

Interfaz Cerebro Computadora basada en OpenViBE y el Dispositivo EPOC: Resultados Preliminares

Ramiro Hernán Gatti¹, Leandro Gabriel Escher², Lucía Carolina Carrere³ y Carolina Beatriz Tabernig⁴

Laboratorio de Ingeniería en Rehabilitación e Investigaciones Neuromusculares y Sensoriales

Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos

Ruta Prov. 11 Km. 10, Oro Verde, Entre Ríos, Argentina

¹ramirohgatti@gmail.com

²lgescher@bioingenieria.edu.ar

³carrerecarolina@bioingenieria.edu.ar

⁴ctabernig@bioingenieria.edu.ar

Abstract— The most usually applied therapy for stroke rehabilitation is based on functional task repetition. As an alternative therapy Brain Computer Interface (BCI) based on motor imagery (MI) are used. This paper presents a BCI system designed and implemented for detecting brain activity related to left/right hand MI. Electroencephalography signal was recorded using EPOC[®] device and it was processed with free software OpenViBE. A control signal that commands a visual application which gives feedback to the subject was generated. Two calibration methods were included: calibration with current information and calibration with prior information. A system's evaluation was conducted on two volunteers without neurological sequelae, for each one of them the accuracy was calculated and a MI index which reflects the subject's ability to imagine movement was estimated. The mean accuracy for daily calibration was 0.59 and for continue calibration was 0.68. The mean MI index for one subject was 0.82 and for the second subject was 0.94. These preliminaries results suggest that the developed system could be used to detect brain activity related to MI.

Resumen— Para tratar los accidentes cerebro vasculares la terapia usualmente se basa en la repetición de tareas funcionales. Como alternativa existe la posibilidad de utilizar una interfaz cerebro computadora (BCI) basada en imaginación motora (MI). En este trabajo se diseñó e implementó un sistema BCI que detecta actividad cerebral relacionada a la MI de las manos derecha e izquierda. El electroencefalograma se registró con el dispositivo EPOC[®] y fueron procesadas con el software libre OpenViBE. Se generó una salida de control que comanda un actuador visual como realimentación para el individuo. Se incluyeron dos métodos de calibración: con información actual y con información previa. Se realizó una evaluación sobre dos voluntarios sin secuelas neurológicas, estimando la precisión del sistema y un índice normalizado que refleja la capacidad del individuo de imaginar el movimiento. Se obtuvo una precisión promedio de 0.59 para la calibración diaria y de 0.68 para la calibración continua. El promedio de los índices de MI normalizados fue de 0,82 para el primer individuo y 0,94 para el segundo. Estos resultados preliminares muestran que el sistema desarrollado puede ser utilizado para detectar actividad cerebral relacionada a la MI.

I. INTRODUCCIÓN

Una Interfaz Cerebro Computadora (BCI, Brain Computer Interface) registra señales del sistema nervioso central y genera salidas artificiales con el objetivo de recuperar,

mejorar o suplir una función natural [1]. En la figura 1 se muestran los diferentes módulos de una BCI: *adquisición* de señales, *extracción de características* y *clasificación*; utilizados para obtener salidas de control frente a las intenciones del usuario. Un sistema BCI utiliza las salidas de control para comandar un actuador, que puede ser utilizado para generar una *realimentación* sensorial sobre el individuo. Los sistemas BCI síncronos requieren la presentación de estímulos para que el usuario lleve adelante una consigna, como por ejemplo la de imaginar el movimiento de un miembro.

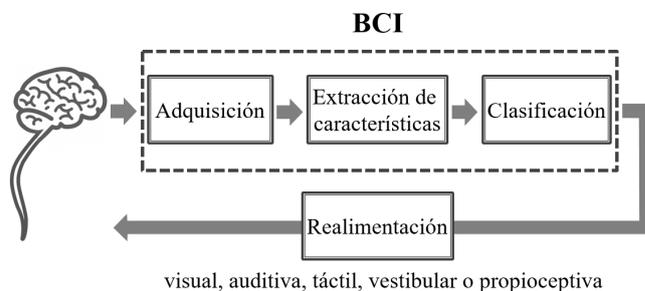


Fig. 1. Diagrama en bloques de un sistema BCI.

