

Artículo

Una interfaz cerebro-máquina basada en ERD/ERS para el control del exoesqueleto de miembros superiores

Zhichuan Tang ^{1,2*}, Shouqian Sol ², Sanyuan Zhang ², Yumiao Chen ³, Chao Li y Shi Chen

¹ Instituto de Diseño Industrial, Universidad Tecnológica de Zhejiang, Hangzhou 310023, Facultad de

² Informática y Tecnología de China, Universidad de Zhejiang, Hangzhou 310027, China; ssq@zju.edu.cn (SS); syzhang@cs.zju.edu.cn (SZ); superli@zju.edu.cn (CL); shelleych@zju.edu.cn (SC)

³ Instituto de Diseño de Arte de la Moda, Universidad de Donghua, Shanghai 200051, China; cym@mail.dhu.edu.cn *

Correspondencia: ttzcc@zju.edu.cn; Teléfono: +86-571-87953695

Editores académicos: Steffen Leonhardt y Daniel Teichmann

Recibido: 29 de agosto de 2016; Aceptado: 8 de noviembre de 2016; Publicado: 2 diciembre 2016

Resumen: Para reconocer la intención de movimiento del usuario, las interfaces cerebro-máquina (BMI) generalmente decodifican los movimientos de la actividad cortical para controlar los exoesqueletos y las neuroprótesis para las actividades diarias. El objetivo de este artículo es investigar si las variaciones autoinducidas del electroencefalograma (EEG) pueden ser útiles como señales de control para un exoesqueleto de miembro superior desarrollado por nosotros. Se propone un IMC basado en la desincronización/sincronización relacionada con eventos (ERD/ERS). En la fase de entrenamiento del decodificador, investigamos el rendimiento de la clasificación fuera de línea de la mano izquierda frente a la derecha y de la mano izquierda frente a ambos pies mediante el uso de la ejecución motora (ME) o la imaginación motora (MI). Los resultados indican que las precisiones de las sesiones de ME son más altas que las de las sesiones de MI, y el paradigma de la mano izquierda frente a ambos pies logra un mejor rendimiento de clasificación, que se utilizaría en la fase de control en línea. En la fase de control en línea, el decodificador entrenado se prueba en dos escenarios (usando o sin usar el exoesqueleto). Las sesiones de MI y ME con el exoesqueleto logran una precisión de clasificación media del $84,29\% \pm 2,11\%$ y del $87,37\% \pm 3,06\%$, respectivamente. El presente estudio demuestra que el IMC propuesto es efectivo para controlar el exoesqueleto de las extremidades superiores y proporciona un método práctico mediante una señal de EEG no invasiva asociada con el comportamiento natural humano para aplicaciones clínicas.

Palabras clave: IMC; ERD; SRE; exoesqueleto de miembros superiores; imaginación motora; ejecución motora

1. Antecedentes

El exoesqueleto de la extremidad superior está diseñado con el objetivo de restaurar las funciones y ayudar a las actividades de la vida diaria (AVD) a las personas mayores, discapacitadas y lesionadas [1–4]. La electromiografía (EMG) y los sensores de fuerza son dos de los métodos de control ampliamente utilizados para controlar esos exoesqueletos en función de la intención de movimiento del usuario [5–12]. Sin embargo, para las personas gravemente amputadas y paralizadas que no pueden generar suficientes señales o movimientos musculares, no pueden proporcionar las señales de fuerza y EMG completas, lo que afectará la estimación de la intención de movimiento. Las interfaces cerebro-máquina (BMI) basadas en electroencefalograma (EEG) han recibido un gran interés debido a su potencial [13]. Un procedimiento de registro no invasivo es más seguro y fácil de aplicar, y es potencialmente aplicable a casi todas las personas, incluidas aquellas gravemente amputadas y paralizadas.

Durante muchos años, los académicos han descubierto que la ejecución motora (ME) y las imágenes motoras (MI) pueden cambiar la actividad neuronal en las áreas sensoriomotoras primarias [14–16]. Cuando los humanos ejecutan o imaginan el movimiento de una extremidad unilateral, la potencia de los ritmos μ y β disminuirá o aumentará en el área sensoriomotora del hemisferio contralateral y del hemisferio ipsilateral, respectivamente [17]. El primer caso se denomina desincronización relacionada con eventos (ERD) y el segundo, sincronización relacionada con eventos (ERS) [18,19]. Los patrones ERD/ERS se pueden utilizar como características importantes en la discriminación entre el movimiento de la mano derecha y la mano izquierda, y la mano y el pie.

movimiento [17]. En las bandas de frecuencia que varían entre 9 y 14 Hz y entre 18 y 26 Hz de las señales de EEG, los patrones ERD/ERS pueden proporcionar la mejor discriminación entre la imaginación del movimiento de la mano izquierda y derecha, y la precisión de la clasificación en línea es superior al 80 % [20]. Para discriminar entre el movimiento de la mano y el pie, la precisión de la clasificación en línea es incluso del 93 % [21].

Más recientemente, los investigadores se han centrado en el uso de patrones ERD/ERS para controlar las aplicaciones de IMC basadas en EEG [22–24]. Ang et al. [25] clasificó los patrones ERD/ERS como "ir" y "descansar" utilizando el algoritmo Common Spatial Pattern para activar un robot MIT-Manus de 2 grados de libertad desarrollado por un grupo de investigación del MIT para alcanzar tareas. Sarac et al. [26] presentó un enfoque sistemático que permite la modificación/adaptación en línea de ejercicios de rehabilitación asistida por robot mediante el control continuo de los niveles de intención de los pacientes que utilizan un BCI basado en EEG. Se utilizó el análisis discriminante lineal (LDA) para clasificar los patrones de ERS/ERD asociados con el IM. Pfurtscheller et al. [27] utilizaron oscilaciones cerebrales (ERS) para controlar una órtesis de mano accionada eléctricamente (abierta o cerrada) para restaurar la función de agarre de la mano. Los sujetos imaginaron el movimiento de la mano izquierda frente a la derecha, la mano izquierda y derecha frente a ninguna imaginación específica, y ambos pies frente a la mano derecha, y lograron una precisión de clasificación promedio de aproximadamente 65%, 75% y 95%, respectivamente. Bai et al. [28] propusieron un nuevo método BCI basado en ERD/ERS para controlar un movimiento de cursor bidimensional y encontraron que las clasificaciones en línea de la actividad EEG con ME/MI eran: >90 %/80 % para voluntarios sanos y >80 %/80% para el paciente con accidente cerebrovascular. Estos estudios muestran principalmente la viabilidad de los robots y ortesis integrados de BMI. Sin embargo, pocos estudios se han centrado en el control del exoesqueleto de las extremidades superiores utilizando patrones ERD/ERS.

Este artículo tiene como objetivo investigar si las variaciones autoinducidas del EEG pueden ser útiles como señales de control para un exoesqueleto de miembro superior desarrollado por nosotros. Propusimos un IMC basado en ERD/ERS y probamos este enfoque en un experimento de ciclo cerrado para aumentar la aplicabilidad en la vida real. El experimento consta de dos fases: la fase de entrenamiento del decodificador y la fase de control en línea. En la fase de entrenamiento del decodificador, los sujetos realizaron ME o MI bajo dos paradigmas, es decir, movimiento de la mano izquierda versus movimiento de la mano derecha y movimiento de la mano izquierda versus movimiento de ambos pies. Investigamos nueve estrategias de clasificación (tres clasificadores \times tres proporciones de prueba de tren) para seleccionar el mejor clasificador y las proporciones de prueba de tren que resultaron en un mejor rendimiento de clasificación. Luego, con base en la mejor estrategia de clasificación, se eligió el paradigma que logró una mayor precisión de clasificación para la fase de control en línea. En la fase de control en línea, el decodificador entrenado se probó en dos escenarios con retroalimentación visual. En el primer escenario, los sujetos sin llevar el exoesqueleto (que estaba colgado al lado del sujeto) lo controlaban usando ME o MI; en el segundo escenario, los sujetos que llevaban el exoesqueleto en el brazo derecho lo controlaron usando ME o MI.

2. Método

2.1. Sujetos y Adquisición de Datos

Cuatro sujetos sanos (tres hombres y una mujer, rango de edad: 27–31 años) participaron en este estudio. Todos eran diestros de acuerdo con el inventario de Edimburgo [29], y todos tenían una buena capacidad de MI de acuerdo con el método de prueba de [30]. El experimento se llevó a cabo de acuerdo con las directrices aprobadas. El protocolo experimental fue revisado y aprobado por el comité de autorización ética humana de la Universidad de Zhejiang. Se obtuvo el consentimiento informado por escrito de todos los sujetos que se ofrecieron como voluntarios para realizar este experimento.

Se registraron datos de EEG de 28 electrodos activos (FC5, FC3, FC1, FCz, FC2, FC4, FC6, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP5, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, CP6, P5, P3, P1, Pz, P2, P4, P6) conectado a un gorro de EEG junto con el sistema de EEG ActiveTwo de 64 canales (BioSemi BV, Ámsterdam, Países Bajos). Este sistema reemplaza los electrodos de tierra en los sistemas convencionales con dos electrodos separados (CMS y DRL) [31]. El electrodo de referencia se colocó en la mastoides izquierda.

