

EVALUACIÓN DE ARTEFACTOS EN UN SISTEM BMI PARA LA MEDICIÓN DE NIVELES DE ATENCIÓN DURANTE MOVIMIENTO CON EXOESQUELETO DE MIEMBRO INFERIOR

Á. Costa, E. Iáñez, M. Rodríguez-Ugarte, J.M. Azorín
Av. de la Universidad S/N, 03202, Elche, España, acosta@umh.es

Resumen

Con la creciente preocupación social ante el número de personas que sufren de disfunciones motoras, surgen múltiples estudios orientados a la mejora de las terapias de rehabilitación. En este aspecto, ha surgido una rama científica centrada en el desarrollo de interfaces cerebro-máquina que controlan el movimiento de un exoesqueleto durante terapias de rehabilitación. En este trabajo se presenta una interfaz cerebro-máquina capaz de proporcionar a un exoesqueleto el nivel de atención que un paciente presenta durante la marcha. Para evaluar la validez de los resultados de este sistema, se realizan pruebas empleando y no empleando un exoesqueleto. Los resultados muestran una caída considerable en el los aciertos cuando se utiliza el exoesqueleto debido a la aparición de artefactos de movimiento.

Palabras clave: Interfaz Cerebro-Máquina, Exoesqueleto, Rehabilitación, Artefactos, Nivel de Atención

1 INTRODUCCIÓN

Una de las principales preocupaciones de la ciencia y la medicina en la sociedad actual es el creciente número de personas que sufren de capacidades motoras reducidas [9]. Las lesiones de médula espinal suponen un caso de relevante interés dentro de las lesiones que producen movilidad reducida. Aunque pueden afectar a personas de todas las edades, se encuentran principalmente asociadas al rango de entre los 15 y los 30 años [7]. Al estar focalizadas en gente joven, suponen un tara para su desarrollo social y contribuyen a un empobrecimiento familiar por los costes asociados a los tratamientos que estas personas necesitan [14]. Por este motivo, existe un creciente interés en el desarrollo de estudios que permitan mejorar la rehabilitación de estos pacientes en términos de costes y nivel de recuperación motriz. En el campo de la robótica se han desarrollado multitud de sistemas orientados a mejorar los resultados de la rehabilitación clásica. Hay que destacar la aparición de los robots vestibles o exoesqueletos. Se trata

de estructuras robóticas que se acoplan a las extremidades de los pacientes y los asisten en los movimientos que deben realizar durante sus terapias [8, 13, 5]. En [6] se utiliza un exoesqueleto de miembro inferior para simular el proceso de marcha y reducir así la pérdida de resistencia muscular en pacientes que sufren parálisis. Por otro lado, muchos estudios sugieren que existe una relación entre el índice de mejora motriz y el nivel de involucración del paciente en su terapia. Esta consecuencia se asocia a las propiedades plásticas del cerebro. Se conoce como neuroplasticidad a la capacidad del cerebro de generar conexiones neuronales que le permiten recuperar una funcionalidad perdida [2, 4]. Se ha comprobado que cuando un paciente está involucrado en su terapia, se potencian las capacidades plásticas del cerebro y se generan más rápidamente nuevos caminos neuronales. La comunidad científica ha propuesto las interfaces cerebro-máquina (BMI) como método para incrementar la involucración de los pacientes en sus terapias [3, 10, 11]. Estos sistemas son capaces de adquirir e interpretar información cortical, la cual puede ser traducida en acciones por parte de los dispositivos de la rehabilitación que correspondan con la voluntad de los pacientes. El principal problema que debe tenerse en cuenta al trabajar con sistemas BMI es la aparición de artefactos o señales indeseadas que contaminan los potenciales de interés. Estos artefactos son todavía más comunes en experimentos que impliquen movimientos complejos y deben ser evaluados para asegurar la validez de los resultados obtenidos.

