Metodología para la construcción de BCIs orientados a la rehabilitación

del Castillo, Mª D.[1], Serrano, J.I.[1], Ibáñez, J.[1]

[1] Grupo de Bioingeniería, CAR, CSIC: Ctra. Campo Real, km. 0,800, 28500 Arganda del Rey, Madrid, España, 34 1 8711900, md.delcastillo@csic.es, jignacio.serrano@csic.es, jaime.ibanez@csic.es

Resumen

Las interfaces cerebro-computador (BCI) proporcionan un canal para enviar órdenes al mundo exterior haciendo uso de medidas electrofisiológicas de la actividad cerebral. En este artículo se presenta una metodología para la construcción de un BCI asíncrono, adaptativo y personalizado, orientado a la rehabilitación motora de miembro superior de sujetos que han sufrido un Accidente Cerebro Vascular (ACV), basada en la integración de un detector de la intención anticipada de movimiento voluntario con un clasificador del tipo de movimiento a realizar. Los valores de efectividad obtenidos sobre un grupo de sujetos de control demuestran su potencial de aplicación.

Palabras clave: Ritmos motores, minería de datos, tiempo real, integración multisensorial, interfaz natural.

1. BCIs y rehabilitación

El objetivo de este trabajo es la adquisición en tiempo real de datos fisiológicos que sirvan para cambiar de forma adaptativa y dinámica los movimientos asignados al proceso de rehabilitación de pacientes ACV y, de este modo, motivar y mejorar el estado psicológico del paciente como consecuencia de la adecuada interpretación de sus intenciones.

En general, cualquier acción humana puede servir a dos fines complementarios: alterar el entorno como consecuencia de una deseo interno o adaptarse a las exigencias del entorno como consecuencia de un hecho externo. El primer tipo de acción se reconoce como voluntaria o intencional mientras que el segundo tipo de acción se denomina reactiva o de respuesta a un estímulo. Una acción voluntaria presupone una representación interna de las relaciones entre la acción y sus efectos en el entorno o en el sujeto que la realiza [23]. Una de las hipótesis en las que se sustenta este trabajo es que la señal electroencefalográfica (EEG) contiene la información que permite discernir entre tipos de acciones o movimientos analíticos de rehabilitación, ya que la corteza medio frontal está involucrada en la anticipación de cada tipo de movimiento dando lugar a distintos modelos internos de representación objeto de descubrimiento en la señal EEG.

En las últimas décadas se han creado prototipos de BCIs para ayudar a personas con pérdida severa de su capacidad motriz radicando las diferencias entre ellos en el paradigma que pretenden resolver y en el tipo de características de la señal EEG que emplean para generar acciones de control. Unas descansan en potenciales evocados como el P300 [4]. Otro tipo de BCIs utilizan potenciales corticales lentos, que el usuario puede controlar con entrenamiento [9]. Existen BCIs que emplean potenciales relacionados con el movimiento voluntario (MRP, Movement Related Potencials) [11], señales evocadas que se generan cuando los sujetos realizan algún tipo de tarea mental [13], [22] o la variación de los ritmos sensorimotores al realizar o imaginar un movimiento. En este último caso, la variación se manifiesta con una desincronización (ERD, Event Related Desynchronization), o caída de potencia anterior al inicio del movimiento en la banda alfa, y una sincronización (ERS, Event Related Synchronization), o incremento de la potencia al final del movimiento [18] en la misma banda. Son escasas las contribuciones en BCIs asíncronos que vayan más allá del ámbito teórico y que hayan sido probados en aplicaciones reales [15], [26]. Otro punto crítico como la

capacidad de un BCI para identificar la presencia de un movimiento en la señal EEG a partir de un ensayo único tiene poca repercusión en la literatura [5], [20]. El trabajo de [11] para discriminar tipos y velocidad de movimiento de la muñeca utiliza como espacio de características los valores de ERD/ERS y MRP recogidos en cada uno de los ensayos realizados por diversos sujetos en lugar del promediado de ambas características para todos los ensayos.