Las señales cerebrales pueden ser registradas en un Electroencefalograma superficial (EEG), una opción no invasiva, con posibilidad de ser portátil y de bajo costo. Una BCI puede funcionar bajo distintos paradigmas. Uno de ellos es el de imaginación motora (MI, Motor Imagery) basado en la detección de cambios en los Ritmos Sensoriomotores (SMR, Sensory Motor Rhythm) frente a la intención de movimiento. Estos ritmos se dividen según su frecuencia en ritmo μ (8-12 Hz) y en ritmo β (12-30 Hz). Los cambios pueden ser identificados por una disminución en la potencia de la señal del EEG registrada en el hemisferio contralateral al movimiento y por un aumento de la potencia en el hemisferio ipsilateral al movimiento [2].

En la actualidad, las enfermedades no transmisibles afectan aproximadamente a 38 millones de personas por año y el 75% corresponde a países de bajos recursos. Entre ellas, las cardiovasculares como el Accidente Cerebro Vascular

(ACV) lo sufren alrededor de 15 millones de personas por año en el mundo, de las cuales 5 millones quedan con secuelas de discapacidad motora [3]. Para abordar la rehabilitación, la terapia usualmente utilizada se basa en la repetición de tareas funcionales que requieren un grado de control motor remanente. Como alternativa, diferentes autores [4], [5] reportaron la posibilidad de utilizar una BCI basada en MI como una terapia de neuro-rehabilitación que propicia los procesos fisiológicos que estimulan el fenómeno de plasticidad neuronal.

Recientemente surgió como terapia prometedora la utilización de una BCI basada en MI para comandar un dispositivo de Estimulación Eléctrica Funcional (FES, Functional Electrical Stimulation). En un primer caso, Pfurtscheller y col. [6] utilizaron la MI de los pies para estimular el brazo por medio de un dispositivo FES. Más adelante, diversos estudios [7]–[10] indicaron la factibilidad del entrenamiento con MI y FES para favorecer la reorganización cerebral y el aprendizaje motor, imaginando el movimiento que luego es realizado por medio de FES.

Las zonas de la corteza cerebral que producen cambios en los SMR varían en los sujetos que han sufrido un ACV, sumados a las modificaciones producidas por la reorganización cerebral durante la terapia de neuro-rehabilitación. También el estado de ánimo variable influye sobre los registros. Por lo tanto, se requiere ajustar los parámetros del sistema a cada sujeto y a su vez antes de cada sesión, lo cual se realiza por medio de una calibración. En general, durante una sesión de una terapia basada en BCI, el terapeuta brinda al paciente la consigna de imaginación, quien intenta cumplirla. Dicho intento es detectado por la BCI y realimentado nuevamente al paciente para cerrar el lazo que facilita la plasticidad neuronal. Este proceso se realiza en tiempo real.

En Argentina, actualmente se efectúan estudios de este tipo en la Fundación Rosarina de Neuro-Rehabilitación, en conjunto con el Laboratorio de Ingeniería en Rehabilitación e Investigaciones Neuromusculares y Sensoriales perteneciente a la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Entre Ríos [11]. Para ello utilizan el dispositivo comercial EPOC[®] de la empresa Emotiv, junto con el software Cognitive Suit[®] que permite obtener salidas de control cuando se intenta realizar una acción física sobre algún objeto virtual o real. El mismo requiere una calibración previa a cada sesión de uso y las salidas obtenidas son utilizadas para comandar un dispositivo de FES que moviliza el miembro paralizado del sujeto generando una realimentación propioceptiva y visual [12]. A su vez, es de licencia privada y no es posible acceder al código fuente, por lo que se desconoce el funcionamiento interno.

En este trabajo se diseñó, implementó y evaluó un sistema BCI que permite detectar patrones cerebrales relacionados a la MI de las manos derecha e izquierda por medio de la utilización del EPOC[®] y de la plataforma libre OpenViBE, incluyendo dos posibilidades de calibración.

II. DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN

A. Consideraciones generales

Para el diseño del sistema BCI se consideró que para la adquisición se utilice un dispositivo comercial, no invasivo,

de montaje práctico, portátil y de bajo costo en comparación con otros existentes en el mercado y que como actuador se emplee una imagen que muestre el desempeño durante la tarea propuesta. Además, se estableció trabajar con un software libre y de código abierto como plataforma de desarrollo de la BCI.

