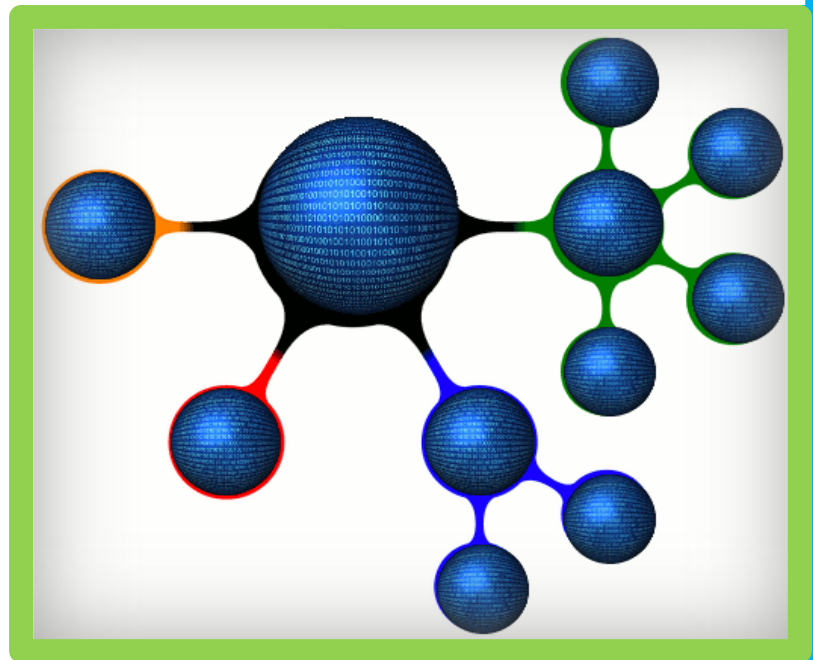


Miguel Ángel López Gordo
Eva María de la Plaza Hernández
(Eds.)

Cognitive Area Networks



Cognitive Area Networks
vol. 2, nº 1, Junio 2015
© Asociación Nicolo
(www.nicolo.es)
ISSN: 2341-4243

Miguel Ángel López Gordo
Eva María de la Plaza Hernández (Eds.)

Cognitive Area Networks

7º Simposio CEA de Bioingeniería 2015
Interfaces Cerebro-computador (BCI) y Tecnologías
Asistenciales



Málaga, Junio de 2015



Asociación Nicolo

www.nicolo.es

ISSN: 2341-4243

© Asociación Nicolo (www.nicolo.es)
Churriana de la Vega (Granada), 2015

EDITORES

Miguel Ángel López Gordo
Asociación Nicolo (www.nicolo.es)
e-mail: malg@nicolo.es

Eva María de la Plaza Hernández
Asociación Nicolo (www.nicolo.es)
e-mail: emph@nicolo.es

PRÓLOGO

Deseo dar la bienvenida a todos los participantes del 7º Simposio CEA de Bioingeniería que, en esta ocasión, se celebra en Málaga. Confío, al mismo tiempo, que vuestra estancia os resulte agradable y que las actividades científicas del Simposio sean interesantes y fructíferas.

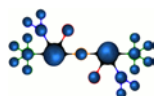
El objetivo de este Simposio anual es realizar un encuentro entre investigadores, profesores y otros profesionales relacionados con la temática de las Interfaces Cerebro-Computadora si bien, en este año, dicha temática se extiende a otro campo con objetivos muy similares: las tecnologías asistenciales.

Desde hace unos años y a causa de los recortes presupuestarios que sufrimos muchos de los investigadores y de las instituciones en general, los organizadores del Simposio se esfuerzan en seguir manteniendo vivo el espíritu de éste. A pesar de dichos recortes, el éxito en las últimas ediciones ha sido notable y, en esta ocasión, confío en que el esfuerzo realizado por todo el comité organizador también haya merecido la pena.

Una vez más, el contenido de los trabajos será publicado en forma de artículo científico en la revista Cognitive Area Networks, siendo éste el segundo número de la revista. Agradecer personalmente a la asociación Nicolo por el esfuerzo en la elaboración y edición de la revista.