En el ámbito de la aplicación de BCIs a la rehabilitación de la función motora hay que diferenciar entre dos estrategias fundamentales, ambas sustentadas en la plasticidad cerebral. El BCI, de acuerdo a la primera estrategia, puede ayudar a restaurar la actividad cerebral implicando al paciente al darle a conocer el estado de su actividad y, de acuerdo a la segunda estrategia, puede suplir el control muscular incrementado la eficacia del protocolo de rehabilitación [3]. La restauración implica un entrenamiento del paciente para generar actividad cerebral motora normal, basándose en la hipótesis de que debido a la plasticidad del sistema nervioso, el entrenamiento puede conducir a un mejor funcionamiento del sistema nervioso y, por ende, a un mejor control motor. En la segunda estrategia, el control de un dispositivo que impulsa el movimiento, subyace la idea de que la realización real del movimiento mejora la función motora ya que da lugar a una entrada sensorial que induce una reorganización plástica del sistema nervioso y, en consecuencia, conduce a un control motor normal.

En [21] se apunta la necesidad de desarrollar protocolos para la rehabilitación de pacientes con ACV en los que se utilice el entrenamiento de la imaginación de movimiento para activar las redes neurales sensorimotoras afectadas por la lesión. La señal resultante del entrenamiento puede realimentar al paciente sólo visualmente (realidad virtual) o actuar sobre un dispositivo protésico dispuesto en el miembro afectado. La observación del movimiento real de dicho miembro puede no sólo reforzar la dinámica de la imaginación de movimiento sino que puede activar las áreas sensorimotoras. En el mismo artículo se menciona también la existencia de un estudio en el que se detecta una desincronización del ritmo beta en el hemisferio no lesionado mediante la imaginación de movimiento del miembro afectado y del no afectado a partir de un solo ensayo.

El objetivo central de este trabajo se enmarca dentro de la segunda estrategia: diseñar y desarrollar un método para construir sistemas que transformen la señal EEG de un sujeto, a partir de un solo ensayo, en valores de características, que representan el fenómeno neurológico subyacente previo al movimiento voluntario, para controlar las distintas clases de ejercicios de rehabilitación que constituyen el tratamiento de un paciente asistido por una neuroprótesis o un neurorobot. Una de las características clave de este BCI es que pueda ser considerado una interfaz natural en rehabilitación por su capacidad para responder de acuerdo a las expectativas temporales del sujeto y a su señal electrofisiológica, sin necesidad de aprendizaje alguno de estrategias para controlar el dispositivo de ayuda, y para adaptarse a los cambios que se presenten en la señal a lo largo del tiempo.

2. Diseño y desarrollo de un BCI para rehabilitación

2.1. Paradigma de aplicación

La metodología para el desarrollo del BCI personalizado para cada sujeto de estudio está basada en la combinación de un procedimiento para la identificación anticipada del movimiento voluntario, llevada a cabo por un detector [10] de la desincronización de los ritmos motores ERD y un clasificador para la identificación del tipo de movimiento voluntario. El paradigma del BCI es el de controlar una neuroprótesis de miembro superior con el objeto de cumplimentar la terapia de rehabilitación de pacientes de ACV que consta de diferentes tipos de movimientos a efectuar por el miembro afectado.

En una primera fase experimental, el sistema de control de la neuroprótesis recibe, además de la respuesta anticipada del detector-clasificador para EEG aquí presentado, información de otras fuentes como la señal

electromiográfica EMG y la señal procedente de unidades de medida inerciales (IMU, Inertial Measurement Unit), registradas ambas en el miembro superior objeto de estudio. El sistema de control integrará todo ello y determinará la acción a realizar.