En este trabajo se presenta un sistema BMI capaz de detectar el nivel de atención que un usuario experimenta durante la marcha humana. Este sistema está basado en un trabajo previo en el que se evaluaron desincronizaciones corticales en la banda gamma en respuesta a diferentes niveles de atención [1]. Este estudio se desarrolla dentro del marco del proyecto BioMot (Smart Wearable Robots with Bioinspired Sensory-Motor Skills) en el que se pretende diseñar un exoesqueleto de miembro inferior orientado a la rehabilitación, que sea capaz de adaptarse a las condiciones físicas y cognitivas del paciente a través de diferentes

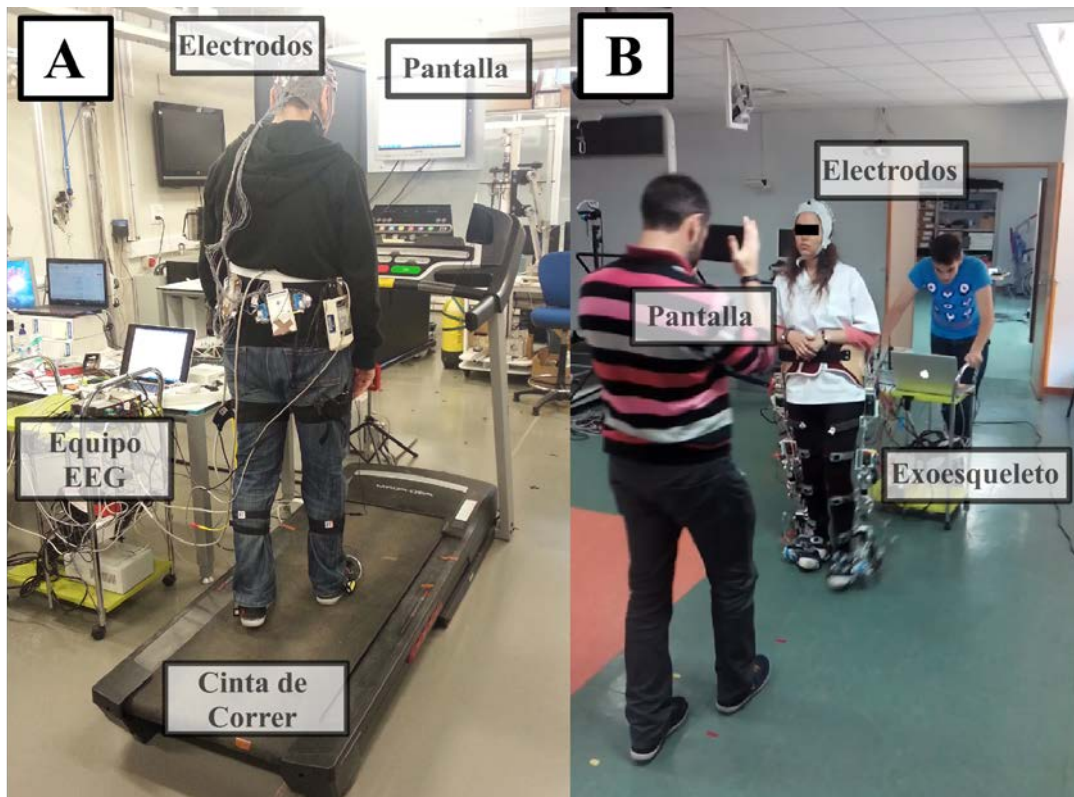


Figura 1: Condiciones experimentales bajo las cuales se realizaron los experimentos: (A) Experimento realizado sin exoesqueleto; (B) Experimento realizado con exoesqueleto.

señales fisiológicas. En este aspecto, el nivel de atención detectado a partir de las señales EEG se utilizará para modificar el grado de asistencia proporcionado por el exoesqueleto. Un decremento en la atención en la marcha implica una mayor automatización del proceso por parte del paciente. Ante esta circunstancia se debe reducir también el nivel de asistencia para forzar al paciente a seguir mejorando sus capacidades motoras. Sin embargo, la inclusión del sistema exoesquelético induce la aparición de artefactos. Por ello, en este trabajo se presenta un algoritmo de detección y eliminación de artefactos que se aplica a experimentos realizados con y sin el exoesqueleto. De esta forma se pretende obtener los datos eliminados bajo cada condición para poder evaluar la validez del sistema diseñado en combinación con un exoesqueleto.

2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 REGISTRO EEG

Las señales EEG se registran a través de 31 canales situados en el cuero cabelludo mediante un gorro elástico con la siguiente distribución espacial: FZ, FC5, FC3, FC1, FCZ, FC2, FC4, FC6, C5, C3, C1, CZ, C4, C6, CP5, CP3, CP1, CPZ, CP2, CP4, CP6, P3, P1, PZ, P2, P4, PO7, PO3, PO4

y PO8 de acuerdo con el Sistema Internacional 10/20. La tierra del sistema se sitúa en la posición AFZ y se utiliza un electrodo de referencia situado en el lóbulo de la oreja derecha. Las señales adquiridas son digitalizadas a 500 Hz por un amplificador comercial (actiCHamp, BrainProducts, Austria, GmbH). Además se aplica un filtro paso banda entre 0.5 y 100 Hz para eliminar los componentes continuos y un filtro Notch de 50 Hz para eliminar las interferencias de la red eléctrica.

