mental de imaginación motora cinestésica y tratar de buscar una uniformidad entre sujetos, el sujeto debe realizar previamente un cuestionario MIQ-3 previo al experimento (Trapero-Asenjo et al., 2021), aunque existen otros cuestionarios como el el Kinesthetic and Visual Imagery Questionnaire (KVIQ) o Test of Ability in Movement Imagery (TAMI) que también son útiles para esta finalidad. Esto quiere decir que si el sujeto se encuentra en una región de marcha (zona gris), deberá mantenerse relajado para llegar a la siguiente región sin pararse y, una vez en la región de parada (zona roja), debe realizar la MI de parada, para tratar de detener el exoesqueleto.

En caso de parada, se activa un estímulo táctil mientras el sujeto todavía está caminando. Este estímulo es proporcionado por unas pulseras ubicadas en las muñecas del sujeto que vibran durante 2s, avisándole de que se va a detener. En consecuencia, la vibración evoca el potencial ErrP si la parada ocurre en una región gris o el potencial NoErrP si se encuentra en una región roja de parada. El principal motivo por el que se utiliza un estímulo externo se debe a que los potenciales no pueden ser evocados por el propio exoesqueleto cuando va a parar, dado que en ese instante ya se estaría ejecutando el comando, privando al sujeto de la opción a corregirlo.

Cuando se produce una parada en cualquiera de las dos zonas, el sujeto permanece parado unos segundos. Después el exoesqueleto vuelve a activarse automáticamente, sin requerir ningún esfuerzo mental por parte del participante, del mismo modo que al inicio del recorrido, y continúa la prueba hasta llegar a la línea final, tras recorrer las cuatro regiones.

Si se producen muchas paradas erróneas seguidas, el ErrP se puede degradar porque el sujeto se acostumbra a su aparición. Por este motivo, para mantener la efectividad del ErrP, en base a la literatura (Chavarriaga and del R. Millan, 2010)

(Schiatti et al., 2019), se decide establecer un ratio de error del 30 % para cada una de las tareas mentales. En consecuencia, toda la sesión queda predefinida de forma aleatoria antes del inicio del experimento incluyendo paradas aleatorias, para que sean inesperadas por el sujeto, donde un 30 % de paradas son en las regiones grises y un 70 % de paradas son en las regiones rojas. Así, el sujeto nunca tiene el control del sistema, información que desconoce para mantener su motivación respecto a la prueba.

Cada sujeto realiza 3 sesiones en distintos días de 20 repeticiones cada una. Por tanto, por cada sesión se obtienen 12 ErrP y 24 NoErrP, siendo un total de 36 ErrP y 72 NoErrP al completar todas las sesiones. Como resultado, el dataset generado está muy desbalanceado, por lo que debe tenerse en cuenta en la clasificación ya que afectará a la creación del modelo y a la evaluación.

2.4. Preprocesado de señal

Las señales EEG adquiridas durante el experimento son filtradas desde el dispositivo de registro con un filtro paso alto de 1Hz. Seguidamente, se elimina el ruido de los movimientos oculares y parpadeos con el filtro H_{∞} (Kilicarslan et al., 2016) y se extrae la actividad cerebral común de todos los electrodos mediante el filtro espacial CAR (*Common Average Reference*). Posteriormente, la señal sin ruido es filtrada con un filtro paso banda entre 1Hz y 10Hz, bandas donde los potenciales evocados se pueden observar claramente y evitando, a su vez, las bandas de frecuencia donde se encuentran las señales de movimiento de la marcha. Finalmente, las señales filtradas se dividen en ventanas, desde -0.5s antes de la activación del estímulo táctil hasta 2s tras la activación.

2.5. Análisis

Se realiza un análisis en el dominio del tiempo de las señales obtenidas con el protocolo experimental diseñado, permitiendo la visualización de los potenciales (ErrP y NoErrP) evocados con el estímulo táctil durante la prueba.

Seguidamente, se calcula el Error Cuadrático Medio (RMSE: *Root Mean Square Error*) para evaluar la discrepancia entre la señal media de una sesión respecto a la media global de las tres sesiones para cada sujeto y cada clase (ErrP, NoErrP). Además, se calcula la discrepancia entre la señal media de ambas clases (Entre Clases) en cada sesión.