Quiero por supuesto agradecer a todos los participantes, tanto ponentes como asistentes en general, que hayan hecho un esfuerzo, ya sea enviando contribuciones o, sencillamente, asistiendo al evento y, de esta manera, contribuir al éxito del encuentro.

Ricardo Ron Angevin
Co-organizador local del Simposio
Málaga, 22 de junio de 2015



ORGANIZACIÓN

Comité organizador

Dr. Ricardo Ron Angevin (Universidad de Málaga)
Dr. Francisco Velasco Álvarez (Universidad de Málaga)
Dr. Luis Valero Aguayo (Universidad de Málaga)
Dr. Miguel Ángel López Gordo (Asociación Nicolo)
Dra. María José Blanca Mena (Universidad de Málaga)

Comité de Coordinación

Prof. Ramón Ceres (CSIC- Grupo de Bioingeniería)
Dr. Javier P. Turiel (Universidad de Valladolid, Fundación CARTIF)
Prof. Jose María Azorín (Universidad Miguel Hernández de Elche)
Prof. Pere Caminal (Universidad Politécnica de Cataluña)

TABLA DE CONTENIDOS

PLATAFORMA IBERADA DE ACCESO ALTERNATIVO AL COMPUTADOR PARA PERSONAS CON DISCAPACIDAD.....	1
A. Úbeda ¹ , J. M. Azorín ¹ , R. Raya ² , R. Ceres ² , F. Brunetti ³ , M. Nunes ⁴ , L. Azevedo ⁵	
¹ Universidad Miguel Hernández de Elche	
² Centro Superior de Investigaciones Científicas (CSIC), Madrid	
³ Universidad Católica “Nuestra Señora de la Asunción”, Asunción, Paraguay	
⁴ Centro de Reabilitação de Paralisia Cerebral Calouste Gulbenkian, Lisboa, Portugal	
⁵ Anditec, Lisboa, Portugal	
DESARROLLO DE MÉTRICAS APLICABLES A UN ENTORNO DE REHABILITACIÓN NEURO-MUSCULAR BASADA EN EL ROBOT PHYSIOBOT.....	7
P.F. Viñas ¹ , M. Zaratarain Valles ¹ , R. Alonso Alonso ¹ , A. Cuadrado Oza ¹ , J. Pérez Turiel ² , J.C. Fraile Marinero ² , E.J. Barajas Sánchez ³ , J.F. Arenillas Lara ³	
¹ División de Ingeniería Biomédica, Fundación Cartif	
² Instituto de las Tecnologías Avanzadas de la Producción (ITAP), Universidad de Valladolid	
³ Servicio de Medicina Física y Rehabilitación y Servicio de Neurología del HCUV	
ANÁLISIS DE LOS CAMBIOS ESPECTRALES DEL EEG PRODUCIDOS POR EL ENTRENAMIENTO NEUROCOGNITIVO MEDIANTE UNA INTERFAZ CEREBRO-ORDENADOR	15
J. Gomez-Pilar ¹ , R. Corralejo Palacios ¹ , V. Martínez-Cagigal ¹ , D. Álvarez González ¹ , R. Hornero Sánchez ¹	
¹ Grupo de Ingeniería Biomédica, E.T.S. de Ingenieros de Telecomunicación, Universidad de Valladolid	
BCI BASADO EN LA FACILITACIÓN ASOCIATIVA DE LA ACTIVIDAD CORTICAL PARA EL INICIO DE LA MARCHA EN PARÁLISIS CEREBRAL.....	23
J.I. Serrano ¹ , M.D. del Castillo ¹ , R. Raya ¹ , C. Bayón ¹ , E. Rocon ¹ , I. Martínez ² , S. Lerma ³	
¹ Neural and Cognitive Engineering Group (gNeC), CSIC, Centro Automática y Robótica, Arganda del Rey	
² Dpto. Cirugía Ortopédica y Traumatología, Hospital Universitario Infantil Niño Jesús, Madrid, España	
³ Laboratorio de Análisis de la Marcha, Hospital Universitario Infantil Niño Jesús, Madrid, España	
PLATAFORMA INALÁMBRICA CONFIGURABLE PARA BCI.....	27
S. Alcoba ¹ , J. Minguillón ¹ , C. Morillas ¹ , R. Carrillo ¹ , F. Pelayo ¹ , M.A. López-Gordo ²	
¹ Dpto. Arquitectura y Tecnología de Computadores, Universidad de Granada	
² Dpto. Teoría de la Señal, Telemática y Comunicaciones, Universidad de Granada	
PLATAFORMA PARA LA MONITORIZACIÓN DE BIOSEÑALES EN CONDUCTORES.....	33
J. M. Morales ¹ , S. Romero ¹ , L.L. Di Stasi ² , C. Díaz-Piedra ²	
¹ Brain Computer Interface Lab., Universidad de Granada	
² Centro de Investigación Mente, Cerebro y Comportamiento (CIMCYC), Universidad de Granada	
MÉTRICAS DE NEUROPLASTICIDAD BASADAS EN INTERFACES CEREBRO-MÁQUINA.....	39
F. Trincado Alonso ¹ , E. López-Larraz ² , A. Gil-Agudo ³	
¹ Unidad de Biomecánica y ayudas técnicas. Hospital de Paraplégicos de Toledo. Servicio de Salud de Castilla La Mancha (SESCAM)	
² Dpto. De Informática e Ingeniería de Sistemas. Universidad de Zaragoza	
³ Unidad de Biomecánica y ayudas técnicas. Hospital de Paraplégicos de Toledo. Servicio de Salud de Castilla La Mancha (SESCAM)	
DECODIFICACIÓN DEL ÁNGULO DE RODILLA A PARTIR DE SEÑALES EEG	45
E. Iáñez ¹ , A. Úbeda ¹ , E. Hortal ¹ , A. Costa ¹ , J.M. Azorín ¹	
¹ Universidad Miguel Hernández de Elche, Brain-Machine Interface Systems Lab,	