2.2 PROCEDIMIENTO EXPERIMENTAL

El objetivo del experimento es el registro y clasificación de señales corticales en tiempo real durante tareas asociadas a diferentes niveles de atención. Para generar estos niveles de atención, el experimento se basa en la realización de dos tareas de forma simultánea, una de las cuales permanecerá constante. Esto se conoce como el paradigma de la tarea dual y se aplica en experimentaciones en las que se busca la medición de mecanismos de atención selectiva. En este caso, al usuario se le pide que realice una tarea distractoria (tareas variables) a la vez que camina (tarea constante). Esto provoca un cambio del nivel de atención que el usuario experimenta hacia la tarea constante que

se ve reflejada en los potenciales corticales.

A los usuarios se les pide que caminen en línea recta. Mientras caminan se le pide que realicen 3 tareas que modifican su nivel de atención. Durante la primera tarea, el usuario debe mirar al frente y caminar normalmente sin ningún tipo de distracción. Esta tarea se asocia a un nivel de atención estándar. En la segunda tarea, el usuario debe realizar mentalmente operaciones matemáticas simples (sumas y restas de números entre 0 y 5) mientras camina. Esta tarea se asocia con un nivel bajo de atención en la marcha ya que el usuario se encuentra concentrado en una tarea externa no relacionado con el proceso motor. Finalmente, durante la última tarea, el usuario debe seguir unas marcas situadas en su camino. Estas marcas se posicionan forzando un patrón de marcha inestable de forma que el usuario esté obligado a concentrar su atención en la marcha. Por este motivo, esta tarea se asocia a un nivel alto de atención en el proceso motor. Cada una de las tareas descrita se realiza durante 30 segundos dando lugar a una repetición del experimento cuya duración es de 1 minuto y 30 segundos. Cada sesión experimental consta de 8 repeticiones. Tras la adquisición de cada repetición, se crea un modelo basado en los datos previamente registrados que se utiliza para clasificar la siguiente repetición. Este proceso se realiza hasta la cuarta repetición a partir de la cual deja de actualizarse el modelo. Este protocolo se realizará bajo dos condiciones experimentales.

2.2.1 Primera condición experimental

Se instrumenta al usuario con el sistema de adquisición de señales EEG y se le sitúa en una cinta de correr a una velocidad de 2km/h con una inclinación de 0 grados. Como puede observarse en la figura 1A, se sitúa una pantalla frente al usuario en la que se muestran las operaciones matemáticas que deben realizarse. Por último, se sitúan las marcas en la cinta de correr para que el usuario pueda seguirlas. Este es un entorno controlado que se usa de base para obtener resultados de clasificación que permitan validar el sistema de detección de atención diseñado.

2.2.2 Segunda condición experimental

En este caso el usuario se instrumenta tanto con el sistema de adquisición EEG como con el esqueleto de miembro inferior. En este caso la prueba se realiza sobre suelo. Como puede observarse en la figura 1B, todo el equipo se carga sobre un carrito que un experimentador mueva siguiendo al usuario. Además, un segundo experimentador carga una tablet frente al usuario para poder

mostrar las operaciones matemáticas durante la segunda tarea. Las marcas de la tercera tarea se sitúan en este caso sobre el suelo. Se trata de un entorno más realista en el que se simulan las condiciones de un paciente durante la rehabilitación de miembro inferior.

2.3 PROCESAMIENTO

Las señales se trocean en segmentos de 1 segundo con un solape de 0.5 segundos. Cada segmento es normalizado utilizando el *Segment Maximum Average* tal y como se aplica en el siguiente trabajo [1]. Tras la normalización, se obtiene la información espectral de cada electrodo mediante el método de máxima entropía (MEM) de cálculo frecuencial [12]. El cálculo espectral se realiza con una resolución de 1 Hz.

2.4 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Se extrae una característica por electrodo como la suma de todas las frecuencias en los rangos 30-45 Hz y 55-70 Hz. Se evitan las frecuencias alrededor de 50 Hz ya que pueden verse afectadas por el filtro Notch. Se obtiene un vector de 31 características por cada segmento de datos analizados. Finalmente cada vector es asociado a un nivel de atención en función de la tarea que esté realizado el usuario durante el experimento.