B. Plataforma

Se seleccionó la versión 1.1.0 de la plataforma OpenViBE [13], destinada al diseño, prueba e implementación de BCI. El programa dispone diferentes cajas destinadas a tareas específicas, como por ejemplo adquisición, procesamiento y visualización. Por medio de la Interfaz Gráfica de Usuario (GUI, Graphical User Interface) denominada *Designer* y el concepto de cajas, es posible crear múltiples escenarios. En los mismos se relacionan las cajas, utilizando sus respectivas entradas y salidas para crear un flujo de datos adecuado a cada implementación.

Para realizar este trabajo se utilizaron los escenarios de OpenBiVE correspondientes a la detección de MI [14]. Los mismos fueron adaptados para cumplir con las consideraciones de diseño.

C. Adquisición

Del dispositivo EPOC[®] [15] se utilizaron los electrodos ubicados en AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, P8, T8, FC6, F4, F8 y AF4; además de los electrodos de referencia en las posiciones P3 y P4, que corresponden a los electrodos de modo común y derivador de pierna derecha respectivamente. La señal es transmitida de forma inalámbrica a 128 muestras por segundo, por medio de un conversor analógico digital secuencial de 2048 Hz. La señal es transmitida a 2.4 GHz y recibida por una entrada USB. El rango de trabajo del dispositivo es de 0.2 a 43 Hz, con un rango dinámico de 8400 μ V pico a pico y una resolución de 14 bits.

Por medio de la GUI de OpenViBE *Acquisition Server* se estableció la conexión con el dispositivo EPOC[®], la cual permite enviar las señales adquiridas al escenario que lo solicite en un formato genérico y estandarizado. Las mismas fueron obtenidas durante la presentación de estímulos mostrada en la figura 2. En primer lugar se presenta una cruz en la pantalla seguida de un “beep”, con el objetivo mantener la atención del usuario, y luego la consigna de MI. La misma es brindada por medio de una flecha en dirección izquierda o derecha, acompañada de un audio, acorde al miembro respectivo. El orden en que aparece cada flecha se realiza de forma aleatoria, al igual que el tiempo entre cada consigna. El objetivo es evitar que el usuario se acostumbre a las consignas y prepare la MI anticipadamente. El flujo de estímulos fue generado por medio de un script implementado en *Lua* [16], el cual determina el momento en que aparece cada uno y el orden aleatorio de las consignas.

El momento en que se presentan los estímulos se estableció en base a pruebas preliminares y a las consideraciones para una adecuada MI [18], [19]. Se eligió como duración de la consigna 2 s y una realimentación de 1 s. Además se estableció como límite los 8 segundos mínimos entre eventos recomendados por Pfurtscheller [20]. En definitiva la duración total de cada tarea fue de 6 s más el descanso variable, el cual se fijó en 3 s como mínimo y un máximo de 5 s.

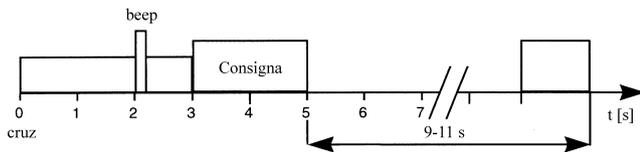


Fig. 2. Distribución temporal de los estímulos presentados durante la adquisición, basada en el protocolo utilizado en el laboratorio Graz BCI [17].

D. Extracción de Características

En todos los escenarios utilizados se eliminaron los canales O1 y O2 para lo cual se utilizó la caja *Channel Selector*. Luego se realizó un filtro temporal que permite eliminar gran parte del ruido contenido dentro de la señal. Para ello se utilizó la caja *Temporal filter*, entre sus parámetros se eligió un filtro Butterworth de 5^{to} orden y se consideró como banda de paso las frecuencias de los SMR, entre 8 y 30 Hz.

Como acondicionamiento de la señal se eligió el algoritmo por Patrones Espaciales Comunes Regularizado (RCSP, Regularized Common Spatial Pattern), que obtiene los coeficientes de un filtro espacial que maximiza la varianza de la señal para una clase de datos y la minimiza para otra [21]. Los filtros obtenidos por RCSP permiten discriminar dos clases utilizando como característica la energía de la señal, la cual equivale a la varianza de la misma filtrada en un determinado rango de frecuencia. Cada clase corresponde a épocas tomadas durante la MI de la mano derecha e izquierda.