TECNOLOGÍAS ASISTENCIALES PARA ACCESO AL ORDENADOR, TRABAJO, COMUNICACIÓN Y OCIO51

S. Sancha Ros¹, E. García Garaluz¹, K.M. Barfoot²

¹ Eneso Tecnología de Adaptación S.L., Málaga, España

² Alpha-Active Ltd, R. Unido

APRENDIZAJE MEDIANTE FEEDBACK ADAPTADO AL RENDIMIENTO DEL USUARIO EN UN SISTEMA BCI BASADO EN RITMOS SENSORIOMOTORES57

Á. Fernández-Rodríguez¹, L. da Silva-Sauer¹, F. Velasco-Álvarez¹, R. Ron-Angevin¹, L. Valero-Aguayo²

¹ Dpto. Tecnología Electrónica, E.T.S.I. Telecomunicación, Universidad de Málaga

² Dpto. Personalidad, Evaluación y Tratamiento Psicológico, Facultad de Psicología, Universidad de Málaga

CONTROL DE UNA SILLA DE RUEDAS MEDIANTE BCI.....63

F. Velasco-Álvarez¹, Á. Fernández-Rodríguez¹, S. Varona-Moya¹, R. Ron-Angevin¹, S. Sancha-Ros², M.J. Blanca-Mena³

¹ Dpto. Tecnología Electrónica, E.T.S.I. Telecomunicación, Universidad de Málaga

² Eneso Tecnología de Adaptación, S.L.