El EEG se digitalizó a 512 Hz, la muesca de la línea de alimentación se filtró a 50 Hz y el paso de banda se filtró entre 0,5 y 100 Hz. Antes de colocar los electrodos, se usaba alcohol para limpiar la piel y gel conductor para reducir la resistencia de los electrodos.

2.2. Procedimiento del experimento

El experimento consta de dos fases: la fase de entrenamiento del decodificador y la fase de control en línea. Durante la grabación, se proporcionó un entorno silencioso con poca luz para mantener el nivel de atención de los sujetos. Se les pidió que mantuvieran todos los músculos relajados; además, también se les indicó que evitaran los movimientos oculares, los parpadeos, los ajustes corporales, la deglución u otros movimientos durante el inicio de la señal visual.

Las señales se presentaron en una pantalla de computadora y ocuparon alrededor de 1,2° del ángulo visual.

2.2.1. Fase de entrenamiento del decodificador

Durante la fase de entrenamiento del decodificador, los sujetos estaban sentados en una silla cómoda con los antebrazos semiextendidos sobre el escritorio, como se muestra en la Figura 1a. Se instruyó a los sujetos para que realizaran ME o MI bajo dos paradigmas, es decir, movimiento de la mano izquierda versus movimiento de la mano derecha y movimiento de la mano izquierda versus movimiento de ambos pies. Cada sujeto completó 480 ensayos en total, consistentes en secuencias aleatorias de 120 ensayos de cuatro sesiones (ver Tabla 1). Como se muestra en la Figura 2, cada ensayo comenzó con la presentación de un tono de advertencia acústica y una cruz (segundo 2). Un segundo después, se eligió aleatoriamente una señal en una de dos ("y" y "y"), que indicaba el movimiento a ejecutar o imaginar: extensión de la muñeca izquierda y extensión de la muñeca derecha para las Sesiones 1 y 2 o dorsiflexión de ambos pies para las sesiones 3 y 4, respectivamente. Esta señal se presentó visualmente por medio de una flecha izquierda/derecha, que apareció en el medio de la pantalla de la computadora. Los sujetos debían realizar el ME y el MI durante 5 s, hasta que se borraba el contenido de la pantalla (segundos 8).

Después de una breve pausa (duración aleatoria entre 2 s y 5 s), comenzó la siguiente prueba. Pedimos a los sujetos que relajaran los músculos y prestaran atención a la señal visual. Investigamos los dos paradigmas y elegimos el que logró un mejor rendimiento de clasificación para la fase de control en línea.

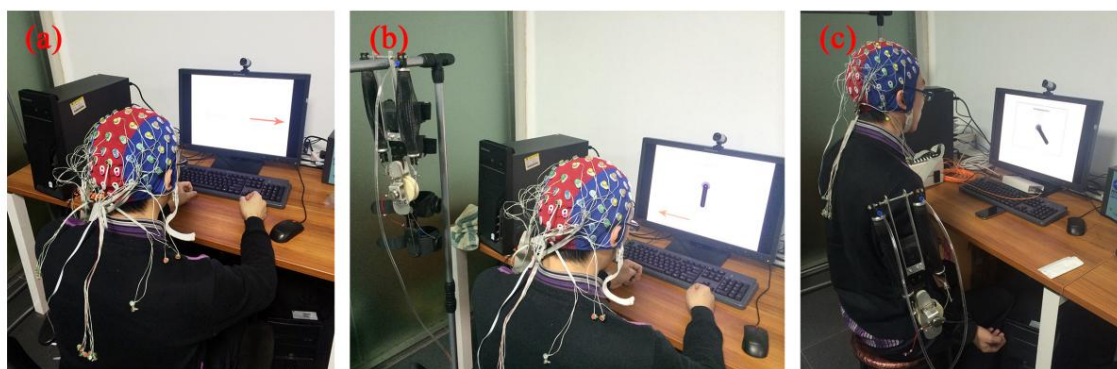


Figura 1. Configuración experimental. (a) en la fase de entrenamiento del decodificador, se instruyó a los sujetos para que realizaran ME o MI bajo dos paradigmas, es decir, movimiento de la mano izquierda frente a la derecha y movimiento de la mano izquierda frente a ambos pies. La flecha izquierda indicaba la extensión de la muñeca izquierda y la flecha derecha indicaba la extensión de la muñeca derecha para las Sesiones 1 y 2 o la dorsiflexión de ambos pies para las Sesiones 3 y 4. (b,c) en la fase de control en línea, el decodificador entrenado usando el paradigma seleccionado fue probado en dos escenarios con una retroalimentación visual. En el primer escenario, los sujetos sin llevar el exoesqueleto (que estaba colgado al lado del sujeto) lo controlaban usando ME o MI; en el segundo escenario, los sujetos que llevaban el exoesqueleto en el brazo derecho lo controlaron usando ME o MI.

Tabla 1. Las descripciones de cuatro sesiones en la fase de entrenamiento del decodificador.

Sesión	Tarea	Paradigma del	Indicación y descripción
Sesión 1	Imágenes motoras (MI)	movimiento de la mano izquierda frente a la derecha	"y": imagine la extensión de la muñeca izquierda; "y": imagine la extensión de la muñeca derecha. "y": ejecutar extensión de muñeca izquierda; "y": ejecutar extensión de muñeca derecha.
Sesión 2	Ejecución motora (ME)	movimiento de la mano izquierda versus derecha	"y": imagine la extensión de la muñeca izquierda; "y": imagine la extensión de la muñeca derecha. "y": ejecutar extensión de muñeca izquierda; "y": ejecutar extensión de muñeca derecha.
Sesión 3	Imágenes motoras (MI)	muñeca derecha. mano izquierda versus movimiento de ambos pies	"y": imagine la extensión de la muñeca izquierda; "y": imagine la dorsiflexión de ambos pies. "y": ejecutar extensión de muñeca izquierda; "y": ejecutar dorsiflexión de ambos pies.
Sesión 4	Ejecución motora (ME)	mano izquierda versus movimiento de ambos pies	"y": ejecutar extensión de muñeca izquierda; "y": ejecutar dorsiflexión de ambos pies.

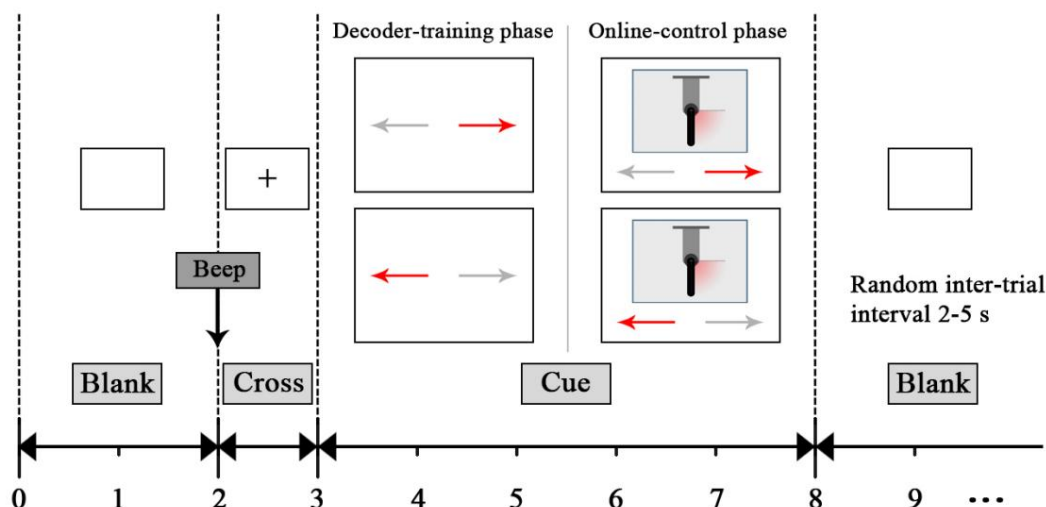


Figura 2. Momento de una prueba utilizada en el experimento. Cada prueba comenzaba con la presentación de un tono de advertencia acústico y una cruz (segundo 2). Un segundo después, se elegía aleatoriamente un taco en uno de dos ("y" y "y"), que indicaba el movimiento a ejecutar o imaginar. Esta señal se presentó visualmente por medio de una flecha izquierda/derecha, que apareció en el medio de la pantalla de la computadora. Los sujetos debían realizar el ME y el MI durante cinco segundos, hasta que se borraba el contenido de la pantalla (segundo 8). Después de una breve pausa (duración aleatoria entre dos y cinco segundos), comenzó la siguiente prueba.