2.5 CLASIFICACIÓN

Para esta etapa de clasificación se utiliza un análisis discriminante lineal (LDA) que toma como entrada un modelo y el vector de características entrante. Este clasificador proporciona una etiqueta que corresponde con el nivel de atención predicho. El modelo utilizado por este clasificador está compuesto por un conjunto de vectores de características obtenidos de registros previos y un vector de etiquetación que relaciona cada vector de características con un nivel de atención real. El clasificador LDA utiliza el modelo para generar un espacio de 31 dimensiones (una por electrodo) en el que se representan como puntos cada vector de características (correspondiendo, el valor de cada característica, con las coordenadas del punto dentro del espacio creado). Ante la llegada de un nuevo segmento de datos, el algoritmo representa un nuevo punto en el espacio de características y busca los puntos más cercanos tomando medidas lineales de distancia. De esta forma asocia el nuevo segmento a una etiqueta en función del grupo de puntos del modelo al que se encuentre más cercano.

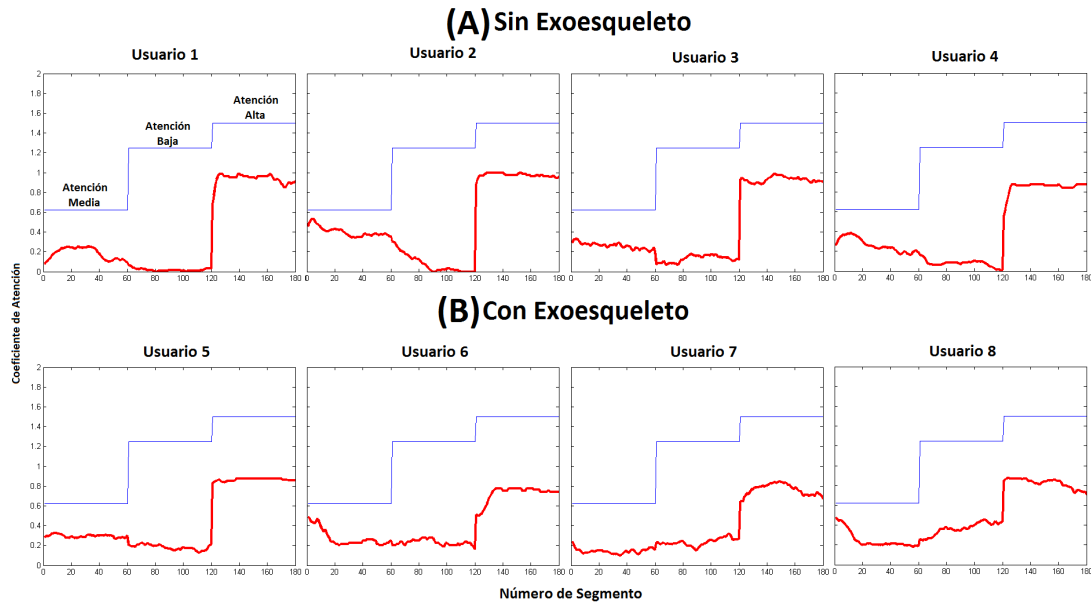


Figura 2: Coeficiente medio de atención calculado para todas las repeticiones de cada usuario bajo las dos condiciones experimentales.

2.6 ELIMINACIÓN DE ARTEFACTOS

Durante las etapas de procesamiento y extracción de características se aplican diversas técnicas para asegurar que los segmentos de datos que alcanzan la etapa de clasificación se encuentran libres de artefactos. Para ello, en una primera etapa, se toman como ruidosos todos aquellos electrodos de un segmento entrante cuya *kurtosis* > 15 . Por otro lado, de acuerdo con la literatura, las ondas corticales tienen una amplitud máxima de $\pm 100 \mu V$. Por este motivo, todos aquellos electrodos cuyo *SMA* $> 150 \mu V$ también son clasificados como ruidosos. Por último, tras obtener las características de cada segmento (potencia espectral) se eliminan aquellas mayores a $12 V^2 \cdot Hz$. Este tercer filtro se aplica para detectar cambios abruptos no irregulares en algunos de los rangos de frecuencia analizados que no se reflejan en la amplitud de la señal ni en la *kurtosis*. Al llegar a la fase de clasificación, se dispone de un vector que indica qué electrodos han sido detectado como ruidosos y se toma una última decisión previa a la clasificación. Si el número de electrodos ruidosos es mayor de 10 se considera que el segmento no es válido y se rechaza. Por otro lado, si el número de electrodos ruidosos es menor o igual a 10, las características correspondientes a esos electrodos se retiran del vector y pasan a la etapa de clasificación. En este caso, para obtener una predicción, se reducen las dimensiones del modelo utilizado de acuerdo al número de electrodos eliminados.