La regularización del algoritmo se realiza en base al conocimiento previo de la señal, efectuando limitaciones en la estimación de la matriz de covarianza y agregando coeficientes que penalizan la función objetivo que luego es optimizada. Se utilizó la regularización por carga diagonal que consiste en aproximar la matriz de covarianza inicial a la matriz identidad, lo cual intenta reducir el sesgo producido por no poseer suficientes datos. También se utilizó la regularización de Tikhonov que realiza la penalización de la función objetivo por medio de la norma al cuadrado de la matriz de pesos [21].

E. Clasificación

Se eligió un modelo de tipo discriminante, adecuado para clasificar dos clases de datos. Además se realizó un aprendizaje supervisado del clasificador, ya que al ser una BCI síncrona disparada por una consigna visual y auditiva es posible conocer el momento aproximado donde ocurre cada evento y etiquetarlo. Por estas razones, se utilizó un Análisis Discriminante Lineal (LDA, Linear Discriminant Analysis), el cual requiere que los datos tengan una distribución normal y las matrices de covarianza para ambas clases sean iguales [22]. Para cumplir con este requerimiento, se aplicó previo al ingreso al clasificador el logaritmo en base diez a cada época promediada, para lo cual se utilizó la caja *Simple DSP* que permite aplicar operaciones matemáticas a la señal.

En la configuración de la caja *Classifier trainer* se utilizó el algoritmo de regularización y se estableció el coeficiente automáticamente según el método de Ledoit y Wolf [23].

Además, se eligió realizar una validación cruzada con 5 particiones.

La salida del bloque clasificador, implementado a través de la caja *Classifier processor*, es la distancia entre el hiperplano generado en el entrenamiento del clasificador y un punto en el espacio determinado por las características de la señal en la época evaluada.

F. Realimentación

La realimentación se realizó en base al protocolo estándar del laboratorio Graz BCI, de la Universidad de Tecnología en Graz, Austria [17]. Dicha realimentación está implementada en OpenViBE en la caja *Graz Visualization*. La misma recibe como entrada el flujo de estímulos del escenario y la distancia al hiperplano. Esta última es utilizada para determinar la extensión de una barra que se visualiza en una pantalla: a mayor distancia mayor longitud de la barra.

G. Calibración

La calibración consiste en obtener datos para configurar el sistema. Los datos se obtienen a partir de registros del EEG durante la MI. Los mismos son utilizados para calcular los coeficientes del filtro espacial y del hiperplano del clasificador, ajustando de esta forma los parámetros a cada uno de los usuarios. Se ofrecieron dos tipos de calibración que se realizan al inicio de cada sesión. Los mismos se denominan calibración con información actual y con información previa. Las cuales se diferencian en el conjunto de datos utilizados para el cálculo de los coeficientes.

1) *Calibración con Información Actual*: utiliza los datos obtenidos a partir de un registro de EEG realizado el mismo día de la sesión. Por lo tanto, la calibración se adapta al estado del sujeto de un día en particular.

2) *Calibración con Información Previa*: utiliza los datos obtenidos a partir de registros de EEG realizados en sesiones anteriores. Se decidió utilizar los datos de las últimas 3 sesiones a modo de considerar posibles cambios en el sujeto, debido a que las sucesivas sesiones de entrenamiento generan cambios en la corteza cerebral a las cuales el sistema se debe adaptar.

III. EVALUACIÓN

Se realizó una evaluación preliminar del sistema BCI sobre sujetos que cumplieran con un criterio de inclusión. Para ello se definió un protocolo a seguir y dos índices de desempeño.

A. Sujetos

Participaron del experimento dos voluntarios de sexo femenino. El sujeto 1 de 28 años y estudiante universitario. El sujeto 2 con 38 años de edad, profesional con estudios universitarios.

B. Criterio de Inclusión

Se definió un criterio de inclusión en base a la adaptación española del la última versión publicada por Lobo y col. del Mini-Mental State Examination (MMSE) [24]. Esta evaluación es una medida breve, sencilla, objetiva, cuantitativa y fiable del deterioro cognitivo. Debido a que el examen está influido por las características sociodemográficas, se

adaptaron las puntuaciones según el proyecto NORMACODEM [24]. Se incluyeron a los sujetos que se encontraron por encima del punto de corte ampliamente aceptado de 23 puntos. Además se tuvo en cuenta que los individuos no presentaran patologías motoras en los miembros superiores.