2.2.2. Fase de control en línea

Durante la fase de control en línea, el decodificador entrenado que utiliza el paradigma seleccionado se probó en dos escenarios. En el primer escenario, los sujetos sin exoesqueleto (que estaba colgado al lado del sujeto) estaban sentados en una silla cómoda con los antebrazos semiextendidos sobre el escritorio, como se muestra en la Figura 1b. En el segundo escenario, los sujetos que portaban el exoesqueleto en el brazo derecho estaban sentados en una silla cómoda con el antebrazo izquierdo semiextendido sobre el escritorio y el brazo derecho colgando verticalmente al plano sagital, como se muestra en la Figura 1c. El exoesqueleto del miembro superior con un grado de libertad podría realizar dos acciones: flexión y extensión. Se utilizó para ayudar al movimiento del codo de los usuarios en las actividades diarias. En dos escenarios, el exoesqueleto podría moverse mediante un control binario mientras los sujetos realizaban ME o MI bajo el paradigma seleccionado. La estrategia de control se muestra en la Figura 3. Los sujetos realizaron ME o MI de acuerdo con la indicación. La presentación de la señal fue la misma que en la fase de entrenamiento del decodificador. Después del preprocesamiento y la extracción de características de las señales de EEG sin procesar, las características extraídas se ingresaron en el decodificador entrenado y se clasificaron para reconocer qué movimiento estaban ejecutando o imaginando los sujetos. Dependiendo del resultado de la clasificación, el controlador inteligente enviaba señales de control al exoesqueleto para que realizara la acción correspondiente. La retroalimentación fue proporcionada por una barra vertical que simulaba la parte activa del exoesqueleto en la pantalla de la computadora (Escenarios 1 y 2) o por el exoesqueleto montado en el brazo. La barra de retroalimentación se movió en el mismo ángulo que el exoesqueleto en tiempo real. Hubo dos sesiones en cada escenario, y cada sesión consistió en 60 acciones de exoesqueleto.

Durante el ME, se instruyó a los sujetos para que realizaran movimientos físicos inmediatamente después de la aparición de la señal, y no antes. Durante el IM, se instruyó a los sujetos para que realizaran imágenes motoras inmediatamente después de la aparición de la señal, y no antes. Los movimientos de la lengua y los ojos fueron detectables a través de los electrodos de EEG. Además, los autoinformes de los sujetos indicaron que los sujetos no estaban realizando ME o MI antes de la aparición de la señal. Se utilizó un video de circuito cerrado para garantizar que los sujetos realizaran ME o MI correctamente y estuvieran despiertos y atentos. Hubo un período de descanso de 10 minutos entre cada sesión en caso de fatiga. Cada sujeto se inscribió en el estudio durante 2-2,5 h.

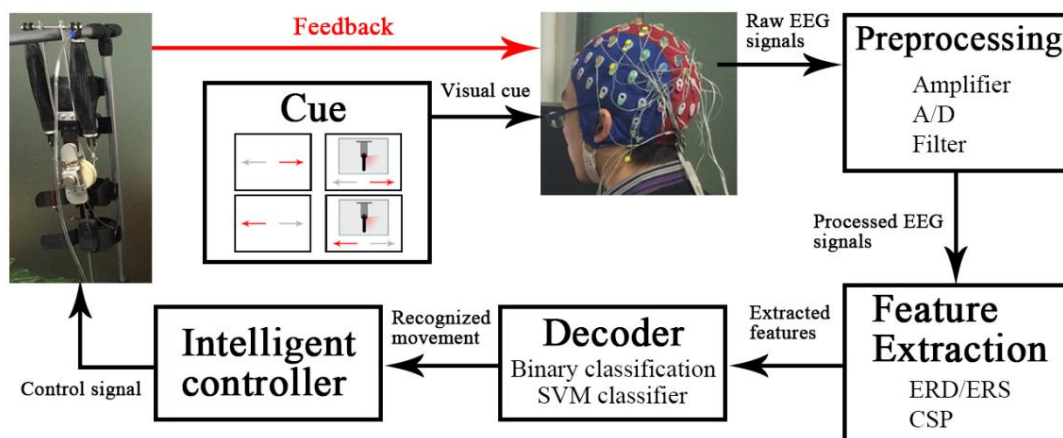


Figura 3. Estrategia de control del exoesqueleto del miembro superior. Los sujetos realizaron ME o MI de acuerdo con la señal. La presentación de la señal fue la misma que en la fase de entrenamiento del decodificador. Después del preprocesamiento y la extracción de características de las señales de EEG sin procesar, las características extraídas se ingresaron en el decodificador entrenado y se clasificaron para reconocer qué movimiento estaban ejecutando o imaginando los sujetos. Dependiendo del resultado de la clasificación, el controlador inteligente enviaba señales de control al exoesqueleto para que realizara la acción correspondiente. La retroalimentación fue proporcionada por una barra vertical que simulaba la parte activa del exoesqueleto en la pantalla de la computadora (Escenarios 1 y 2) o por el exoesqueleto montado en el brazo derecho (Escenario 2). La barra de retroalimentación se movió en el mismo ángulo que el exoesqueleto en tiempo real.

2.3. Exclusión de prueba

Durante el experimento, de acuerdo con el video de circuito cerrado, se excluyeron las pruebas con movimientos incorrectos durante ME; Se excluyeron los ensayos con cualquier movimiento durante el IM. Después del experimento, las pruebas que contenían artefactos de tensión muscular, movimiento de la lengua, movimiento de la cara, movimiento de los ojos o parpadeo en los 2 s anteriores a la aparición de la señal y durante la señal se identificaron fuera de línea y se excluyeron de todas las visualizaciones y análisis posteriores.

2.4. Extracción de características

La señal de EEG sin procesar se filtró en una banda de 8 a 30 Hz. Se eligió la banda de frecuencia porque incluye las bandas de frecuencia alfa y beta, que han demostrado ser las más importantes para la clasificación del movimiento [20]. Para mostrar el ERD/ERS de cada clase (movimiento de la mano izquierda, movimiento de la mano derecha y movimiento de ambos pies), las señales EEG de los canales C3, Cz y C4 se promediaron en línea durante los 3 s anteriores y los 5 s posteriores a la aparición de la señal en todas las pruebas. y todas las materias. ERD/ERS se define como el porcentaje de disminución o aumento de potencia en relación con un período de referencia (en este estudio 0-1 s) [17], según la expresión

$$\text{ERD/ERS\%} = (A - R) / R \times 100\% \quad (1)$$

La potencia dentro de la banda de frecuencia de interés en el período posterior al evento viene dada por A, mientras que la del período de referencia viene dada por R. Las visualizaciones ERD/ERS se crearon generando mapas de tiempo-frecuencia utilizando una transformación rápida de Fourier (FFT). con ventanas de Hanning, una longitud de segmento de 100 ms y sin superposición entre segmentos consecutivos [32].

De acuerdo con la inspección visual de ERD y ERS (consulte las Figuras 4 y 5 en la sección Resultados), el período de tiempo de 1 a 4 s después de la aparición de la señal (segundos 4 a 7) y la mejor banda de frecuencia para cada sujeto se seleccionaron en para obtener el ERD/ERS más fuerte para extraer características. Cada período de tiempo seleccionado se analizó utilizando segmentos de tiempo de 200 ms. El patrón espacial común (CSP) se usa ampliamente y tiene mucho éxito en el caso binario [33], que se aplicó en este estudio para realizar la extracción de características. Dadas dos distribuciones en un espacio de alta dimensión, el algoritmo CSP puede calcular filtros espaciales

que maximizan la varianza entre dos clases [34]. Para el análisis, permita que V denote los datos sin procesar de un solo ensayo, una matriz $N \times T$ con N el número de canales (28 canales en este estudio) y T el número de muestras en el tiempo. La covarianza espacial normalizada del EEG se puede calcular como

$$W = \frac{V V^T}{\text{Traza } V V^T} \quad (2)$$

donde T denota el operador transpuesto y $\text{trace}(a)$ es la suma de los elementos diagonales de a . Para separar cada una de las dos distribuciones (es decir, movimiento de la mano izquierda y de la mano derecha, o movimiento de la mano izquierda y movimiento de ambos pies), la covarianza espacial W se calcula promediando las pruebas de cada una de las dos clases. La covarianza espacial compuesta se da como $W_c = W_1 + W_2$. W_c se puede factorizar como $W_c = E \tilde{c} \tilde{c}^T E$ donde E es la matriz de vectores propios y \tilde{c} es la matriz diagonal de valores propios. el blanqueamiento

transformación $M = \tilde{c}^{-1} \tilde{c}^T$ de W_c iguala las varianzas en el espacio generado por E , es decir, todos los valores propios $M W_c M^T$ son iguales a uno. Si W_1 y W_2 se transforman como $P_1 = M W_1 M^T$ y $P_2 = M W_2 M^T$, P_1 y P_2 comparten vectores propios comunes U , es decir, si $P_1 = U \tilde{y}_1 U^T$ y $P_2 = U \tilde{y}_2 U^T$, entonces $\tilde{y}_1 + \tilde{y}_2 = I$, donde I es la matriz identidad. Con la proyección $B = (U^T B)^T$ de un ensayo V se da como $Z = B V$. Las características que utilizamos para la clasificación (mapas) de la primera y última m filas de los coeficientes de expansión Z_i , ya que, por construcción, son las más adecuadas para distinguir entre las dos condiciones. Sea D_i la varianza de la j -ésima fila de Z_i , $j = 1, 2, \dots, 2m$.