El RMSE calcula la raíz cuadrada de la media de las diferencias al cuadrado entre cada una de las muestras de la señal media global y la señal media de cada sesión 1, proporcionando una medida cuantitativa de la variabilidad intra-sujeto en el potencial evocado.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{X}_i - \bar{Y}_i)^2} \quad (1)$$

Asimismo, se lleva a cabo un análisis estadístico con los resultados de RMSE, que trata de esclarecer si existen diferencias significativas entre sujetos y, también, entre las distintas sesiones de un mismo sujeto para cada una de las clases analizadas (ErrP, NoErrP, Entre Clases). El análisis comienza con una Prueba de Shapiro-Wilk para comprobar la normalidad de los datos, dado que el número de muestras es inferior a 50. Los resultados de esta prueba reflejan una falta de normalidad en los datos y, en consecuencia, se aplica la prueba estadística no-paramétrica de Kruskal-Wallis para comprobar si existen diferencias significativas en los RMSE calculados.

3. Resultados

En este apartado se presentan los resultados del análisis realizado. En primer lugar, se exhibe una comparativa de las señales de ErrP y NoErrP registradas en cada una de las sesiones de los experimentos en el dominio del tiempo. Posteriormente, se muestran los resultados del cálculo de RMSE de cada sesión respecto a la media global para cada una de las clases analizadas (ErrP, NoErrP, Entre Clases). Finalmente, se explican las conclusiones estadísticas que se obtienen a raíz del análisis estadístico de los datos de RMSE.

La Figura 2 expone las señales medias entorno a la activación del estímulo de cada una de las tres sesiones (azul, rosa, amarillo) para ErrP y NoErrP, así como la señal media global de las tres sesiones, que se muestra en rojo para la clase ErrP y en verde para la clase NoErrP.

Los potenciales del Sujeto 1 (Figura 2.A) presentan una forma muy similar para las tres sesiones en ambas clases, a excepción de la señal media de ErrP en la Sesión 1, que presenta la misma forma pero con mayor amplitud. Además, las señales de ambos potenciales, ErrP y NoErrP, a simple vista parecen muy similares en forma y tiempo de aparición, donde destaca un pequeño pico negativo a los 200ms de la aparición del estímulo, seguido de un pico positivo a los 275ms. A continuación, una caída de potencial desde 300ms hasta 500ms para volver a incrementarse y alcanzar un nuevo pico positivo a los 700ms. No obstante, aunque ambos potenciales tengan forma similar, en la comparativa de Media Global se observan ciertas diferencias entre ellos, siendo los picos de la clase ErrP más pronunciados.

En el caso de los potenciales del Sujeto 2 (Figura 2.B), llama la atención que los potenciales tienen una mayor amplitud que los del Sujeto 1. En este caso, los potenciales NoErrP de

las tres sesiones presentan una forma muy similar, mientras que los potenciales ErrP son más variables, especialmente la Sesión 2 cuya forma no se corresponde con las otras. Además, en la comparativa de la Media Global se observa como la forma de ambos potenciales, ErrP y NoErrP, es muy similar con una caída de potencial entorno a los 250ms tras el inicio de la vibración de las pulseras, seguida por un pico positivo a los 400ms que después alcanza un mínimo muy pronunciado a los 550ms y, finalmente, aparece un nuevo incremento positivo a los 700ms. Sin embargo, las diferencias entre ambas clases son mucho más notables en cuanto a amplitud que en el caso del Sujeto 1.

Tabla 1: Resultados del cálculo de RMSE para las clases ErrP y NoErrP, y la diferencia entre ambas

Sujeto	Sesión	ErrP	NoErrP	Entre Clases
Sujeto 1	1	0.7515	0.3043	0.9794
	2	0.8626	0.5931	0.7531
	3	0.8136	0.5905	1.1016
Sujeto 2	1	2.2087	0.8137	1.6404
	2	2.6548	0.9785	4.8352
	3	1.1459	0.8947	1.8033