2.7 DATOS RECHAZADOS

El número de electrodos eliminados durante el procesamiento de cada segmento se utiliza para obtener el porcentaje de datos rechazados a lo largo de una repetición. Este parámetro nos permite comparar la cantidad de ruidos que aparecen en cada uno de los experimentos realizados en este trabajo.

2.8 EXOESQUELETO

El exoesqueleto utilizado en este trabajo ha sido diseñado en el marco del Proyecto BioMot. Se trata de un robot vestible de miembro inferior que dispone de actuadores en cada una de las articulaciones principales (tobillo, rodilla y cadera). Este dispositivo está diseñado para asistir a pacientes que sufren de lesiones medulares incompletas durante sus terapias de rehabilitación.

2.9 PARTICIPANTES

Cuatro usuarios participaron en las pruebas realizadas bajo la primera condición (sin exoesqueleto) y otros 4 usuarios diferentes realizaron las pruebas bajo la segunda condición (con exoesqueleto). Todos ellos son personas sanas de entre 23 y 32 años (26.62 ± 2.97). Además, todos los usuarios firmaron un consentimiento escrito de acuerdo con el comité de ética de la Universidad Miguel Hernández de Elche y con la declaración de Helsinki.

3 RESULTADOS

3.1 RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN DE NIVEL DE ATENCIÓN

En la figura 2 se representan los niveles de atención obtenidos para cada uno de los usuarios tras hacer la media de todas las 8 repeticiones de una sesión. Estos valores medios se muestran para cada una de las condiciones evaluadas (figura 2A para pruebas sin exoesqueleto y figura 2B para pruebas con exoesqueleto). Además, en la tabla 1 se muestra el porcentaje medio de acierto que se ha obtenido durante cada repetición. En esta figura se puede apreciar las diferencias entre el uso o no uso de exoesqueleto durante la detección del nivel de atención.

Tabla 1: Porcentajes medios de aciertos para cada usuario y las desviaciones típicas asociadas. Se muestran estos resultados para los 4 usuarios que realizaron el experimento sin exoesqueleto (usuarios 1, 2, 3 y 4) y los 4 que lo realizaron con el exoesqueleto (usuarios 5, 6, 7 y 8).

| Sin Exoesqueleto | | | | |
|------------------|--------|--------|--------|--------|
| | Us 1 | Us 2 | Us 3 | Us 4 |
| Avg | 75.83% | 87.29% | 66.53% | 74.86% |
| Std | 6.85% | 8.32% | 7.78% | 5.42% |
| Con Exoesqueleto | | | | |
| | Us 1 | Us 2 | Us 3 | Us 4 |
| Avg | 68.33% | 59.17% | 51.94% | 54.58% |
| Std | 1.65% | 3.73% | 13.54% | 1.26% |

3.2 CANTIDAD DE DATOS ELIMINADOS POR ARTEFACTOS

En la tabla 2 se muestra el porcentaje de datos perdido para cada usuario y para las dos condiciones del experimento realizado. En esta tabla es posible apreciar la cantidad de datos contaminados por artefactos en función del uso o no uso de exoesqueleto.

4 CONCLUSIÓN

Como se muestra la tabla 1, los porcentajes de clasificación de cada repetición están, en la mayoría de los casos, por encima del aleatorio (siendo del 33% para un sistema de clasificación de 3 tareas). Por otro lado se puede observar que los porcentajes de acierto son mayores en el caso en el que los usuarios no portan el exoesqueleto. Estos resultados son consistentes con la cantidad de datos contaminados por artefactos que pueden desprenderse de la tabla 2. Se puede observar

Tabla 2: Porcentajes medios de datos perdidos para cada usuario y las desviaciones típicas asociadas. Se muestran estos resultados para los 4 usuarios que realizaron el experimento sin exoesqueleto (usuarios 1, 2, 3 y 4) y los 4 que lo realizaron con el exoesqueleto (usuarios 5, 6, 7 y 8).