El vector de características para la prueba i está compuesto por las varianzas de $2m$ D_i normalizadas por la varianza total de j , las proyecciones retenidas y transformadas

$$F_j^i = \frac{\sum_{j=1}^{2m} D_{ij}}{\sum_{j=1}^{2m} D_j} \quad (3)$$

Los vectores característicos F_j^i se introducen en el clasificador.

2.5. Clasificación

En la fase de entrenamiento del decodificador, aplicamos el análisis discriminante lineal (LDA), la máquina de vectores de soporte (SVM) y la red neuronal de retropropagación (BPNN) como clasificadores en este estudio debido a su notable robustez y alto rendimiento en las aplicaciones de BMI [35, 36]. La entrada fue el vector de características de CSP y la salida fue una clase (movimiento de la mano izquierda, movimiento de la mano derecha o movimiento de ambos pies). Separamos todo el conjunto de datos en conjunto de entrenamiento y conjunto de prueba, y clasificamos los datos del conjunto de prueba con el modelo obtenido del conjunto de entrenamiento. Para probar el método de manera óptima con los datos disponibles para nosotros, realizamos el procedimiento de validación cruzada de 10 pliegues en la fase de entrenamiento del modelo, es decir, se usaron nueve pliegues de datos del conjunto de entrenamiento para el entrenamiento y el pliegue restante de datos fue utilizado para la validación. Se utilizaron tres proporciones diferentes entre el conjunto de entrenamiento y el conjunto de prueba, es decir, 50%–50%, 60%–40% y 80%–20%. Diferentes clasificadores y diferentes proporciones de prueba de tren pueden conducir a un rendimiento de clasificación diferente. Por lo tanto, comparamos nueve estrategias de clasificación en total (tres clasificadores \times tres proporciones de prueba de tren) para seleccionar el mejor clasificador y las proporciones de prueba de tren. Luego, con base en la mejor estrategia de clasificación, se seleccionó el mejor paradigma. En la fase de control en línea, todos los datos se usaron para probar los datos para probar los modelos de clasificación del paradigma seleccionado.

2.6. Análisis de los datos

Para evaluar el rendimiento del IMC propuesto, en este estudio se utilizaron cuatro medidas, es decir, exactitud, precisión, recuperación y puntuación F. La precisión es la proporción en que el modelo clasifica correctamente la entrada. Se puede calcular utilizando la precisión de la ecuación = (Verdadero positivo + Verdadero negativo)/(Verdadero positivo + Verdadero negativo + Falso positivo + Falso negativo). La precisión es una medida que indica la fracción en la que el modelo predice correctamente la clase verdadera, mientras que la recuperación indica la fracción en la que el modelo detecta la clase verdadera.

clase. La precisión y el recuerdo se pueden obtener usando las ecuaciones $\text{precisión} = \frac{\text{Verdadero Positivo}}{(\text{Verdadero Positivo} + \text{Falso Positivo})}$ y $\text{recuerdo} = \frac{\text{Verdadero Positivo}}{(\text{Verdadero Positivo} + \text{Falso Negativo})}$, respectivamente. F-score es una medida extendida de precisión y combina igualmente precisión y recuperación. La puntuación F se puede calcular mediante la ecuación $F \text{ y puntuación} = 2 \times \frac{\text{precisión} \times \text{recuperación}}{(\text{precisión} + \text{recuperación})}$. En la fase de entrenamiento del decodificador, para evaluar la interacción del modo motor \times paradigma y los efectos principales del modo motor y el paradigma, un ANOVA de 2 (ME o MI) \times 2 (movimiento de la mano izquierda frente a la derecha o movimiento de la mano izquierda frente a ambos pies) dentro de los sujetos se aplicó. En la fase de control en línea, para evaluar la interacción del modo motor \times escenario y los efectos principales del modo motor y el escenario, se aplicó un ANOVA de 2 (ME o MI) \times 2 (usando o sin usar el exoesqueleto) dentro de los sujetos.

Todas las estadísticas utilizadas se realizaron con un intervalo de confianza del 95%.

3. Resultados

Después de la exclusión del ensayo, se procesaron y analizaron todos los datos restantes de los cuatro sujetos del experimento.

3.1. Resultados de la Fase de Entrenamiento del Decodificador

3.1.1. Análisis neurofisiológico de ERD/ERS

Para mostrar el curso temporal de ERD/ERS, para cada movimiento (movimiento de la mano derecha, de la mano izquierda o de ambos pies), la potencia del EEG de C3, Cz y C4 dentro de la banda de frecuencia de 8 a 12 Hz se promedia fuera de línea durante los 3 s anteriores y 5 s después de la aparición de la señal en todas las pruebas y todos los sujetos, y se muestra en relación (como porcentaje) a la potencia de las mismas derivaciones de EEG registradas durante el período de referencia, como se muestra en la Figura 4. Durante el ME y el MI de la mano derecha y mano izquierda (el período de tiempo de 1 a 5 s después de la aparición de la señal (segundos 4 a 8)), los datos del EEG revelan un ERD significativo y un ERS posterior al movimiento en el lado contralateral, mientras que solo se puede ver un ERS débil en el lado ipsilateral. lateral y en el electrodo Cz. Durante el ME y el MI de ambos pies, los datos del EEG revelan un ERD significativo en el electrodo Cz, mientras que un ERS significativo en los electrodos C3 y C4. El movimiento de la mano puede resultar en un área de la mano (C3 y C4) ERD y simultáneamente en un área del pie (Cz) ERS, y el movimiento del pie puede resultar en un patrón opuesto. Además, para los tres movimientos, el ERD y el ERS son más significativos durante ME que MI.

La Figura 5 muestra un ejemplo representativo de mapas de tiempo-frecuencia para ME de tres movimientos del sujeto 3. Para cada movimiento, se ilustran mapas de tiempo-frecuencia del canal C3 sobre la corteza sensoriomotora izquierda, C4 sobre la corteza sensoriomotora derecha y Cz. En el mapa de tiempo-frecuencia, 3 s significa la aparición de la señal. El color azul representa ERD (disminución de potencia) y el color rojo representa ERS (aumento de potencia). Para el movimiento de la mano derecha y la mano izquierda, se observa ERD alrededor de 1 a 4 s (segundos 4 a 7) después del inicio de la señal debido al retraso de la respuesta; Se observa ERD en ambas bandas alfa y beta sobre áreas motoras contralaterales a los movimientos de la mano. El ERS se observa principalmente alrededor del segundo 7-8 en la banda beta sobre las áreas motoras contralaterales. Para el movimiento de ambos pies, el ERD en las bandas alfa y beta se observa en el electrodo Cz y el ERS en las bandas alfa y beta se observa en el área de la mano (C3 y C4) entre los segundos 4 y 7. Para el sujeto 3, los mapas de tiempo-frecuencia muestran que 12–16 Hz es la mejor frecuencia para obtener el ERD/ERS más fuerte para extraer caracteres. Las topografías de la cabeza correspondientes a esta banda de frecuencia de los segundos 4 a 7 se proporcionan junto a los mapas de tiempo-frecuencia. Las mejores bandas de frecuencia para los otros tres sujetos son: 8–12 Hz para el sujeto 1, 18–22 Hz para el sujeto 2 y 14–18 Hz para el sujeto 4.

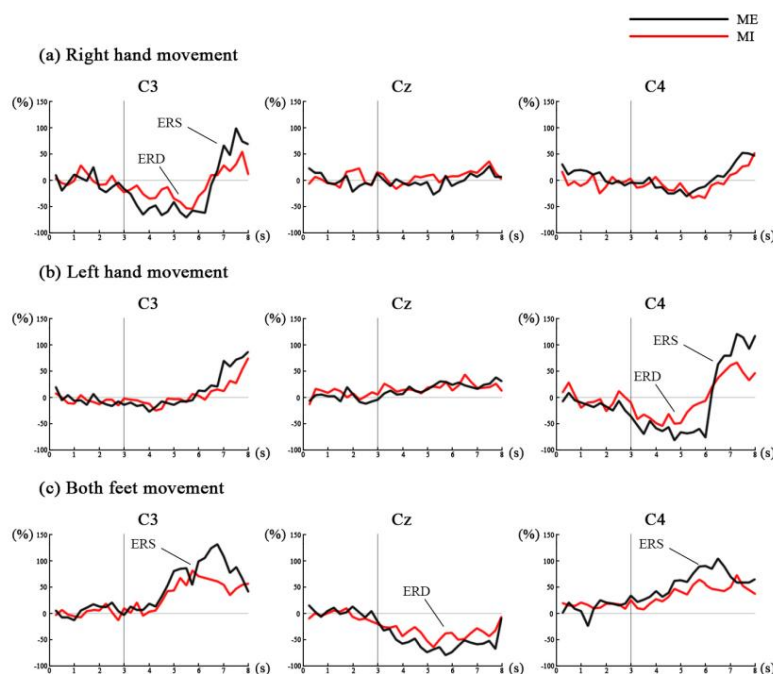


Figura 4. Evolución temporal de ERD/ERS. Para cada movimiento (movimiento de la mano derecha, la mano izquierda o ambos pies), la potencia del EEG de C3, Cz y C4 dentro de la banda de frecuencia de 8 a 12 Hz se promedia fuera de línea durante los 3 s anteriores y los 5 s posteriores a la aparición de la señal en todas las pruebas y todos los movimientos. sujetos, y se muestra en relación (como porcentaje) a la potencia de las mismas derivaciones de EEG registradas durante el período de referencia: **(a)** muestra los patrones ERD/ERS que ocurren en el movimiento de la mano derecha; **(b)** muestra los patrones ERD/ERS que ocurren en el movimiento de la mano izquierda; y **(c)** muestra los patrones ERD/ERS que ocurren en el movimiento de ambos pies.