En la Tabla 1, se exponen los resultados del cálculo de RMSE de las tres sesiones de cada sujeto para cada una de las clases analizadas. Para el Sujeto 1, el RMSE en la clase ErrP fluctúa entre 0.7515 en la Sesión 1 y 0.8626 en la Sesión 2, con un valor intermedio de 0.8136 en la Sesión 3, mientras que en la clase NoErrP, los valores de RMSE también muestran variaciones, siendo 0.3043 en la Sesión 1, 0.5931 en la Sesión 2 y 0.5905 en la Sesión 3. Para la comparación entre clases, se aprecia un aumento notable en la Sesión 3 (1.1016) en comparación con las Sesiones 1 y 2 (0.9794 y 0.7531 respectivamente). Asimismo, para el sujeto Sujeto 2, el RMSE en la clase ErrP varía considerablemente, siendo las Sesiones 1 y 2 muy similares (2.2087 y 2.6548 respectivamente) y disminuyendo a 1.1459 en la Sesión 3. En la clase NoErrP, los valores de RMSE presentan menores variaciones, con 0.8137 en la Sesión 1, 0.9785 en la Sesión 2, y 0.8947 en la Sesión 3. En la comparación entre clases, se observa un valor significativamente más alto en la Sesión 2 (4.8352) en comparación con las Sesiones 1 y 3 (1.6404 y 1.8033 respectivamente).

Respecto al análisis estadístico de los RMSE calculados, previamente se realiza una Prueba de Shapiro-Wilk para comprobar la normalidad de los datos, cuyos resultados indican un p-valor<0.05 por parte de los datos de las clases ErrP (0.0641) y la clase Entre Clases (0.0139), mientras que la clase NoErrP (0.6596) si obtiene un p-valor>0.05. Esto significa que los datos de la clase NoErrP están normalizados, mientras que los datos de las clases ErrP y Entre Clases no lo están. Por este motivo, se realiza la prueba estadística no-paramétrica de Kruskal-Wallis para comprobar si existen diferencias significativas entre sujetos y también entre las distintas sesiones de un mismo sujeto.

Por un lado, el análisis estadístico entre sujetos revela que existen diferencias significativas entre los RMSE de ambos sujetos en cada una de las clases, ya que el p-valor<0.05 en los tres casos. Por otro lado, el análisis estadístico entre las distintas sesiones de cada sujeto expone que no existen diferencias