Los requisitos del paradigma que influyen directamente en la metodología de diseño y desarrollo del detector-clasificador del BCI son los de una rápida respuesta en el tiempo y una alta resolución temporal, además de un alto porcentaje de movimientos voluntarios anticipados correctamente clasificados. Uno de los objetivos es que el BCI funcione en modo asíncrono, es decir, sin conocer de antemano el tiempo en el que se inicia la actividad mental asociada a la intención de cada tipo de movimiento [24].

En la literatura relativa al estudio de las señales EEG se ha estudiado extensa y rigurosamente la actividad de determinadas poblaciones neuronales y su dinámica de cambio en relación con la realización de determinadas tareas como las de procesamiento de información sensorial o cognitiva o en la generación de un movimiento voluntario [16], [18]. En concreto, los movimientos voluntarios producen una desincronización o disminución de la potencia localizada en el área sensorimotora en la franja superior de la banda de frecuencia alfa y en la banda de frecuencia beta [17]. Esta desincronización o ERD, promediada para varios ensayos, comienza alrededor de 2 segundos antes a la realización del movimiento en la región contralateral de Rolando y pasa a ser bilateralmente simétrica inmediatamente antes de la ejecución del movimiento. La desincronización es independiente de la duración del movimiento y su amplitud puede verse incrementada durante el aprendizaje de tareas motoras complejas o con la imaginación del movimiento previa a su realización.

En este trabajo se ha realizado, en primer lugar, un filtrado espacial de la señal y, a continuación, se ha estimado el valor de la potencia espectral media (PSD, Power Spectral Density) en cada ventana de tiempo de muestreo en los canales y frecuencias relevantes para detectar la intención de movimiento y el tipo de movimiento. En el caso del detector, las características relevantes son los pares canal-frecuencia en los que se identifica mejor el fenómeno ERD. Para la determinación de las características más relevantes de cada tipo de movimiento, asociado al ERD previo al movimiento identificado por el detector, se ha empleado una técnica de minería de datos sobre los movimientos realizados por cada sujeto.

Se ha comprobado experimentalmente la inter-variabilidad entre sujetos y la intra-variabilidad en un mismo sujeto presente en la señal EEG a lo largo del tiempo por lo que el BCI se ha concebido para adaptarse a cada sujeto particular. Esto conlleva que el procedimiento para la selección de características conducente a obtener el modelo informativo de cada subsistema se realice de forma personalizada para cada sujeto en una o varias sesiones y, por tanto, el modelo predictivo será también único para cada sujeto. De este modo, el control del sistema final que utilice el usuario dependerá de la información presente en su propia señal.

2.2. Paradigma experimental

En este trabajo se ha llevado a cabo un experimento en el que seis sujetos de control diestros, todos varones y con una edad media de 27 años, realizaron siete tipos diferentes de tareas con el brazo derecho (tres involucrando al hombro, dos al codo y dos a la muñeca) sentados en una silla y partiendo de diferentes posiciones iniciales. Los sujetos eligieron libremente los instantes de tiempo en los que ejecutar el movimiento después de escuchar un estímulo auditivo.

Para cada sujeto, las sesiones de medida constaban de dos tandas para cada tipo de movimiento con veinticinco ensayos por tanda. Los ensayos registrados que presentaban un período de tiempo inferior a 10s desde la emisión de la señal acústica hasta el inicio del movimiento fueron eliminados con el fin de que la señal existente entre movimientos consecutivos no estuviera contaminada por el potencial evocado por la señal acústica.

El registro de la señal se ha realizado mediante un sistema g.EEGcap de 65 electrodos g-tec y un amplificador g.USBamp a 512Hz, para 32 canales ubicados en la corteza frontal, central y parietal del

sistema internacional 10-20. Se ha aplicado un filtro Notch (50Hz) y un filtro pasobanda (0.5Hz-100Hz). Las medidas se referenciaron al potencial común de ambas orejas y el canal Fz se empleó como tierra.