C. Protocolo

Se efectuaron 4 sesiones de entrenamiento a cada voluntario, con una distribución de no más de una sesión por día y un total de dos por semana. Cada sesión se compuso de dos pruebas, donde cada prueba consistió de 40 tareas con imaginación del movimiento, 20 de la mano derecha y 20 de la mano izquierda. Antes de cada prueba se controlaba en la señal la visualización del pestañeo, de las ondas alfas al cerrar los ojos y del ruido muscular al cerrar la mandíbula. La primer sesión se desarrolló con movimiento, de esta forma el individuo puede lograr ser consciente de las sensaciones vividas para luego recrearlas durante la MI. Además, la realización del movimiento antes de la imaginación ha mostrado tener mejores resultados [19].

Al comienzo de cada sesión se realizó un cuestionario al sujeto, donde se realizan preguntas sobre su estado antes del experimento. Además, con el objetivo obtener una MI similar en cada sesión y por los diferentes individuos, se brindaron instrucciones detalladas de cómo realizarla.

Luego de terminadas las pruebas se realizó un cuestionario que determina la capacidad de un individuo de obtener una MI. Por último se preguntó a los voluntarios sobre su concentración y el estado de ánimo en las pruebas y durante el cuestionario de MI.

D. Índices de Desempeño

Para evaluar el sistema BCI se definieron dos índices, uno relacionado al desempeño del clasificador y otro relacionado al proceso de MI del sujeto, como se describe a continuación.

1) *En relación al clasificador:* Como método de evaluación se eligió medir la precisión del clasificador durante las sesiones de imaginación con realimentación. Como métrica se utilizó la matriz de confusión de una clasificación sencilla entre dos clases [25].

En la tabla I se muestra un ejemplo genérico, especificando los verdaderos positivos (VP), verdaderos negativos (VN), falsos positivos (FP), falsos negativos (FN) y el total de pruebas (N). La suma de filas muestra la frecuencia relativa de cada clase, mientras que la suma de las columnas muestra un posible sesgo para una clase en particular.

TABLE I
MATRIZ DE CONFUSIÓN PARA UNA CLASIFICACIÓN BINARIA.

		PREDICCIÓN		
		Clase 1	Clase 2	Suma
SUCESO	Clase 1	VP	FN	VP+FN
	Clase 2	FP	VN	FP+VN
	Suma	TP+FP	FN+TN	N

Por lo tanto, se informan las medidas de rendimiento derivadas de la matriz de confusión correspondientes a la precisión p , la cual es la probabilidad de realizar una clasificación correcta. Con la ecuación (1) se calculó p ,

para lo cual se sumaron los aciertos de todas las pruebas y se dividió por el total N . Donde $C_{i,j}$ corresponde a los coeficientes de la matriz de confusión, i es la clase que sucedió y j es la clase que se predijo.

$$p = \frac{\sum C_{i=j}}{N} \quad (1)$$

Con los valores obtenidos se calculó el coeficiente Kappa de Cohen (κ) mediante la ecuación (2), para determinar si los resultados son precisos o simplemente se clasifica al azar.

$$\kappa = \frac{p - p_0}{1 - p_0} \quad (2)$$

p_0 se estimó de la matriz de confusión y es la probabilidad de aciertos si la elección es realizada al azar, se calculó por medio de la ecuación (3).

$$p_0 = \frac{\sum C_{i,:} C_{:,j}}{N^2} \quad (3)$$

$C_{i,:}$ y $C_{:,j}$ son las filas y columnas de la matriz de confusión respectivamente.

2) *En relación al proceso de MI del sujeto:* Se realizó un cuestionario que permite determinar el índice de MI normalizado, el cual es indicativo de la capacidad del individuo de obtener una imaginación interna y externa. Se busca que la imaginación del movimiento sea interna, la cual está relacionada con la planeación inconsciente durante una tarea física [26]. Por lo tanto los sujetos que muestran buenos resultados en este tipo de imaginación deberían obtener mejores resultados durante el entrenamiento del clasificador.

Se utilizó la versión española del cuestionario de imaginación del movimiento revisado (MIQ-R, Movement Imagery Questionnaire) [27], siendo la versión en castellano más actual encontrada. Se realizó luego de cada sesión de imaginación y se comparó con los resultados de clasificación del LDA. Esta etapa solo es utilizada como objeto de evaluación del sistema y no formaría parte de una posible terapia.