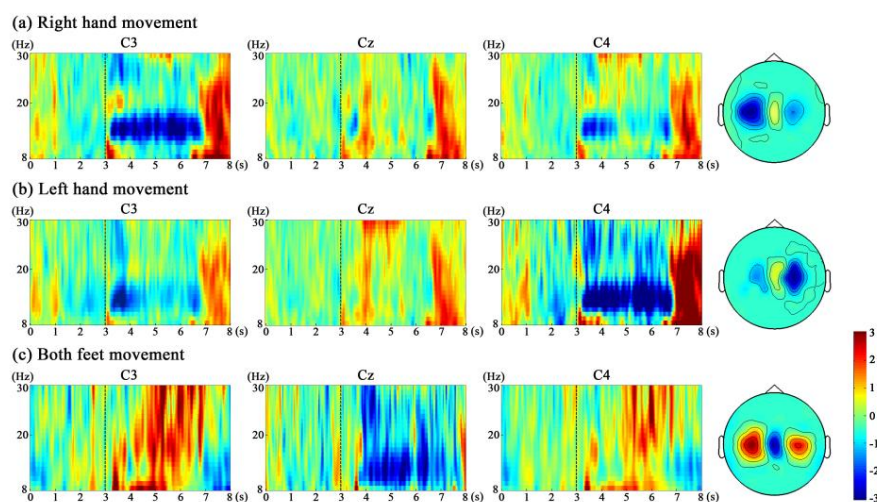


Figura 5. Un ejemplo representativo de mapas de tiempo-frecuencia para ME de tres movimientos del sujeto 3. **(a)** mapas de tiempo-frecuencia del movimiento de la mano derecha; **(b)** mapas de tiempo-frecuencia del movimiento de la mano izquierda; **(c)** mapas de tiempo-frecuencia del movimiento de ambos pies. Para cada movimiento, se ilustran mapas de tiempo-frecuencia del canal C3 sobre la corteza sensoriomotora izquierda, C4 sobre la corteza sensoriomotora derecha y Cz. En el mapa de tiempo-frecuencia, 3 s significa la aparición de la señal. El color **azul** representa ERD (disminución de potencia) y el color **rojo** representa ERS (aumento de potencia). Las topografías de la cabeza correspondientes a la mejor banda de frecuencia (12–16 Hz para el sujeto 3) de los segundos 4–7 se proporcionan junto a los mapas de tiempo-frecuencia.

3.1.2. Resultados de clasificación

De acuerdo con las Figuras 4 y 5, el período de tiempo y la mejor banda de frecuencia para cada sujeto fueron seleccionados para la extracción y clasificación de características. Para cada sesión, nueve modelos de clasificación en base a diferentes estrategias de clasificación (S1-S9) fueron entrenados para distinguir entre dos movimientos (movimiento de la mano izquierda frente a la derecha, o movimiento de la mano izquierda frente a ambos pies). La tabla 2 muestra la clasificación precisiones de nueve modelos de clasificación para cada sesión en todos los temas. El LDA (S1–S3) y SVM (S4–S6) logra precisiones de clasificación similares, que son más altas que las de BPNN (S7–S9). Para las diferentes proporciones de prueba de tren, las precisiones de clasificación de 80%–20% (S3, S6 y S9) son superiores a las del 50-50% (S1, S4 y S7) y del 60-40% (S2, S5 y S8). S3 tiene una mayor precisión de clasificación promedio de $83.71\% \pm 7.07\%$. Estos resultados indican que el uso del clasificador LDA y El 80 %–20 % de la relación entre pruebas (S3) logra un mejor rendimiento de clasificación, que se analiza más a fondo para seleccionar el mejor paradigma. Las matrices de confusión de cuatro sesiones usando la estrategia de clasificación S3 son se muestra en la Figura 6. Los números de cada entrada en la matriz representan el valor medio y estándar desviación en todos los temas. Las entradas diagonales principales representan la clasificación correcta, y las las entradas fuera de la diagonal representan la clasificación errónea. Las cuatro sesiones logran clasificación media precisión de $76,38\% \pm 4,25\%$, $79,19\% \pm 3,41\%$, $87,93\% \pm 4,83\%$ y $91,32\% \pm 2,89\%$, respectivamente. Las precisiones de las sesiones ME (Sesiones 2 y 4) son más altas que las de las sesiones MI (Sesiones 1 y 3); las precisiones de las sesiones de movimiento de la mano izquierda versus ambos pies (Sesiones 3 y 4) son más altas que los de las sesiones de movimiento de la mano izquierda versus derecha (Sesiones 1 y 2). La Tabla 3 muestra la precisión media, recuerdo y puntaje F de las dos clases de cuatro sesiones usando la estrategia de clasificación S3 en todos los sujetos. En general, los resultados muestran alta precisión, recuperación y puntuación F, lo que indica que el modelo tiene una alta rendimiento (Sesiones 3 y 4). ANOVA no muestra una interacción significativa entre el modo motor y paradigma ($p > 0.05$), mientras que hay un efecto principal significativo del modo motor ($F = 17.473$, $p = 0.004$) y paradigma ($F = 15.880$, $p = 0.016$) para la precisión de la clasificación. Estos resultados indican que la mano izquierda versus el paradigma de movimiento de ambos pies logra un mejor rendimiento de clasificación, lo que sería utilizado en la fase de control en línea.

Tabla 2. Las precisiones de clasificación de nueve modelos de clasificación basados en diferentes clasificaciones estrategias para cada sesión en todas las materias (en %).

Clasificación	Estrategia	Clasificador	Proporción prueba-entrenamiento	Sesión 1	Sesión 2	Sesión 3	Sesión 4	Promedio
S1		LDA	50%–50%	74,34 \pm 1,07	76,85 \pm 2,22	85,38 \pm 2,38	88,43 \pm 3,41	81,25 \pm 6,73
S2		LDA	60%–40%	75,44 \pm 2,03	76,32 \pm 1,93	87,88 \pm 1,44	90,05 \pm 2,54	82,42 \pm 7,61
S3		LDA	80%–20%	76,38 \pm 3,40	79,19 \pm 2,83	87,93 \pm 1,04	91,32 \pm 3,01	83,71 \pm 7,07
S4		MVS	50%–50%	75,03 \pm 1,45	75,07 \pm 4,05	85,55 \pm 3,81	87,90 \pm 1,56	80,89 \pm 6,81
S5		MVS	60%–40%	75,81 \pm 2,30	77,74 \pm 2,12	86,47 \pm 1,03	90,23 \pm 2,44	82,56 \pm 6,90
S6		MVS	80%–20%	76,55 \pm 1,59	78,26 \pm 3,13	87,47 \pm 2,54	91,26 \pm 1,23	83,39 \pm 7,11
S7		BPNN	50%–50%	71,82 \pm 2,39	73,11 \pm 1,24	83,07 \pm 3,09	86,34 \pm 2,84	78,59 \pm 7,21
S8		BPNN	60%–40%	72,13 \pm 1,49	73,45 \pm 1,83	83,23 \pm 3,03	88,04 \pm 2,57	79,21 \pm 7,69
S9		BPNN	80%–20%	73,24 \pm 2,73	75,33 \pm 3,52	84,56 \pm 1,91	88,43 \pm 1,77	80,39 \pm 7,27

S 1-9: Sujeto 1-9, LDA: análisis discriminante lineal, SVM: máquina de vectores de soporte, BPNN: red neuronal de retropropagación.

Tabla 3. La precisión media, el recuerdo y la puntuación F de las diferentes dos clases de cuatro sesiones usando S3 estrategia de clasificación en la fase de entrenamiento del decodificador en todas las materias (en %).

	Sesión 1 (MI)		Sesión 2 (YO)		Sesión 3 (MI)		Sesión 4 (YO)	
	Mano izquierda	Mano derecha	Mano izquierda	Mano derecha	Mano izquierda	Ambos pies	Mano Izquierda	Ambos Pies
Precisión	76,86 \pm 2,38	75,91 \pm 0,92	78,71 \pm 1,27	79,69 \pm 2,36	87,55 \pm 3,24	88,30 \pm 2,03	90,70 \pm 1,37	91,96 \pm 2,07
Recuerdo	75,48 \pm 1,09	77,27 \pm 1,33	80,03 \pm 0,74	78,45 \pm 1,04	88,42 \pm 3,03	87,43 \pm 1,92	92,08 \pm 0,87	90,56 \pm 1,90
Puntuación F	76,16 \pm 0,71	76,58 \pm 0,31	79,36 \pm 0,92	79,07 \pm 0,48	87,99 \pm 1,06	87,86 \pm 0,77	91,38 \pm 0,92	91,25 \pm 0,88

MI: imaginaria motora, ME: ejecución motora.