Además, se registraron los movimientos de la mano y el brazo derecho mediante cuatro sensores inerciales, de modo que el clasificador pudo disponer del tiempo de inicio y fin de cada movimiento sincronizado con la señal EEG.

2.3. Detector de la intención de movimiento

El detector anticipa la ejecución de movimientos voluntarios de manera asíncrona dando como respuesta, cada cierto período de muestreo y de manera continua, la probabilidad estimada de la intención de movimiento. El método empleado se basa en la detección de fenómenos de desincronización ERD de la señal EEG en ciertos canales y bandas de frecuencia y ha sido ya aplicado con éxito en la detección de la intención de movimiento voluntario en sujetos con temblor [2].

El detector está basado en un clasificador Bayesiano que utiliza como modelo descriptivo la distribución de probabilidad de los valores de PSD en los intervalos previos al movimiento de los ensayos de entrenamiento. Los valores de PSD se calculan para los cuatro canales y frecuencias en los que la ERD del conjunto de entrenamiento tiene la mayor amplitud con respecto a los valores de basal, en los que el sujeto está en reposo, y es más anticipativa.

En el proceso de clasificación continua, el detector extrae los valores PSD de las cuatros pares canal-frecuencia usando ventanas de tiempo de 2s y obtiene la probabilidad de que la ventana analizada pueda identificarse como de intención de movimiento. La posibilidad de realimentar el detector con la salida de un sistema de control que, empleando otro tipo de detectores como IMUs, le informe sobre los aciertos y/o fallos de la predicción de movimiento permiten que el detector aprenda y se adapte de manera natural al sujeto.

2.4. Clasificador de tipo de movimiento

La clasificación del tipo de movimiento, que sigue a la detección de la intención de movimiento en un determinado intervalo de tiempo, exige un análisis riguroso que permita determinar la descripción característica y discriminante de cada tipo de movimiento. Con este fin, se ha elaborado un procedimiento de minería de datos [6] para extraer el conjunto óptimo de características, alrededor del 25% del conjunto inicial (Yang and Honavar, 1998, propio de cada sujeto y asociado a cada tipo de movimiento.

El conjunto de características que definen cada tipo de movimiento está formado por el valor de PSD en todos los canales, en intervalos solapados de frecuencia de 2Hz dentro del rango de 7Hz-29Hz, en diferentes ventanas de tiempo conteniendo el inicio del movimiento. La optimización del tamaño de este espacio exhaustivo de características rebaja el tiempo que emplearía un clasificador en determinar el tipo de movimiento. Para ello se ha combinado un algoritmo genético [7] con un método de aprendizaje bayesiano [14] realizando una validación cruzada que toma el 75% de la muestra como entrenamiento. La bondad de cada subconjunto de características analizado depende de la precisión en la clasificación del clasificador bayesiano sobre el 25% de ejemplos restantes representados de acuerdo a las características de ese subconjunto.

El resultado de este procedimiento conduce a establecer el conjunto óptimo de pares canal-frecuencia y los intervalos de tiempo en los que cada sujeto analizado presenta el fenómeno de desincronización asociado a un tipo de movimiento concreto. Con los valores de PSD para esas características se construye el modelo descriptivo del conjunto de ensayos de entrenamiento, esto es, la función de probabilidad de cada característica. A partir del mismo, un clasificador bayesiano multiclase construirá el modelo predictivo de la señal, calculando de manera continua la probabilidad explícita que tiene cada ventana de muestreo, representada de acuerdo al conjunto óptimo de características, de pertenecer a una clase de movimiento

[14]. Puesto que su potencial predictivo descansa en la distribución a priori de los valores de los atributos de los ejemplos de entrenamiento, este modelo puede actualizarse de forma rápida y sencilla a medida que se dispone de más ejemplos de entrenamiento o de los aciertos o fallos que pudieran realimentar al clasificador.