IV. RESULTADOS

En la figura 3 se muestra a un sujeto utilizando el dispositivo EPOC y observando los estímulos que aparecen en una pantalla. A la derecha de la figura se visualiza una computadora portátil donde corre el sistema implementado en OpenViBE. En particular se muestra la salida de la caja que permite la visualización de la señal del EEG registrado en tiempo real.

En la figura 4 se pueden observar la precisión y el índice de MI normalizado durante las diferentes sesiones para los dos tipos de calibración. Se destaca que en todas las sesiones la precisión del clasificador fue mayor o igual a 0,5. A partir de la precisión de cada sesión se obtuvieron los respectivos coeficientes κ , dando 0,15, 0,40 y 0,00 para la calibración con datos actuales; y 0,25, 0,37 y 0,4 en promedio para la calibración con datos previos. Además, se observa que el índice de MI normalizado es mayor a 0,7 en todos los casos y que el mismo aumenta en las sucesivas sesiones. Esto da indicio de una mejora en la capacidad de imaginación.

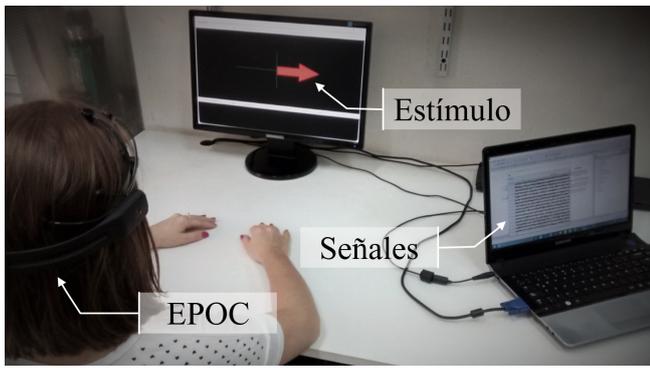


Fig. 3. Funcionamiento en tiempo real del sistema BCI.

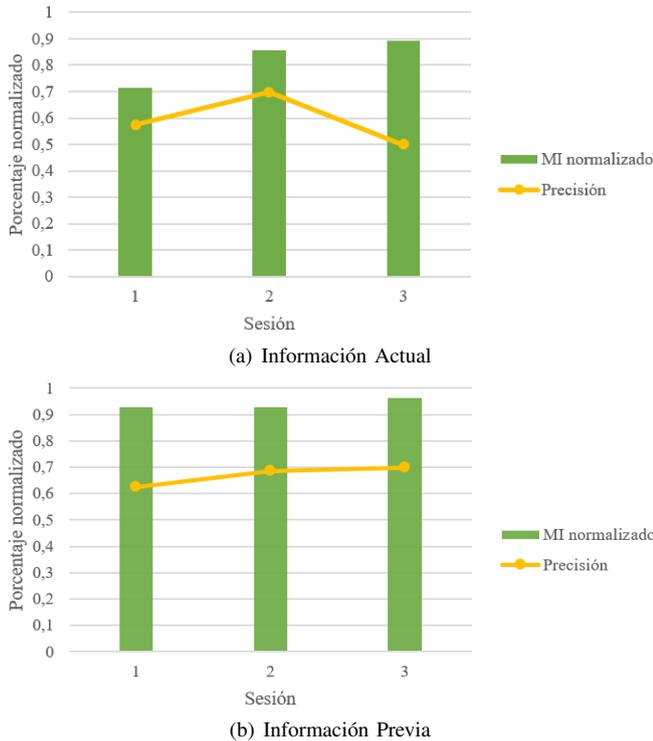


Fig. 4. Resultados de la evaluación para los dos tipos de calibración.

V. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Se logró implementar un sistema BCI adaptando los escenarios de OpenViBE a las consideraciones de diseño para detectar actividad cerebral relacionada a la MI. Esto fue posible mediante un filtro espacial en base al algoritmo por RCSP y un clasificador LDA, adecuando la BCI a cada sujeto con los dos tipos de calibración implementadas.

Considerando como usuario del sistema a un fisioterapeuta, se supone que el mismo no posee el grado de conocimiento requerido para un adecuado uso de la plataforma. Por lo tanto, es necesario una GUI que reduzca el grado de experticia requerido para el uso de la plataforma. Esto permitirá que el sistema sea utilizado a nivel clínico sin una extensa capacitación. Además se observó que la realimentación visual por medio de la barra podría ser mejorada, debido a que los sujetos manifestaron perder la concentración al observar la barra durante las pruebas. Esto crea la necesidad desarrollar algún método alternativo.