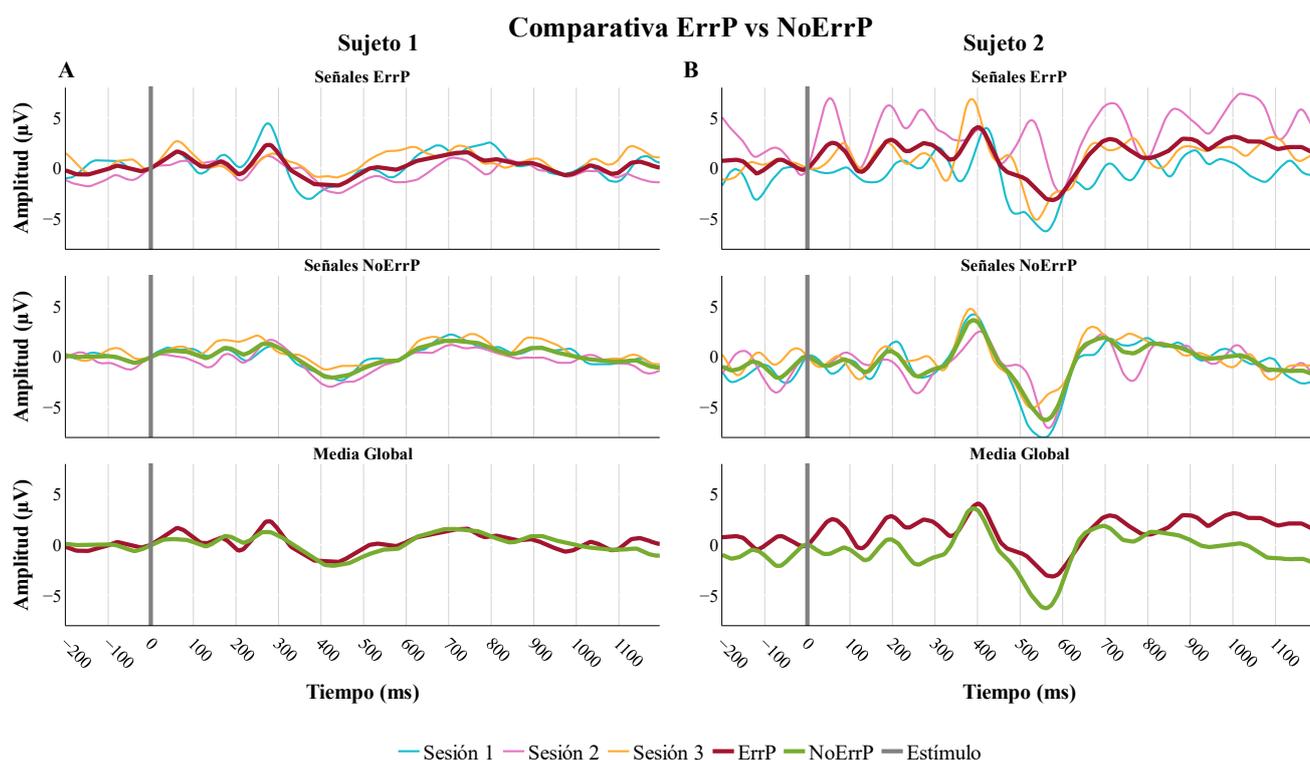


Figura 2: Comparativa de potenciales entre sesiones, clases y sujetos. Cada columna muestra los potenciales del Sujeto 1 (A) y Sujeto 2 (B). En las dos primeras filas se representa la media de los potenciales en cada sesión (Sesión 1 en azul, Sesión 2 en rosa y Sesión 3 en amarillo) junto con la media global de todas las sesiones que aparece en rojo para la clase ErrP y en verde para la clase NoErrP. En la última fila, se comparan dichas medias globales de cada clase entre ellas.

significativas entre sesiones en ambos sujetos para cada una de las clases con un $p\text{-valor} > 0.05$ en todos los casos.

4. Discusión

El presente trabajo es parte de un proyecto cuyo objetivo es utilizar la detección del Potencial de Error (ErrP) como elemento de comprobación y auto-corrección de comandos en una BMI de imaginación motora cinestésica de la marcha con exoesqueletos para incrementar su precisión y seguridad. A diferencia de estudios anteriores (Kim and Kirchner, 2023), (Meyer et al., 2021), (Tacca et al., 2022), que detectan el ErrP con exoesqueletos en condiciones estáticas, el presente trabajo se centra en el análisis de dicho potencial en un entorno dinámico donde, además, el potencial no está evocado por el propio movimiento del exoesqueleto, sino por un estímulo táctil que permite al usuario corregir los comandos erróneos antes de que ocurran.

Para ello, esta parte del trabajo plantea el diseño de una prueba experimental que evoca potenciales durante de marcha con un exoesqueleto previos a la parada. Los potenciales se generan mediante unas pulseras que vibran los 2s anteriores a que el exoesqueleto se detenga y son denominados: ErrP, cuando la parada se produce erróneamente en una región de marcha, y No ErrP, cuando se realiza se para en una región de parada.

Uno de los puntos clave de este protocolo es el hecho de que si los errores se producen demasiadas veces, el sujeto termina por acostumbrarse a ellos y, en consecuencia, el potencial se degrada. Por este motivo, este protocolo sigue los pa-

sos de algunos autores en la literatura que optan por quitar al sujeto el control y aplicar un ratio de error del 30% (Chavarriga and del R. Millan, 2010). Como resultado, el dataset obtenido queda muy desbalanceado, con muy pocos datos de la clase ErrP, lo que supone un gran inconveniente para la clasificación del ErrP con métodos de Machine Learning y Deep Learning. Esta es la razón por la que cada sujeto debe realizar varias sesiones, con el fin de aumentar el número de muestras en el dataset y permitiendo, a su vez, analizar la estabilidad o evolución del potencial en el tiempo, que será muy útil de cara a que la detección de ErrP se combine con la BMI.