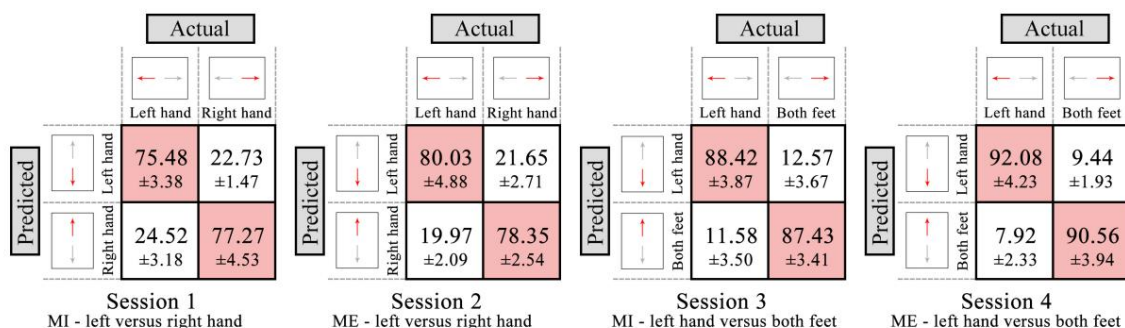


Figura 6. Matrices de confusión (en %) para cuatro sesiones utilizando la estrategia de clasificación S3 en la fase de entrenamiento del decodificador, promediadas entre todos los sujetos. Los números de cada entrada en la matriz representan el valor medio y la desviación estándar de todos los sujetos. Las entradas diagonales principales representan la clasificación correcta y las entradas fuera de la diagonal representan la clasificación errónea.

3.2. Resultados de la Fase de Control en Línea

El decodificador entrenado que utiliza el paradigma seleccionado se probó en la fase de control en cuatro sesiones en línea en los sujetos Sesión 5: MI, sin exoesqueleto; Sesión 6: ME, sin exoesqueleto; Sesión 7: MI, con exoesqueleto; Sesión 8: ME, usando exoesqueleto). El modelo entrenado (clasificador LDA) de la Sesión 3 se utilizó en las Sesiones 5 y 7; el modelo entrenado de la sesión 4 se utilizó en las sesiones 6 y 8.

Las matrices de confusión de las Sesiones 5 a 8 se muestran en la Figura 7. Los números de cada entrada en la matriz representan el valor medio y la desviación estándar de todos los sujetos. Las entradas diagonales principales representan la clasificación correcta y las entradas fuera de la diagonal representan la clasificación errónea. Las cuatro sesiones logran una precisión de clasificación media de $87,83\% \pm 2,79\%$, $91,69\% \pm 2,95\%$, $84,29\% \pm 2,11\%$ y $87,37\% \pm 3,06\%$, respectivamente. Las precisiones de las sesiones ME (Sesiones 6 y 8) son más altas que las sesiones MI (Sesiones 5 y 7); las precisiones de las sesiones sin exoesqueleto (sesiones 5 y 6) son más altas que las sesiones con exoesqueleto (sesiones 7 y 8). La Tabla 4 muestra la precisión media, el recuerdo y la puntuación F de las dos clases de las Sesiones 5 a 8 en todos los sujetos. Los resultados muestran una mayor precisión, recuperación y puntuación F de las sesiones 5 y 6 que las de las sesiones 7 y 8. ANOVA no muestra una interacción significativa entre el modo motor y el escenario ($p > 0,05$), mientras que hay un efecto principal significativo del modo motor . modo ($F = 30.327$, $p < 0.001$) y escenario ($F = 24.502$, $p < 0.001$) para la precisión de la clasificación. Estos resultados indican que el escenario sin exoesqueleto logra un mejor rendimiento de clasificación que el escenario con exoesqueleto.

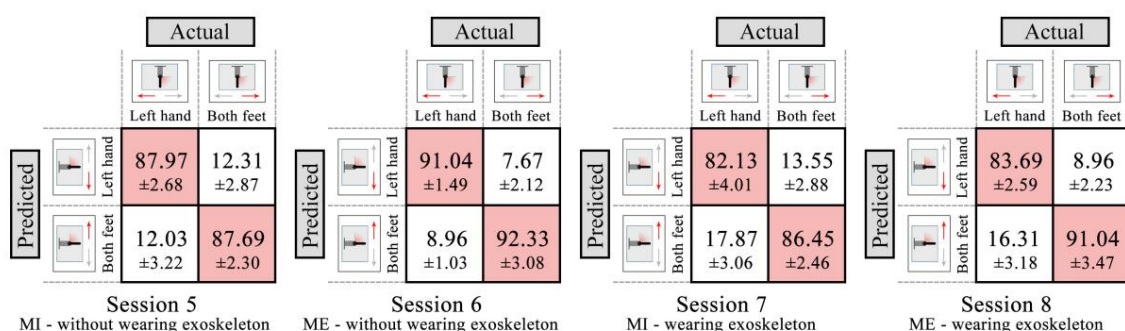


Figura 7. Matrices de confusión (en %) para cuatro sesiones en la fase de control en línea, promediadas entre todos los sujetos. Los números de cada entrada en la matriz representan el valor medio y la desviación estándar de todos los sujetos. Las entradas diagonales principales representan la clasificación correcta y las entradas fuera de la diagonal representan la clasificación errónea.

Tabla 4. La precisión media, el recuerdo y la puntuación F de las dos clases de cuatro sesiones en la fase de control en línea en todos los sujetos (en %).

	Sesión 5 (MI) sin exoesqueleto			Sesión 6 (ME) sin exoesqueleto			Sesión 7 (MI) con exoesqueleto			Sesión 8 (ME) con exoesqueleto		
	Mano Izquierda	Ambos Pies		Mano Izquierda	Ambos Pies		Mano Izquierda	Ambos Pies		Mano Izquierda	Ambos Pies	
Precisión	87.72 ± 1.09	87.94 ± 2.21	92.23 ± 1.17	91.15 ± 1.83	85.84 ± 1.37	83.96 ± 1.21	90.33 ± 1.16	84.81 ± 1.22	87.97 ± 0.93	87.69 ± 1.88	91.04 ± 1.23	92.33 ± 1.54
Recuerdo	82.13 ± 1.26	86.45 ± 0.97	83.69 ± 1.46	91.04 ± 2.09	87.70 ± 0.35	87.81 ± 0.89	91.63 ± 0.43	91.74 ± 0.66	83.94 ± 0.88	85.19 ± 0.80	86.88 ± 0.45	
Puntuación F	87,81 ± 0,92											

MI: imaginaria motora, ME: ejecución motora.

4. Discusión

Mediante el uso de señales fisiológicas asociadas con el comportamiento natural, los usuarios pueden interactuar con el entorno a través de ME o MI. En este estudio, propusimos un IMC e investigamos si las variaciones autoinducidas del EEG pueden ser útiles como señales de control para un exoesqueleto de miembro superior.

En la fase de entrenamiento del decodificador, los sujetos realizaron ME o MI bajo dos paradigmas, es decir, movimiento de la mano izquierda versus movimiento de la mano derecha y movimiento de la mano izquierda versus movimiento de ambos pies. Durante el ME y el MI de la mano derecha y la mano izquierda, observamos ERD y ERS contralaterales en la banda alfa y beta durante los movimientos sostenidos y posteriores al movimiento de todos los sujetos, mientras que solo se podía ver un ERS débil en el lado ipsilateral y en el Electrodo Cz, como se muestra en las Figuras 4 y 5. Estos hechos se deben a que hay una disminución en la sincronía de las poblaciones neuronales subyacentes durante EM o MI (ERD), y ERS refleja un estado cerebral somatotípico específico de corta duración asociado con la desactivación (inhibición) y/o reinicio de las redes de la corteza motora que ocurre en el post-movimiento [17,37].

En contraste con el movimiento de la mano, durante el movimiento de ambos pies, se pudo encontrar un ERD significativo cerca del electrodo Cz sobre el área de representación del pie principal, mientras que un ERS significativo en el electrodo C3 y C4 sobre el área de representación de la mano principal, como se muestra en Figuras 4 y 5.

Estos resultados dan evidencia de la existencia no solo de un “ritmo mu del área de la mano” sino también un “ritmo mu del área del pie” [38]. Cada área sensoriomotora primaria puede tener su propio ritmo intrínseco, que se bloquea o desincroniza cuando se activa el área correspondiente. Aunque se esperaba que los patrones de ERD/ERS fueran similares entre ME y MI, las amplitudes de ERD/ERS para las sesiones de MI (Sesiones 1 y 3) fueron más pequeñas que las de las sesiones de ME (Sesiones 2 y 4). La razón por la que MI tiene un rendimiento menos robusto que ME podría ser que MI no es un comportamiento natural y, por lo tanto, requiere más esfuerzo que ME [39]. Además, en comparación con ME, no hay retroalimentación neuronal en MI, lo que puede exhibir menos actividad (ERS) en la corteza motora y dar como resultado una menor relación señal/ruido.