Cabe destacar que en la última sesión de la calibración

con información actual, el sujeto manifestó no haber logrado una correcta concentración lo cual pudo influir en el resultado inferior del clasificador aunque su capacidad de realizar una MI había aumentado. Además, en la sesión 2 de la calibración con información previa se encontró una señal con un ruido mayor al resto de las sesiones lo cual no se distingue posiblemente por la utilización de más datos que permiten a los algoritmos realizar una mejor generalización. Los valores de κ menores a 0,5 sugieren que, si bien el sistema clasifica en forma no aleatoria, es necesario seguir trabajando para mejorar la precisión del mismo.

Si bien el número de voluntarios participantes de la evaluación fue bajo, el MIQ-R da indicios de ser una herramienta útil al momento de evaluar de manera integral el sistema BCI basado en MI sobre sujetos sanos. En el caso de sujetos con alguna discapacidad motriz, el cuestionario se podría adaptar a los movimientos que son capaces de realizar de manera autónoma y/o asistidos por un fisioterapeuta. De todas formas este cuestionario adaptado debería ser validado con un grupo amplio de individuos.

En definitiva, se diseñó un sistema BCI para neurorehabilitación basado en la detección de la actividad cerebral relacionada a la MI, haciendo uso de un dispositivo de registro del EEG práctico y de bajo costo. Además se empleó un software libre para el procesamiento de la señal. Su testeo preliminar nos permite seguir trabajando para la inclusión de nuevas tecnologías en la práctica diaria del fisioterapeuta.

REFERENCIAS

- [1] C. Brunner, N. Birbaumer, B. Blankertz, C. Guger, A. Kübler, D. Mattia, J. d. R. Millán, F. Miralles, A. Nijholt, E. Opisso, N. Ramsey, P. Salomon, and G. R. Müller-Putz, "BNCI Horizon 2020: towards a roadmap for the BCI community," *Brain-Computer Interfaces*, pp. 1–10, 2015.
- [2] E. R. Miranda, *Guide to Brain-Computer Music Interfacing*. Springer London, 2014.
- [3] J. Mackay and G. A. Menasah, *The Atlas of Heart Disease and Stroke*. Geneva: World Health Organization, 2004.
- [4] L. van Dokkum, T. Ward, and I. Laffont, "Brain computer interfaces for neurorehabilitation – its current status as a rehabilitation strategy post-stroke," *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine*, vol. 58, no. 1, pp. 1–6, 2015.
- [5] A. Ramos-Murguialday, D. Broetz, M. Rea, L. Läer, O. Yilmaz, F. L. Brasil, G. Liberati, M. R. Curado, E. Garcia-Cossio, A. Vyziotis, W. Cho, M. Agostini, E. Soares, S. Soekadar, A. Caria, L. G. Cohen, and N. Birbaumer, "Brain-machine interface in chronic stroke rehabilitation: A controlled study," *Annals of Neurology*, vol. 74, no. 1, pp. 100–108, 2013.
- [6] G. Pfurtscheller, G. R. Müller, J. Pfurtscheller, H. J. Gerner, and R. Rupp, "'Thought' - Control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia," *Neuroscience Letters*, vol. 351, no. 1, pp. 33–36, 2003.
- [7] F. Meng, K.-y. Tong, S.-t. Chan, W.-w. Wong, K.-h. Lui, K.-w. Tang, X. Gao, and S. Gao, "BCI-FES training system design and implementation for rehabilitation of stroke patients," in *Neural Networks, 2008. IJCNN 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE International Joint Conference on*, 2008, pp. 4103–4106.
- [8] J. J. Daly, R. Cheng, K. Hrovat, J. M. Rogers, K. Litinas, and M. E. Dohring, "Development and Testing of Non-Invasive BCI+FES/Robot System for Use in Motor Re-Learning After Stroke," Freiburg, Alemania, 2008, pp. 200–202.
- [9] J. J. Daly, R. Cheng, J. Rogers, K. Litinas, K. Hrovat, and M. Dohring, "Feasibility of a new application of noninvasive Brain Computer Interface (BCI): a case study of training for recovery of volitional motor control after stroke," *Journal of neurologic physical therapy : JNPT*, vol. 33, no. 4, pp. 203–211, 2009.
- [10] M. Rohm, M. Schneiders, C. Müller, A. Kreilinger, V. Kaiser, G. R. Müller-Putz, and R. Rupp, "Hybrid brain-computer interfaces and hybrid neuroprostheses for restoration of upper limb functions in individuals with high-level spinal cord injury," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 59, no. 2, pp. 133–142, 2013.