³ Dpto. Psicobiología y Metodología de las Ciencias del Comportamiento, Facultad de Psicología, Universidad de Málaga

OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO EN LA EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS PARA BCI.....69

E. Pérez Valero¹, J. Ortega Lopera¹, P. Martín-Smith¹, A. Ortiz García², M.A. López-Gordo³

¹ Dpto. de Arquitectura y Tecnología de Computadores, CITIC, Universidad de Granada

² Dpto. de Ingeniería de Comunicaciones, Universidad de Málaga

³ Dpto. Teoría de la Señal, Telemática y Comunicaciones, Universidad de Granada

PLATAFORMA IBERADA DE ACCESO ALTERNATIVO AL COMPUTADOR PARA PERSONAS CON DISCAPACIDAD

Andrés Úbeda, José M. Azorín
Univ. Miguel Hernández de Elche, Brain-Machine Interface Systems Lab, Av. de la Univ., 03202, Elche, Alicante
{aubeda, jm.azorin}@umh.es

Rafael Raya, Ramón Ceres
CSIC, Ctra. Campo Real, km 0.2, 28500, La Poveda, Arganda del Rey, Madrid
{rafael.raya, ramon.ceres}@csic.es

Fernando Brunetti
Universidad Católica "Nuestra Señora de la Asunción", Tte. Cantaluppi esq. G. Molinas, Asunción, Paraguay
fjbrunetti@gmail.com

Margarida Nunes
Centro de Reabilitação de Paralisia Cerebral Calouste Gulbenkian, Av. Rainha D. Amélia 1600-676, Lisboa, Portugal
crpccg.utaac@gmail.com

Luis Azevedo
Anditec, Alameda Roentgen 9C, 1600-757, Lisboa, Portugal
luis.azevedo@anditec.pt

Resumen

En este artículo se presenta la red IBERADA, una plataforma cuyo objetivo es el desarrollo de interfaces de acceso alternativo al computador para personas con discapacidad. En concreto, se van a mostrar dos interfaces de acceso: una basada en electrooculografía y otra basada en movimientos de cabeza. Se propone el uso de diferentes programas, como GRID 2, para evaluar las dos interfaces de comunicación. Para ello, se han realizado pruebas con usuarios sin discapacidad y con limitaciones motoras derivadas de la parálisis cerebral y otros trastornos.

Palabras Clave: Comunicación, Discapacidad, Electrooculografía, Ratón Inercial.

1 INTRODUCCIÓN

De acuerdo a la Organización Iberoamericana de Seguridad Social, el número de personas con discapacidad en Iberoamérica es superior a los 72 millones (afectando aproximadamente al 11% de la población total de Iberoamérica) [2]. En el caso de las personas con una deficiencia motriz, esta discapacidad puede provocar limitaciones de coordinación y movimiento que impiden la realización normal de actividades de la vida diaria.

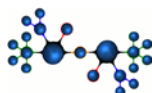
En este artículo se presenta IBERADA, una red de colaboración entre distintos países de Iberoamérica, cuyo objetivo es desarrollar interfaces de comunicación adaptadas a personas con

discapacidad. Dentro de la red, se ha desarrollado una plataforma de demostración para la comunicación hombre-computador de usuarios con trastornos psicomotrices como los derivados de la parálisis cerebral. La plataforma de demostración se compone de una interfaz ocular basada en señales de electrooculografía (EOG) y un ratón de cabeza basado en un sensor inercial. Se han seleccionado estas interfaces debido a que son de fácil uso, conexión sencilla al ordenador y son portables.

El software de la plataforma con el que interactuarán las interfaces en su fase final de aplicación es el GRID 2 de la empresa Sensory Software. Este software está orientado a facilitar la interacción con el ordenador de las personas con discapacidad mediante diferentes tipos de paneles. Una de las ventajas de este software es que permite definir aplicaciones de comunicación basadas en símbolos o texto personalizadas para cada usuario. Alternativamente, se han empleado otras herramientas para evaluar las distintas interfaces. En concreto, se ha utilizado un programa de evaluación, que permite medir la tasa de error y retardo de las interfaces, desarrollado por la Universidad Católica de Asunción. Además, se ha utilizado otro programa de la empresa Sensory Software llamado Look 2 Learn para iniciar a los niños con parálisis en el manejo del ratón inercial.