En esta fase inicial, se valida el protocolo con dos sujetos que realizan 3 sesiones del experimento, en tres días distintos, mediante la visualización de los protocolos evocados con el estímulo táctil, el cálculo del RMSE de dichos potenciales con respecto a la media y su posterior análisis estadístico. Toda esta información permite establecer tres comparativas para conocer si existen diferencias significativas entre sesiones, sujetos y clases.

La Figura 2 muestra una consistencia notable en el potencial generado por el estímulo entre las sesiones, especialmente en la clase NoErrP, para ambos sujetos. Sin embargo, las señales ErrP presentan una mayor variabilidad en el Sujeto 2. Al realizar el cálculo del RMSE (Tabla 1), los valores obtenidos indican pequeñas variaciones entre diferentes sesiones de la misma clase, excepto en los valores de la clase ErrP del Sujeto 2, tal y como se observa en la Figura 2.B, donde las variaciones entre las distintas sesiones son mucho más destacadas. Sin embargo, el análisis estadístico determina que no existen diferencias significativas entre sesiones en ambos su-

jetos.

Respecto a la comparativa de los potenciales entre sujetos, a simple vista se evidencia como los potenciales del Sujeto 2 presentan una amplitud mucho mayor que los potenciales del Sujeto 1. A pesar de la diferencia de amplitud, la forma de los potenciales de ambos sujetos es muy similar, marcada por un pequeño pico negativo, un pico positivo, seguido de otro pico negativo más marcado y, finalmente, un nuevo incremento positivo. Esta forma sigue el mismo patrón que ha sido descrito en la literatura en experimentos donde se emplea el estímulo táctil para evocar el ErrP (Ahkami and Ghassemi, 2021). Además, los potenciales en el Sujeto 1 aparecen antes en el tiempo (200ms) que los potenciales del Sujeto 2 (300ms) pero, al final, los potenciales de ambos sujetos terminan a la vez (700ms). Por tanto, la forma de onda registrada también tiene una duración en el tiempo similar a la descrita por otros autores que utilizan un estímulo táctil (Ahkami and Ghassemi, 2021). En este caso, los valores de RMSE también varían entre los sujetos para una misma sesión y clase, donde los valores del Sujeto 2 son significativamente más altos para todas las clases. Asimismo, el análisis estadístico corrobora estos datos, indicando que existe una diferencia estadísticamente significativa entre los potenciales de ambos sujetos.

Al realizar una comparativa entre las clases ErrP y NoErrP, los potenciales de ambas clases para cada sujeto presentan una forma similar, pero existen algunas diferencias en la amplitud, que reflejan una respuesta diferenciada ante los estímulos correctos y erróneos. Estas diferencias se manifiestan con los valores de RMSE en la columna Entre Clases de la Tabla 1, donde la diferencia entre ambas clases es claramente variable según el sujeto y la sesión. Para el Sujeto 1, los valores indican una moderada variabilidad y, en contraste, para el Sujeto 2 se aprecian valores de RMSE más altos, lo que sugiere una mayor discrepancia entre clases, especialmente pronunciada en la Sesión 2. Además, las columnas ErrP y NoErrP de la tabla indican que existe una mayor variabilidad en las señales ErrP en comparación con las NoErrP, lo que quiere decir que las señales NoErrP son mucho más estables en el tiempo.

Los resultados de este análisis destacan la importancia de considerar las variaciones entre sujetos y entre sesiones del mismo sujeto al diseñar los métodos de clasificación para detectar el ErrP. Además, la diferencia significativa entre los potenciales de los sujetos sugiere que un entrenamiento personalizado del sistema de clasificación puede ser más eficaz que una combinación de los datos de todos los sujetos.

No obstante, los resultados de tan sólo dos sujetos no son suficientes para alcanzar unas conclusiones definitivas. Por este motivo, los próximos pasos se centran en realizar pruebas experimentales con más sujetos y aplicar un sistema de clasificación para determinar si es mejor una clasificación genérica o personalizada para cada sujeto.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado como parte del proyecto de I+D+i PID2021-124111OB-C31, financiado por MICIU/AEI/10.13039/501100011033 y por FEDER, UE.

Además, esta investigación cuenta con el apoyo de Valencian Graduate School and Research Network of Artificial Intelligence (ValgrAI), Generalitat Valenciana y Unión Europea.