3. Resultados y discusión

Para llevar a cabo la interpretación de los resultados de la metodología propuesta, para cada sujeto, se ha utilizado la primera tanda de los movimientos de cada tipo para construir los modelos descriptivos del detector y del clasificador y la segunda para evaluar los modelos predictivos. En primer lugar, se han obtenido los pares canal-frecuencia óptimos para la detección del fenómeno ERD y con el valor de PSD calculado para ellos se ha construido el modelo descriptivo del detector. En paralelo, el procedimiento de minería de datos ha extraído los pares canal-frecuencia así como las ventanas de tiempo que mejor discriminan entre tipos de movimiento y se ha construido el modelo descriptivo con el valor de PSD para esas características.

En el análisis de la segunda tanda se ha estimado de manera continua sobre la señal, para ventanas de 2s cada 125ms, la probabilidad de intención de movimiento. Cuando esta probabilidad supera un umbral establecido empíricamente, es decir, cuando el detector identifica la intención de movimiento voluntario, el clasificador de movimientos estima la probabilidad de pertenecer a alguno de los tipos de movimiento y da como respuesta la clase de movimiento que obtiene la mayor probabilidad. La Tabla 1 muestra los valores de efectividad Pr y Rc del clasificador. El parámetro Pr mide el porcentaje de tipos de movimiento predichos por el clasificador que se corresponden con los tipos de movimientos reales registrados, y Rc mide el porcentaje de movimientos realmente realizados por el sujeto en los que el clasificador ha identificado su tipo correctamente. En la mayoría de tareas y sujetos ambos parámetros superan el 50% dándose los valores más bajos en tareas que involucran la articulación del hombro (en extensión HE y en rotación HR).

De acuerdo al paradigma descrito anteriormente, el detector y el clasificador están integrados en un sistema multimodal que también procesa la información procedente de otros sensores, como las señales inerciales y electromiográficas, de manera que, para obtener las medidas presentadas de la Tabla 1, se emplea esta información adicional para determinar el movimiento real, su tipo y su tiempo de inicio. Del mismo modo, esa información permite establecer los umbrales de la detección del movimiento.

	HA		HE		HR		CE		CP		ME		MR	
	Rc	Pr	Rc	Pr	Rc	Pr	Rc	Pr	Rc	Pr	Rc	Pr	Rc	Pr
01	78.0%	54.9%	40.0%	42.6%	30.6%	48.4%	58.0%	67.4%	56.0%	57.1%	64.0%	55.2%	62.0%	62.0%
02	57.1%	68.3%	72.0%	60.0%	68.0%	43.0%	39.6%	65.5%	54.2%	57.8%	55.1%	69.2%	56.3%	55.1%
03	78.0%	63.9%	93.8%	86.5%	70.0%	72.9%	58.0%	80.6%	51.0%	59.5%	56.5%	56.5%	82.0%	70.7%
04	60.0%	57.7%	74.0%	43.5%	61.7%	54.7%	50.0%	65.0%	40.4%	54.3%	62.0%	70.5%	46.9%	63.9%
05	62.0%	75.6%	49.0%	70.6%	86.0%	60.6%	68.0%	64.2%	59.2%	60.4%	65.3%	68.1%	56.0%	52.8%
06	70.0%	50.7%	86.0%	82.7%	40.0%	43.5%	40.0%	50.0%	60.0%	60.0%	53.1%	59.1%	64.0%	78.1%

Tabla 1. Valores de Precisión y Recall del clasificador para los seis sujetos estudiados durante la segunda tanda de las siete tareas realizadas.

En general, los canales que más discriminantes que intervienen la discriminación de tareas son los canales frontales, frontocentrales y centrales, tanto contralaterales como ipsilaterales al movimiento. Las frecuencias más relevantes son específicas de cada sujeto, distribuyéndose homogéneamente por las bandas alfa y beta. La participación de canales tanto contra como ipsilaterales indica que la función motora en sujetos sanos se recoge en ambos hemisferios y no sólo en el contralateral al miembro dominante. Con ello, se abre el camino de que un análisis de la señal en los sujetos ACV, de la misma naturaleza que el expuesto en este artículo, pueda contribuir a la construcción de un BCI para controlar la realización de diferentes ejercicios de rehabilitación.