2 DESCRIPCIÓN DE LAS INTERFACES DE COMUNICACIÓN

2.1 INTERFAZ OCULAR



La interfaz ocular ha sido desarrollada por la Universidad Miguel Hernández de Elche (UMH) y se basa en la electrooculografía [5], [1]. La electrooculografía es una técnica que permite detectar movimientos oculares a partir de la diferencia de potencial entre la córnea y la retina. En condiciones normales, la retina tiene un potencial bioeléctrico de carácter negativo respecto a la córnea. Por ello, los giros del globo ocular provocan cambios en la dirección del vector correspondiente a este dipolo eléctrico. La electrooculografía se basa precisamente en el registro neurofisiológico de dichos cambios.

Para poder registrar dichos cambios se requiere colocar unos pequeños electrodos sobre la piel cerca de los ojos. Para medir el desplazamiento vertical se situarán dos electrodos, uno sobre un ojo y otro bajo el mismo conectándolos a posteriori de forma diferencial (canal vertical); y para medir el desplazamiento horizontal se sitúan los electrodos a la derecha de un ojo y a la izquierda de otro, conectándolos también en forma diferencial (canal horizontal); la referencia es situada en la frente.

Para registrar las señales EOG se ha diseñado una electrónica portable, ver Figura 1, que se compone de 2 módulos: uno que se conecta al computador vía USB (módulo negro), y otro al que se conectan los electrodos EOG (módulo gris). La comunicación entre ambos módulos es inalámbrica.

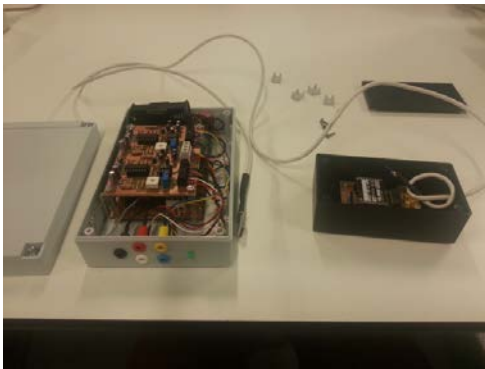


Figura 1: Aspecto de la interfaz de electrooculografía.

Para detectar los movimientos oculares se utiliza un algoritmo, también desarrollado por la UMH, que permite la detección de movimientos rápidos realizados en cuatro direcciones: izquierda, derecha, arriba y abajo. Además, permite detectar el parpadeo. Este algoritmo es robusto independientemente del instante en que se realiza la acción de control y se adapta a distintas frecuencias de muestreo.

2.2 RATÓN INERCIAL

El ratón inercial (ENLAZA) ha sido desarrollado por el Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC) [3], [4]. En este sistema se ha utilizado una IMU (de la empresa Technaid SL) situada sobre la cabeza del usuario, con ayuda de una diadema o casco ajustable (Figura 2), para registrar los movimientos de rotación de la misma en los ejes frontal, sagital y transversal. Este tipo de interfaces se presenta como una opción de interés para personas con lesión medular alta (tetraplégicos), con parálisis cerebral o alteraciones motoras severas que afectan a extremidades superiores imposibilitando el uso de periféricos convencionales tales como ratones, joysticks, track-balls y otros.

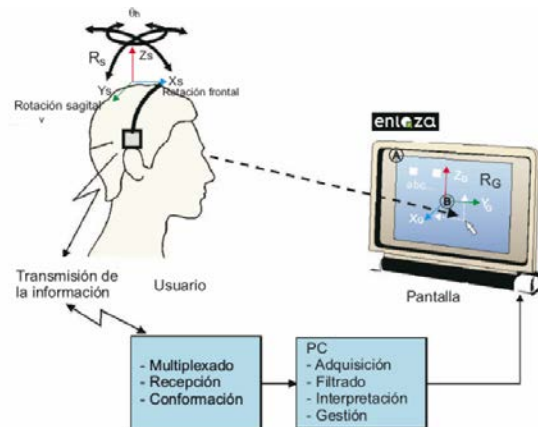


Figura 2: Esquema general del ratón inercial.