- [11] C. B. Tabernig, L. C. Carrere, C. A. Lopez, and C. Ballario, "EEG Event-Related Desynchronization of patients with stroke during motor imagery of hand movement," in *20th Argentinean Bioengineering Society Congress (SABI)*. San Nicolas, Bs. As, Argentina: Aceptado para publicación al Journal of Physics: Conference Series, 2015.
- [12] F. A. Jure, L. C. Carrere, G. G. Gentiletti, and C. B. Tabernig, "BCI-FES system for neuro-rehabilitation of stroke patients," in *20th Argentinean Bioengineering Society Congress (SABI)*. San Nicolas, Bs. As, Argentina: Aceptado para publicación al Journal of Physics: Conference Series, 2015.
- [13] Y. Renard, F. Lotte, G. Gibert, M. Congedo, E. Maby, V. Delannoy, O. Bertrand, and A. Lécuyer, "OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test, and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments," *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, vol. 19, no. 1, pp. 35–53, 2010.
- [14] L. Bonnet. (2011) Motor Imagery BCI with Common Spatial Pattern filter. [Online]. Available: <http://openvibe.inria.fr/motor-imagery-bci-with-common-spatial-pattern-filter/>
- [15] (2016) Página web del dispositivo EPOC de emotiv. [Online]. Available: www.emotiv.com/epoc.php
- [16] (2016) Página web de Lua. [Online]. Available: www.lua.org
- [17] G. Pfurtscheller and C. Neuper, "Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans," *Neuroscience Letters*, vol. 239, no. 2-3, pp. 65–68, 1997.
- [18] C. Schuster, R. Hilfiker, O. Amft, A. Scheidhauer, B. Andrews, J. Butler, U. Kischka, and T. Ettlín, "Best practice for motor imagery: a systematic literature review on motor imagery training elements in five different disciplines," *BMC Medicine*, vol. 9, p. 75, 2011.
- [19] J. E. Driskell, C. Copper, and A. Moran, "Does Mental Practice Enhance Performance?," *Journal of Applied Psychology*, vol. 79, no. 4, pp. 481–492, 1994.
- [20] G. Pfurtscheller and F. H. L. Da Silva, "EEG Event-Related Desynchronization (ERD) and Event-Related Synchronization (ERS)," in *Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*, 6th ed., D. L. Schomer and F. H. L. Da Silva, Eds. Lippincott Williams & Wilkins, 2011, ch. 45.
- [21] F. Lotte and C. Guan, "Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs: Unified Theory and New Algorithms," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 58, no. 2, pp. 355–362, 2011.
- [22] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification-Wiley Interscience.pdf*, 2nd ed. Nueva York: John Wiley & Sons, 2001.
- [23] O. Ledoit and M. Wolf, "A well-conditioned estimator for large-dimensional covariance matrices," *Journal of Multivariate Analysis*, vol. 88, no. 2, pp. 365–411, feb 2004.
- [24] J. López Miquel and G. Martí Agustí, "Mini-Examen Cognoscitivo (MEC)," *Revista Española de Medicina Legal*, vol. 37, no. 3, pp. 122–127, 2011.
- [25] M. Billinger, I. Daly, V. Kaiser, J. Jin, B. Z. Allison, G. R. Müller, and C. Brunner, "Is It Significant? Guidelines for Reporting BCI Performance," ser. Biological and Medical Physics, Biomedical Engineering, B. Z. Allison, Stephen Dunne, R. Leeb, J. D. R. Millán, and A. Nijholt, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2013, ch. 17, pp. 333–354.
- [26] M. Jeannerod, "Mental imagery in the motor context," *Neuropsychologia*, vol. 33, no. 11, pp. 1419–1432, 1995.
- [27] A. Campos and M. A. González, "Versión Española del Cuestionario-Revisado de Imagen del Movimiento (MIQ-R): Validación y propiedades psicométricas," Palma de Mallorca, pp. 263–275, 2010.