Por otra parte, el hecho de estar involucrados los canales frontales en la discriminación de movimientos corroboran la teoría de que el córtex media frontal juega un papel crítico en la asociación entre las acciones y sus consecuencias y que la preparación de una acción provoca la activación de las áreas perceptivas que representan las consecuencias sensoriales predichas para tal acción [25], de tal modo, que esta asociación puede emplearse para seleccionar una acción anticipando o activando internamente sus consecuencias perceptivas [23].

4. Conclusiones y trabajos futuros

Se ha presentado una metodología para seleccionar de forma continua y asíncrona las características del estado previo al movimiento voluntario de la señal EEG de un sujeto. A partir de ellas, se construye un BCI cuya salida puede ser utilizada por un sistema de control de dispositivo neuroprotésico. El BCI se adapta a las características personales y a sus circunstancias en el tiempo y puede asistirle en una posible terapia de rehabilitación. En el experimento realizado con sujetos de control se han obtenido unos buenos valores de las medidas de predicción de la intención de movimiento y del tipo de movimiento voluntario. Los resultados, tanto cuantitativos como cualitativos, apuntan a una aplicación prometedora del BCI en sujetos ACV para controlar la realización de diferentes ejercicios de rehabilitación.

Los algoritmos que sustentan tanto al detector como al clasificador tienen un carácter adaptativo que puede beneficiarse de la integración en un sistema de control multimodal ya que otros sensores aportarían información útil tanto para el detector como para el clasificador que serviría para actualizar gradualmente los modelos informativos y los distintos umbrales de identificación en los que se sustentan, aprendiendo de los aciertos y de los fallos de los que informan los otros sensores.

Se han abierto, a raíz de la investigación en esta línea, varias vías de trabajo futuro. Una de ellas es la de analizar el papel de las diferentes características empleadas por el clasificador o concebir un clasificador de un nivel superior que discrimine entre detecciones y clasificaciones acertadas y erróneas. Otra de las vías a medio plazo es evaluar el potencial predictivo de la combinación de técnicas de filtrado espacial con otras técnicas de filtrado temporal diferentes al valor de PSD. Un paradigma de sumo interés en el ámbito de la rehabilitación es el de la rehabilitación cognitiva para el que se plantea, en un futuro próximo, la viabilidad de la aplicación de la metodología expuesta, basada en un análisis de conjunto de toda la información contenida en la señal, para extraer modelos de distintas capacidades cognitivas (memoria, funciones ejecutivas) y el estudio de su mejora en la línea de lo descrito en [1].

5. Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado con la financiación del proyecto Consolider Ingenio Hyper CSD2009-00067 del Ministerio de Ciencia e Innovación y parcialmente por el proyecto BCI for Cognitive Training and Domotic Assistance Against Effect of Aging dentro del marco de Proyectos Cero–Envejecimiento de la Fundación General CSIC.

Referencias

[1] Boulay C.B., Sarnacki W.A., Wolpaw J.R. and McFarland D.J. Trained modulation of sensorimotor rhythms can affect reaction time, Clinical Neurophysiology 122, 1820-1826, 2011.

[2] del Castillo MD., Serrano J.I., Ibáñez J. and Barrios L. Metodología para la creación de una interfaz cerebro-computador aplicada a la identificación de la intención de movimiento, RIAI, 8(2), 93-102, 2011.

[3] Daly J.J. and Wolpaw J.R. Brain–computer interfaces in neurological rehabilitation. The Lancet Neurology, 7(11), 1032–1043, 2008.

[4] Donchin E., Spencer K.M. and Wijensighe R. The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 8, 174-179, 2000.