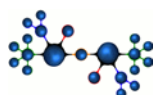
3 EVALUACIÓN DE LA INTERFAZ OCULAR

3.1 PRUEBAS INICIALES CON USUARIOS SIN DISCAPACIDAD

Para evaluar la fiabilidad y la usabilidad de la interfaz ocular se ha empleado el software desarrollado por la Universidad Católica “Nuestra Señora de Asunción” de Paraguay [6]. Este software dispone de distintos tests. En concreto, se han evaluado dos de ellos:

- **Test tasa de acierto:** permite evaluar el número de activaciones voluntarias en relación a las capturadas.
- **Test retardo:** permite evaluar el intervalo de tiempo entre el “trigger” del evento y la codificación de la acción deseada.

Para estos dos tests se emplean dos interfaces gráficas distintas. La primera de ellas permite evaluar la tasa de acierto (Fig. 3, arriba). Se muestra un árbol sobre el cual van apareciendo manzanas. El usuario debe generar un evento para que la manzana caiga en un tiempo limitado. Si no lo consigue, se considera



que ha habido un error o no detección. La segunda de ellas permite evaluar el retardo (Fig. 3, abajo). En este caso, se muestra una oficina donde eventualmente aparece una mosca. El usuario debe generar el evento para utilizar un matamoscas. Se mide el tiempo que tarda el usuario en reaccionar. Si el usuario no logra matar a la mosca, se considera un error o no detección.

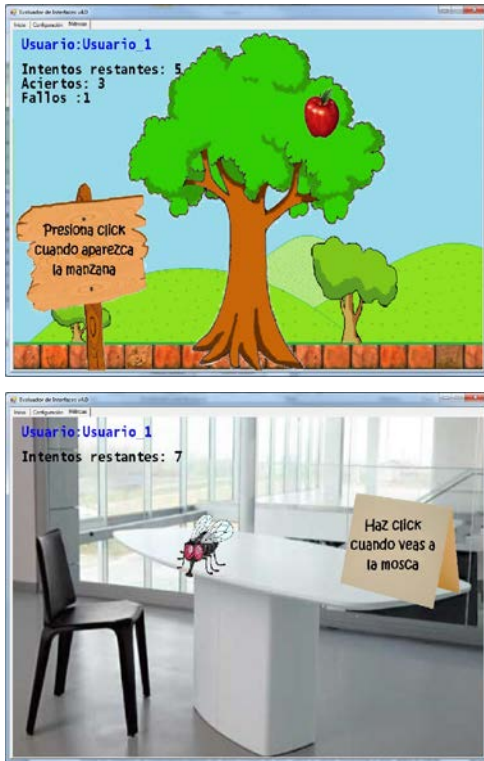


Figura 3: Aspecto del software de evaluación inicial para la interfaz ocular. Test de tasa de acierto (arriba). Test de retardo (abajo).

Tres usuarios sanos, con edades comprendidas entre los 28 y los 29 años ($28,7 \pm 0,6$) han participado en las pruebas de evaluación funcional. Cada uno de ellos ha realizado 5 repeticiones de cada test: tasa de acierto y retardo, para cada uno de los eventos de control establecidos en la interfaz ocular: movimiento de ojos a derecha, a izquierda y parpadeo. Cada test consta a su vez de 10 apariciones del evento. Por tanto, se han realizado 50 repeticiones para cada prueba y usuario. Las pruebas se realizaron en la Universidad Miguel Hernández de Elche (UMH).

La Tabla 1 muestra los resultados obtenidos con el test de tasa de acierto. Como se puede observar, la tasa de acierto supera el 70% en la práctica totalidad de los casos y no se aprecian diferencias significativas entre los distintos tipos de eventos de control. Cabe destacar que los fallos obtenidos se debieron a no detecciones, puesto que el algoritmo implementado es muy fiable.