Sin embargo, considerando que MI es más significativo para la aplicación de IMC, se debe realizar más entrenamiento para los sujetos con MI. Con respecto a la selección del paradigma, las precisiones del paradigma de movimiento de la mano izquierda frente a ambos pies (Sesiones 3 y 4) son más altas que las del paradigma de movimiento de la mano izquierda frente a la derecha (Sesiones 1 y 2). Estos hechos indican que los patrones ERD y ERS son altamente diferenciables entre el movimiento de la mano izquierda y ambos pies, mientras que fueron menos detectables entre el movimiento de la mano izquierda y la mano derecha. Por lo tanto, elegimos el paradigma de movimiento de la mano izquierda frente a ambos pies para utilizarlo en la fase de control en línea.

En la fase de control en línea, el decodificador entrenado que utiliza el paradigma seleccionado se probó en dos escenarios. Las precisiones de las sesiones ME (Sesiones 6 y 8) son más altas que las sesiones MI (Sesiones 5 y 7), lo que tiene los mismos resultados que aquellos en la fase de entrenamiento del decodificador. Además, las precisiones de las sesiones sin exoesqueleto (sesiones 5 y 6) son más altas que las sesiones con exoesqueleto (sesiones 7 y 8). Una de las razones es que, al usar el exoesqueleto, el brazo derecho se moverá siguiendo al exoesqueleto, lo que causa algunos problemas en el uso práctico porque el movimiento del brazo derecho produciría patrones ERD/ERS sobre el área de la mano y esto puede resultar en decisiones falsas del sistema [27], especialmente un efecto sobre la clasificación del movimiento de la mano izquierda.

Incluso si el movimiento del brazo derecho es un movimiento pasivo, también puede dar lugar a patrones ERD/ERS similares a los de los movimientos voluntarios [40]. Un trabajo relacionado [41] sobre el efecto del movimiento pasivo encontró que los patrones ERD/ERS asociados con los movimientos de las extremidades superiores no cambian significativamente por los movimientos pasivos periódicos de las extremidades inferiores, lo cual es similar a nuestros resultados (el movimiento de la mano derecha

afecta principalmente la clasificación del movimiento de la mano izquierda, pero no el movimiento del pie, como se muestra en la Figura 7). Por lo tanto, una posible solución es evitar el uso de patrones ERD/ERS sobre el área de la mano para la extracción y clasificación de características en el uso práctico, es decir, usar el otro paradigma como el movimiento de la cara versus el pie, lo que da como resultado principalmente los patrones ERD/ERS sobre el área de la cara y zona de los pies. Esta solución solo se aplica a este estudio (exoesqueleto de miembro superior); todavía podemos usar patrones ERD/ERS sobre el área de la mano para el exoesqueleto u ortesis de la extremidad inferior, pero no los patrones ERD/ERS sobre el área del pie.

La contaminación por artefactos (movimientos de la lengua y los ojos, y EMG de los músculos faciales) en el registro de la señal del EEG puede causar problemas graves en las aplicaciones del IMC [40]. A lo largo del experimento, se monitorearon los movimientos de la lengua y los ojos, y las señales EMG de todos los sujetos, para asegurarse de que no se realizaran artefactos durante el ME y el MI. Además, después de los experimentos, los ensayos contaminados se identificaron en línea y se excluyeron de todas las visualizaciones y análisis posteriores. Por lo tanto, la contaminación por artefactos no fue una preocupación en este estudio.

El trabajo futuro cubrirá los siguientes dos aspectos: (1) los resultados actuales muestran que el IMC propuesto es aplicable para controlar un exoesqueleto de miembro superior para sujetos sin discapacidad. Sin embargo, las aplicaciones de BMI también deben dirigirse a los usuarios afectados por discapacidades motoras. Por lo tanto, deberíamos aplicar el método propuesto a estos usuarios para validar los resultados; y (2) en este documento, nuestro objetivo es investigar si las variaciones autoinducidas del EEG pueden ser útiles como señales de control para un exoesqueleto de miembro superior. Exploramos cómo clasificar los movimientos binarios. Sin embargo, para controlar un exoesqueleto, hay otros puntos importantes, como el control del actuador, la retroalimentación del control, la estructura mecánica, etc., que deben explorarse y estudiarse.

5. Conclusiones

En este artículo, investigamos si las variaciones autoinducidas del EEG pueden ser útiles como señales de control para un exoesqueleto de miembro superior desarrollado por nosotros. Se propuso una interfaz cerebro-máquina basada en ERD/ERS. En resumen, ERD/ERS que utiliza el paradigma de movimiento de la mano izquierda frente a la derecha y el paradigma de movimiento de la mano izquierda frente a ambos pies presentó patrones distinguibles como esperábamos, tanto en IM como en EM; Las variaciones autoinducidas de EEG pueden ser útiles como señales de control para un exoesqueleto de miembro superior en dos escenarios. Aunque la precisión de clasificación promedio cuando los sujetos usaron el exoesqueleto no fue tan alta como cuando los sujetos no usaron el exoesqueleto durante la fase de control en línea, los métodos que propusimos exhibieron propiedades satisfactorias y resultados sólidos. El presente estudio demuestra que el IMC propuesto es eficaz para controlar el exoesqueleto de las extremidades superiores y proporciona un método práctico mediante una señal de EEG no invasiva asociada con el comportamiento natural humano para aplicaciones clínicas. Vale la pena buscar este sistema potencial, ya que el IMC basado en EEG puede brindar apoyo de muchas maneras para ayudar en las actividades diarias y mejorar la calidad de vida de las personas mayores, discapacitadas y lesionadas.

Agradecimientos: Esta investigación fue financiada en parte por el proyecto 2015M581935 financiado por la Fundación de Ciencias Postdoctorales de China, la Fundación de Ciencias Postdoctorales de la Provincia de Zhejiang bajo el Proyecto BSH1502116, la Fundación Nacional de Ciencias Naturales de China 61272304 y el Proyecto de Ciencia y Tecnología de la Provincia de Zhejiang 2015C31051.

Contribuciones de los autores: ZT concibió y diseñó los experimentos; ZT, CL y SC realizaron los experimentos; SS y SZ analizaron los datos; SZ y YC contribuyeron con reactivos/materiales/herramientas de análisis; ZT escribió el artículo.

Conflictos de interés: Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés.

abreviaturas

En este manuscrito se utilizan las siguientes abreviaturas:

Interfaces cerebro-máquina BMI

Electroencefalograma EEG

Desincronización relacionada con eventos ERD

Sincronización relacionada con eventos de ERS

Ejecución del motor ME

Imágenes motoras MI

AVD actividades de la vida diaria

electromiografía EMG

Análisis discriminante lineal LDA

Patrón espacial común de CSP

Referencias

- Lo, SA; Xie, SQ Robots de exoesqueleto para rehabilitación de miembros superiores: estado del arte y perspectivas de futuro. Medicina. Ing. física **2012**, 34, 261–268.
- Lo, AC; Guarino, PD; Richards, LG; Haselkorn, JK; Wittenberg, GF; Federman, DG; Timbre, RJ; Wagner, TH; Krebs, H; Volpe, BT; et al. Terapia asistida por robot para el deterioro a largo plazo de las extremidades superiores después de un accidente cerebrovascular. N. ingl. J.Med. **2010**, 362, 1772–1783.
- Gopura, R.; Bandara, D.; Kiguchi, K.; Mann, G. Desarrollos en sistemas de hardware de robots exoesqueléticos activos de miembros superiores: una revisión. Robot. Auton. sist. **2016**, 75, 203–220.
- Ren, Y.; Kang, SH; parque, SA; Wu, YN; Zhang, LQ Desarrollo de un robot de exoesqueleto de miembros superiores de múltiples articulaciones para diagnóstico, terapia y evaluación de resultados en neurorrehabilitación. Trans. IEEE. Sistema neural. rehabilitación Ing. **2013**, 21, 490–499.
- Naik, G.; Al-Timemy, A.; Nguyen, H. Clasificación de gestos de amputados transradiales usando un número óptimo de sensores sEMG: un enfoque usando el agrupamiento ICA. Trans. IEEE. Sistema neural. rehabilitación Ing. **2015**, 24, 837–846.
- Khokhar, ZO; Xiao, ZG; Menon, C. Reconocimiento de patrones EMG de superficie para el control en tiempo real de un exoesqueleto de muñeca. biomedicina Ing. En línea **2010**, 9, 1.
- Naik, GR; Kumar, DK Identificación de movimientos de manos y dedos usando ICA de múltiples ejecuciones de superficie electromiograma. J.Med. sist. **2012**, 36, 841–851.
- Herr, H. Exoesqueletos y ortesis: clasificación, desafíos de diseño y direcciones futuras. J. Neuroeng. rehabilitación **2009**, 6, 1.
- Naik, GR; Nguyen, HT Factorización de matriz no negativa para la identificación de movimientos de dedos EMG: Evaluación mediante análisis matricial. IEEE J. Biomédica. Informe de Salud. **2015**, 19, 478–485.
- Yin, YH; Ventilador, YJ; Xu, LD EMG y EPP-interfaz hombre-máquina integrada entre el paralizado y exoesqueleto de rehabilitación. Trans. IEEE. Informar. Tecnología biomedicina **2012**, 16, 542–549.
- Naik, GR; Kumar, DK; Jayadeva. Twin SVM para la clasificación de gestos utilizando el electromiograma de superficie. Trans. IEEE. Informar. Tecnología biomedicina **2010**, 14, 301–308.
- Yang, Z.; Chen, Y.; Wang, J. Reconocimiento de bocetos basado en EMG de superficie utilizando dos ventanas de análisis y genes programación de expresiones. Frente. Neurosci. **2016**, 10, 445.
- Wolpaw, JR; Birbaumer, N.; Mc Farland, DJ; Pfurtscheller, G.; Vaughan, TM Interfaces cerebro-computadora para comunicación y control. clin. Neurofisiol. **2002**, 113, 767–791.
- Pfurtscheller, G.; Neuper, C. Imágenes motoras y comunicación directa entre cerebro y computadora. proc. IEEE2001 , 89, 1123–1134.
- Pregenzer, M.; Pfurtscheller, G. Selección de componentes de frecuencia para una interfaz cerebro-computadora basada en EEG. Trans. IEEE. rehabilitación Ing. **1999**, 7, 413–419.
- Pfurtscheller, G.; Aranibar, A. Desincronización cortical relacionada con eventos detectada mediante mediciones de potencia del EEG del cuero cabelludo. Electroencefalograma clin. Neurofisiol. **1977**, 42, 817–826.
- Pfurtscheller, G.; Da Silva, FL Sincronización y desincronización de EEG/MEG relacionadas con eventos: Principios básicos . clin. Neurofisiol. **1999**, 110, 1842–1857.
- Pfurtscheller, G. Visualización gráfica y evaluación estadística de la desincronización relacionada con eventos (ERD). Electroencefalograma clin. Neurofisiol. **1977**, 43, 757–760.
- Pfurtscheller, G. Sincronización relacionada con eventos (ERS): un correlato electrofisiológico de áreas corticales en descansar. Electroencefalograma clin. Neurofisiol. **1992**, 83, 62–69.
- Pfurtscheller, G.; Neuper, C.; Flotzinger, D.; Pregenzer, M. Discriminación basada en EEG entre la imaginación del movimiento de la mano derecha e izquierda. Electroencefalograma clin. Neurofisiol. **1997**, 103, 642–651.
- Müller-Putz, GR; Kaiser, V.; Solís-Escalante, T.; Pfurtscheller, G. Interruptor cerebral asíncrono de configuración rápida basado en la detección de imágenes motoras del pie en EEG de 1 canal. Medicina. Biol. Ing. computar **2010**, 48, 229–233.
- Broetz, D.; Braun, C.; Weber, C.; Soekadar, SR; Caria, A.; Birbaumer, N. Combinación de entrenamiento de interfaz cerebro-computadora y fisioterapia dirigida a objetivos en accidentes cerebrovasculares crónicos: informe de un caso. Neurorrehabilitación. Reparación neural **2010**, 6, 1–6.

23. Caria, A.; Weber, C.; Brotz, D.; Ramos, A.; Ticini, LF; Gharabaghi, A.; Braun, C.; Birbaumer, N. Recuperación de accidente cerebrovascular crónico después de entrenamiento y fisioterapia combinados con BCI: informe de un caso. *Psicofisiología* **2011**, *48*, 578–582.
24. Ramos-Murguialday, A.; Broetz, D.; Rea, M.; Laer, L.; Yilmaz, O.; Brasil, Florida; Liberati, G.; Curado, MR; García-Cossío, E.; Vyziotis, A.; et al. Interfaz cerebro-máquina en la rehabilitación de accidentes cerebrovasculares crónicos: un estudio controlado. *Ana. Neurol.* **2013**, *74*, 100–108.
25. Ang, KK; Guan, C.; Chua, KSG; Ang, BT; Kuah, C.; Wang, C.; Phua, KS; Mentón, ZY; Zhang, H. Un estudio clínico de la interfaz cerebro-computadora basada en imágenes motoras para la rehabilitación robótica de miembros superiores. En *Actas de la 31.ª Conferencia Internacional Anual de la Sociedad de Ingeniería en Medicina y Biología del IEEE, Minneapolis, MN, EE. UU., 3–6 de septiembre de 2009*; págs. 5981–5984.
26. Sarac, M.; Koyas, E.; Erdogan, A.; Cetina, M.; Patoglu, V. Rehabilitación robótica basada en interfaz de computadora cerebral con modificación en línea de la velocidad de la tarea. En *Actas de la Conferencia Internacional IEEE sobre Robótica de Rehabilitación (ICORR) de 2013, Seattle, WA, EE. UU., 24–26 de junio de 2013*; págs. 1 a 7.
27. Pfurtscheller, G.; Guger, C.; Muller, G.; Krausz, G.; Neuper, C. Las oscilaciones cerebrales controlan la órtesis de mano en un tetrapléjico. *Neurosci. Letón.* **2000**, *292*, 211–214.
28. Bai, O.; Lin, P.; Vorbach, S.; Floeter, MK; Hattori, N.; Hallett, M. Una interfaz cerebro-computadora basada en el ritmo sensoriomotor beta de alto rendimiento asociada con el comportamiento motor natural humano. *J. Neural Ing.* **2008**, *5*, 24–35.
29. Oldfield, RC La evaluación y el análisis de la lateralidad: El inventario de Edimburgo. *Neuropsicología* **1971**, *9*, 97–113.
30. Vidaurre, C.; Blankertz, B. Hacia una cura para el analfabetismo BCI. *Cerebro Topogr.* **2010**, *23*, 194–198.
31. Nolan, H.; Whelan, R.; Reilly, R. FASTER: Umbral estadístico totalmente automatizado para el rechazo de artefactos de EEG. *J. Neurosci. Métodos* **2010**, *192*, 152–162.
32. Bai, O.; Mari, Z.; Vorbach, S.; Hallett, M. Patrones espaciotemporales asimétricos de desincronización relacionada con eventos que preceden a los movimientos secuenciales voluntarios de los dedos: un estudio de EEG de alta resolución. *clin. Neurofisiol.* **2005**, *116*, 1213–1221.
33. Onose, G.; Grozea, C.; Angelescu, A.; Daia, C.; Sinescu, C.; Ciurea, A.; Spircu, T.; Mirea, A.; Andone, I.; Spanu, A.; et al. Sobre la viabilidad de utilizar la interfaz cerebro-computadora basada en EEG de imágenes motoras en tetrapléjicos crónicos para el control asistido del brazo robótico: una prueba clínica y un seguimiento posterior al ensayo a largo plazo. *Médula espinal* **2012**, *50*, 599–608.
34. Qaraqe, M.; Ismail, M.; Serpedin, E. Detección de inicio de convulsiones sensible a la banda α a través de funciones de EEG mejoradas con CSP. *Comportamiento de la epilepsia.* **2015**, *50*, 77–87.
35. Subasí, A.; Gursoy, MI Clasificación de señales EEG utilizando PCA, ICA, LDA y máquinas de vectores de soporte. *Sistema experto aplicación* **2010**, *37*, 8659–8666.
36. Subasi, A. Reconocimiento automático del nivel de alerta de EEG mediante el uso de red neuronal y wavelet coeficientes Sistema experto aplicación **2005**, *28*, 701–711.
37. Pfurtscheller, G.; Solís-Escalante, T. ¿Podría el rebote beta en el EEG ser adecuado para realizar un “interruptor cerebral”? *clin. Neurofisiol.* **2009**, *120*, 24–29.
38. Pfurtscheller, G.; Neuper, C.; Andrés, C.; Edlinger, G. Ritmos μ del área de pies y manos. En *t. J. Psicofisiología.* **1997**, *26*, 121–135.
39. Huang, D.; Lin, P.; Fei, DY; Chen, X.; Bai, O. Descodificación de la actividad motora humana a partir de ensayos individuales de EEG para un control de cursor bidimensional discreto. *J. Neural Ing.* **2009**, *6*, 1–12.
40. Formaggio, E.; Storti, SF; Galazzo, IB; Gandolfi, M.; Geroin, C.; Smania, N.; Spezia, L.; Waldner, A.; Fiaschi, A.; Manganotti, P. Modulació de la desincronización relacionada con eventos en el desempeño de la mano asistida por robot: cambios oscilatorios del cerebro en movimientos activos, pasivos e imaginarios. *J. Neuroeng. rehabilitación* **2013**, *10*, 1–10.
41. Lisi, G.; Noda, T.; Morimoto, J. Descifrando el ERD/ERS: Influencia de la entrada aferente inducida por una pierna asistida por robot. *Frente. sist. Neurosci.* **2014**, *8*, 1–12.



© 2016 por los autores; licenciario MDPI, Basilea, Suiza. Este artículo es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de Creative Commons Attribution

(CC-BY) licencia (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).