Referencias

- Ahkami, B., Ghassemi, F., 7 2021. Adding tactile feedback and changing isi to improve bci systems' robustness: An error-related potential study. *Brain Topography* 34, 467–477.
DOI: 10.1007/s10548-021-00840-6
- Ang, K. K., Guan, C., 6 2013. Brain-computer interface in stroke rehabilitation. *Journal of Computing Science and Engineering* 7, 139–146.
DOI: 10.5626/JCSE.2013.7.2.139
- Chavarriga, R., del R. Millan, J., 8 2010. Learning from eeg error-related potentials in noninvasive brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 18, 381–388.
DOI: 10.1109/TNSRE.2010.2053387
- Chavarriga, R., Sobolewski, A., del R. Millán, J., 7 2014. Errare machinale est: the use of error-related potentials in brain-machine interfaces. *Frontiers in Neuroscience* 8.
DOI: 10.3389/fnins.2014.00208
- Ferrero, L., Quiles, V., Ortiz, M., Iáñez, E., Azorín, J. M., 4 2021. A bmi based on motor imagery and attention for commanding a lower-limb robotic exoskeleton: A case study. *Applied Sciences* 11, 4106.
DOI: 10.3390/app11094106
- Ferrez, P. W., del R. Millan, 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.
URL: <https://www.researchgate.net/publication/41386722>
- Kilicarslan, A., Grossman, R. G., Contreras-Vidal, J. L., 4 2016. A robust adaptive denoising framework for real-time artifact removal in scalp eeg measurements. *Journal of Neural Engineering* 13, 026013.
DOI: 10.1088/1741-2560/13/2/026013
- Kim, S. K., Kirchner, E. A., 12 2023. Detection of tactile-based error-related potentials (errps) in human-robot interaction. *Frontiers in Neurorobotics* 17.
DOI: 10.3389/fnbot.2023.1297990
- McFarland, D. J., Wolpaw, J. R., 5 2011. Brain-computer interfaces for communication and control. *Communications of the ACM* 54, 60–66.
DOI: 10.1145/1941487.1941506
- Meyer, S. M., Mangalore, A. R., Ehrlich, S. K., Berberich, N., Nassour, J., Cheng, G., 11 2021. A comparative pilot study on errps for different usage conditions of an exoskeleton with a mobile eeg device. *IEEE*, pp. 6203–6206.
DOI: 10.1109/EMBC46164.2021.9630465
- Ortiz, M., Nathan, K., Azorín, J. M., Contreras-Vidal, J. L., 2023. Brain-machine interfaces for neurorobotics.
DOI: 10.1007/978-981-16-5540-1_52
- Schiatti, L., Barresi, G., Tessadori, J., King, L. C., Mattos, L., 7 2019. The effect of vibrotactile feedback on errp-based adaptive classification of motor imagery. *IEEE*, pp. 6750–6753.
DOI: 10.1109/EMBC.2019.8857192
- Tacca, N., Nassour, J., Ehrlich, S. K., Berberich, N., Cheng, G., 11 2022. Neuro-cognitive assessment of intentional control methods for a soft elbow exosuit using error-related potentials. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 19, 124.
DOI: 10.1186/s12984-022-01098-0
- Tessadori, J., Schiatti, L., Barresi, G., Mattos, L. S., 10 2017. Does tactile feedback enhance single-trial detection of error-related eeg potentials? *IEEE*, pp. 1417–1422.
DOI: 10.1109/SMC.2017.8122812
- Trapero-Asenjo, S., Gallejo-Izquierdo, T., Pecos-Martín, D., Nunez-Nagy, S., 2 2021. Translation, cultural adaptation, and validation of the spanish version of the movement imagery questionnaire-3 (miq-3). *Musculoskeletal Science and Practice* 51, 102313.
DOI: 10.1016/j.msksp.2020.102313
- Zhang, Y., Chen, W., Lin, C.-L., Chu, J., Meng, F., 11 2018. Research on command confirmation unit based on motor imagery eeg signal decoding feedback in brain-computer interface. *IEEE*, pp. 1923–1928.
DOI: 10.1109/ICARCV.2018.8581088