Tabla 1. Tasa de acierto (en tanto por uno) para cada uno de los usuarios y para cada uno de los eventos

Usuario	Parpadeo	Derecha	Izquierda
1	$0,82 \pm 0,13$	$0,70 \pm 0,10$	$0,80 \pm 0,16$
2	$0,70 \pm 0,10$	$0,80 \pm 0,10$	$0,76 \pm 0,09$
3	$0,68 \pm 0,13$	$0,70 \pm 0,07$	$0,72 \pm 0,08$

La Tabla 2 muestra los resultados obtenidos para el test de retardo. En este caso, se observa que el tiempo medio de reacción no supera el segundo. Los usuarios suelen mantener el mismo tiempo de reacción independientemente del tipo de evento de control. En el caso del usuario 2, su tiempo de reacción es bastante mayor para los eventos derecha e izquierda, probablemente debido a la mayor dificultad que supone realizar estos movimientos oculares.

Tabla 2. Retardo (en segundos) para cada uno de los usuarios y para cada uno de los eventos

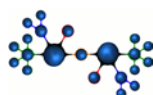
Usuario	Parpadeo	Derecha	Izquierda
1	$0,71 \pm 0,10$	$0,74 \pm 0,14$	$0,67 \pm 0,10$
2	$0,66 \pm 0,14$	$0,90 \pm 0,17$	$0,94 \pm 0,29$
3	$0,82 \pm 0,15$	$0,77 \pm 0,14$	$0,72 \pm 0,11$

Los resultados obtenidos para usuarios sanos demuestran que el sistema es muy fiable (tasa de acierto de más del 70% y ausencia de errores) y rápido (tiempo de reacción menor a un segundo).

3.2 PRUEBAS CON USUARIOS CON DISCAPACIDAD

Se han realizado pruebas de evaluación de la interfaz ocular con usuarios con discapacidad en la Santa Casa da Misericórdia de Lisboa (Portugal) y en la Fundación Teletón de Asunción (Paraguay). En este caso, se simplificó el algoritmo de procesamiento para detectar únicamente parpadeos, debido a la dificultad general que tenían los usuarios para controlar su coordinación. Además, se planteó la utilización de GRID 2, además del software de evaluación mostrado en la sección anterior.

GRID 2 es el software de la plataforma con el que interactuarán las interfaces. Este software está orientado a facilitar la interacción con el ordenador de las personas con discapacidad mediante diferentes tipos de interfaces. Una de las ventajas de este software es que permite definir aplicaciones de comunicación basadas en símbolos o texto personalizadas para cada paciente.



Mediante este software, se han creado cuatro aplicaciones con las que interactuarán las interfaces en la plataforma: un comunicador básico, una herramienta de escritura, un navegador de Internet y un juego. Estas aplicaciones han sido desarrolladas por la Santa Casa da Misericórdia de Lisboa (SCML) y la empresa Anditec. El comunicador básico permite seleccionar frases y palabras predefinidas de uso frecuente en la vida diaria. La aplicación de escritura permite escribir libremente cualquier tipo de palabra o frase. Ambas aplicaciones disponen de un sintetizador de voz que reproduce la información seleccionada. El navegador web permite usar Internet e interactuar con el sistema operativo. Por último, el juego consiste en la identificación de banderas nacionales.

A continuación se detallan las características de los usuarios participantes y los resultados obtenidos:

Primeras pruebas en Lisboa (Portugal)

- Mujer, 38 años, Parálisis Cerebral (PC). Se realizaron pruebas de calibración y se evaluó el juego con GRID 2. Se obtuvieron buenas señales de calibración en ausencia de movimientos involuntarios, sin embargo, debido al cansancio, el usuario tuvo dificultades para manejar la interfaz en tiempo real.
- Hombre, 27 años, Parálisis Cerebral (PC). Observaciones: alta espasticidad. Debido a la alta espasticidad del usuario únicamente se realizaron pruebas de calibración. Las señales estaban altamente influenciadas por el ruido debido probablemente a los movimientos involuntarios de cabeza.