[5] Fazli S., Popescu F., Danóczy M., Blankertz B., Müller K.R. and Grozea C. Subject-independent mental state classification in single trials. Neural Networks, 22, 1305-1312, 2009.

[6] Fayyad U.M., Piatetsky-Shapiro G. and Smyth P. (1996). The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data. Communications of the ACM, 39(11), 27-34.

[7] Goldberg D. Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison Wesley, 1989.

[8] Grainmann B., Huggins J.E., Levine S.P. and Pfurtscheller G. Visualization of significant ERD/ERS patterns in multichannel EEG and ECoG data. Clinical Neurophysiology, 113, 43-47, 2002.

[9] Gu Y., Dremstrup K. and Farina D. Single-trial discrimination of type and speed of wrist movements from EEG recordings. Clinical Neurophysiology, 120, 1596-1600, 2009.

[10] Ibáñez J., Serrano J. I., del Castillo M. D., Barrios L. J., Gallego J. A. and Rocón E. An EEG-based Design for fhe Online Detection of Movement Intention, International Work-Conference on Artificial Neural Networks, IWANN, 2011.

[11] Kubler A., Kotchoubey B., Kaiser J., Wolpaw J.R. and Birbaumer N. Brain computer communication: unlocked the locked. Psychology Bulletin, 127(3), 358-375, 2000.

[12] Mason S.G. and Birch G.E. A brain controlled switch for asynchronous control applications. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 47, 1297-1307, 2000.

[13] Millán J., Mouriño R., Cincotti F., Babiloni F., Varsta M. and Heikkonen J. Local neural classifier for EEG-based recognition of mental tasks. Proc. IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 632-636, 2000.

[14] Mitchell, T.M. Machine learning. McGraw-Hill, 1997.

[15] Müller G.R., Scherer R., Pfurtscheller G. and Rupp R. EEG-based neuroprosthesis control: a step towards clinical practice. Neuroscience Letters, 382, 169–174, 2005.

[16] Pfurtscheller G. Graphical display and statistical evaluation of event-related desynchronization (ERD). Electroencephalography and Clinical Neurophysioogy. 43, 757–760, 1977.

[17] Pfurtscheller G. and Aranibar A. Evaluation of event-related desynchronization (ERD) preceding and following voluntary self-paced movements. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 46, 138-146, 1979.

[18] Pfurtscheller G., Neuper C., Guger C., Harkam W., Ramoser H., Schlogl A., Obermaier B. and Pregenzer M. Current trends in Graz brain-computer interface (BCI) research. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 8, 216-219, 2000.

[19] Pfurtscheller G. and Lopes da Silva F.H. Event-related EEG/EMG synchronization and desynchronization: basic principles. Clinical Neurophysiology, 110, 1842–1857, 1999.

[20] Pfurtscheller G., Brunner C., Schlögl A. and da Silva F.H. Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motor imagery tasks. Neuroimage, 31, 153–159, 2006.

[21] Pfurtscheller G, and Müller-Puzt, G.R. Rehabilitation with Brain-Computer Interface Systems, Computer, 58-65, 2008.

[22] Serrano J.I. and del Castillo M.D. BCI Competition III. http://www.bbci.de/competition/iii/results/index.html, 2005.

[23] Shin, Y.K., Proctor, R.W. and Capaldi, E.J. A review of contemporary ideomotor theory, Psychological Bulletin 136(6), 943-974, 2010.

[24] Townsend G., Grainmann B. and Pfurtscheller G. Continuous EEG classification during motor imagery-simulation of an asynchronous BCI. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 12(2), 258–265, 2004.

[25] Waszak F., Cardoso-Leite P. and Hughes G. Action effect anticipation: Neurophysiological basis and functional consequences, Neuroscience and Biobehavioral Reviews, 36, 943-959, 2012.

[26] Wolpaw J.R. and McFarland D.J. Control of a two dimensional movement signal by a noninvasive brain–computer interface in humans. Proc. National Academy of Sciences, 101(51), 17849-17854, 2004.