| Sin Exoesqueleto | | | | |
|------------------|-------|-------|--------|-------|
| | Us 1 | Us 2 | Us 3 | Us 4 |
| Avg | 0.19% | 1.49% | 0.35% | 0.60% |
| Std | 0.36% | 2.67% | 0.67% | 1.2% |
| Con Exoesqueleto | | | | |
| | Us 1 | Us 2 | Us 3 | Us 4 |
| Avg | 4.50% | 2.49% | 10.00% | 7.51% |
| Std | 3.71% | 2.67% | 4.27% | 6.16% |

que la cantidad de información eliminada es mucho mayor en las pruebas realizadas con el exoesqueleto. Esto provoca que muchas de las clasificaciones se hagan utilizando un número bajo de electrodos y, por lo tanto, la información de clasificación es más imprecisa. Aún con estos resultados, para poder confirmar la utilidad del sistema diseñado, es necesaria su implementación como sistema de rehabilitación. Para ello debe implementarse una comunicación entre el sistema de clasificación de niveles de atención y el exoesqueleto que permita controlar la asistencia durante la terapia. Este sistema se debe probar con pacientes para poder comparar las mejoras físicas que se obtengan con aquellas conseguidas con rehabilitación clásica.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por la Comisión de la Unión Europea bajo el proyecto BioMot - Smart Wearable Robots with Bio-inspired Sensory-Motor Skills (con el acuerdo de subvención número IFP7-ICT-2013-10-611695)

Referencias

- [1] Costa, Á. Iáñez, E. Úbeda, A. Hortal, E. Del-Ama, A. J. Gil-Agudo, Á. Azorín, J. M. (2016). Decoding the Attentional Demands of Gait through EEG Gamma Band Features. Plos One, 11(4), 1-21.
- [2] Coderre, T. J., Katz, J., Vaccarino, A. L., Melzack, R. (1993). Contribution of central neuroplasticity to pathological pain: review of clinical and experimental evidence. Pain, 52(3), 259-285.
- [3] Daly, J. J., Wolpaw, J. R. (2008). Brain-computer interfaces in neurological re-

- habilitation. *The Lancet Neurology*, 7(11), 1032-1043.
- [4] Draganski, B., Gaser, C., Busch, V., Schuierer, G., Bogdahn, U., May, A. (2004). Neuroplasticity: changes in grey matter induced by training. *Nature*, 427(6972), 311-312.
- [5] Gupta, A., O'Malley, M. K. (2006). Design of a haptic arm exoskeleton for training and rehabilitation. *Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on*, 11(3), 280-289.
- [6] Jezernik, S., Colombo, G., Keller, T., Frueh, H., Morari, M. (2003). Robotic orthosis lokomat: a rehabilitation and research tool. *Neuromodulation: Technology at the neural interface*, 6(2), 108-115.
- [7] Lee, B. B., Cripps, R. A., Fitzharris, M., Wing, P. C. (2014). The global map for traumatic spinal cord injury epidemiology: update 2011, global incidence rate. *Spinal cord*, 52(2): 110-116.
- [8] Lum, P. S., Burgar, C. G., Shor, P. C., Majmundar, M., Van der Loos, M. (2002). Robot-assisted movement training compared with conventional therapy techniques for the rehabilitation of upper-limb motor function after stroke. *Archives of physical medicine and rehabilitation*, 83(7), 952-959.
- [9] Rosenbaum, P., Stewart, D. (2004, March). The World Health Organization International Classification of Functioning, Disability, and Health: a model to guide clinical thinking, practice and research in the field of cerebral palsy. In *Seminars in pediatric neurology* (Vol. 11, No. 1, pp. 5-10). WB Saunders.
- [10] Takahashi, M., Takeda, K., Otaka, Y., Osu, R., Hanakawa, T., Gouko, M., Ito, K. (2012). Event related desynchronization-modulated functional electrical stimulation system for stroke rehabilitation: a feasibility study. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 9(1), 1.
- [11] Papathanasiou, I., Filipovic, S. R., Whurr, R., Jahanshahi, M. (2003). Plasticity of motor cortex excitability induced by rehabilitation therapy for writing. *Neurology*, 61(7), 977-980.
- [12] Ulrych, T. J., Bishop, T. N. (1975). Maximum entropy spectral analysis and autoregressive decomposition. *Reviews of Geophysics*, 13(1), 183-200.
- [13] Veneman, J. F., Kruidhof, R., Hekman, E. E., Ekkelenkamp, R., Van Asseldonk, E. H., Van Der Kooij, H. (2007). Design and evaluation of the LOPEs exoskeleton robot for interactive gait rehabilitation. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, 15(3), 379-386.
- [14] World Health Organization. (2006). *Neurological disorders: public health challenges*. World Health Organization.