Segundas pruebas en Asunción (Paraguay)

- Niño, 13 años, Distrofia Muscular de Duchene. Se realizaron pruebas de calibración y se evaluó el parpadeo como evento de control obteniéndose muy buenos resultados. El usuario realizó las pruebas de evaluación (tasa de retardo y error) y fue capaz de escribir letras con los comunicadores y utilizar el juego con GRID 2.
- Niño, 11 años, Parálisis Cerebral Infantil (PCI). Observaciones: desarrollo cognitivo menor a los niños de su edad. Se realizaron únicamente pruebas de calibración. El usuario tenía dificultades para seguir las instrucciones del terapeuta pero logró realizar algunas acciones de control.
- Niña, 10 años, Parálisis Cerebral Infantil (PCI). Observaciones: diparesia espástica, movimientos involuntarios del miembro superior. Se realizaron únicamente pruebas de calibración. El usuario tenía dificultades para seguir las instrucciones del

terapeuta pero logró realizar algunas acciones de control.

4 EVALUACIÓN DEL RATÓN INERCIAL

4.1 PRUEBAS EN LISBOA (PORTUGAL)

La Santa Casa de la Misericordia de Lisboa (SCML) seleccionó un conjunto de 5 usuarios para participar en una prueba piloto. El objetivo de esta prueba fue evaluar de forma funcional el ratón inercial y seleccionar aquellos usuarios que pudieran beneficiarse de esta herramienta. El criterio de inclusión para esta prueba piloto fue:

- Usuarios que no pudieran acceder al computador con interfaces convencionales o hubiera una mejora potencial de la usabilidad.
- Usuarios que cognitivamente fueran aptos para entender la tarea.
- Que voluntariamente aceptaran la participación en las pruebas

Los 5 usuarios seleccionados cumplían estos requisitos. La Tabla 3 muestra los datos sobre los usuarios, todos ellos pertenecientes al nivel V de la clasificación GMFCS.

Tabla 3. Usuarios participantes en la prueba piloto

Usuario	Edad
F	4 años
R	5 años
E	38 años
S	27 años
A. S.	7 años

La tarea propuesta en esta prueba piloto fue jugar a un videojuego diseñado por la empresa Sensory Software llamado Look 2 Learn (Figura 4). Este videojuego consiste en alcanzar objetivos en la pantalla de una forma lúdica (regar plantas, apagar una llama de fuego, etc.). El uso de un videojuego de este tipo es muy interesante dado que permite realizar tareas sistemáticas (alcance de objetivos) y al mismo tiempo el usuario se divierte realizando una tarea funcional (p.e. regar las plantas).

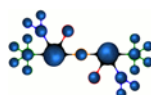




Figura 4: Prueba piloto en Lisboa con el ratón inercial

La tarea seleccionada se considera una buena elección para todos los usuarios. Es decir, en un primer contacto con un nuevo dispositivo se debe reducir al máximo la frustración que produce la pérdida de control. La tarea seleccionada elimina la posibilidad de error, lo que es fundamental. No existe error porque la tarea consiste en alcanzar objetivos cruzando por ellos sin ningún orden predeterminado lo que provoca sensación de control y el usuario se familiariza con el dispositivo de una forma amigable. No hay un efecto negativo del movimiento involuntario. El componente visual también es muy importante. Se trata de una tarea con un diseño muy atractivo lo que motiva al usuario. Ambos aspectos, atractivo visual y minimización de la posibilidad de frustración se han validado como aspectos fundamentales de la usabilidad.

Más allá de la adecuación de la tarea al tipo de usuario cabe estudiar la funcionalidad del dispositivo, es decir, hasta dónde puede llegar el usuario con el sistema. En esta cuestión, los resultados varían de un usuario a otro debido a la gran heterogeneidad de las alteraciones motoras.

El usuario que obtuvo un mejor resultado fue E quien pudo controlar el software Look 2 Learn sin ninguna dificultad y, una vez superada esta prueba, se propuso la utilización del software GRID2. Este usuario pudo transmitir un mensaje con el comunicador en unos pocos minutos demostrando que el ratón inercial es una buena alternativa en su caso.

R tenía un buen control postural de la cabeza y buen control de sus movimientos sin aparición de movimientos involuntarios, por lo que pudo controlar con facilidad el software Look 2 Learn con lo que se le propuso trabajar con el GRID2, con el que pudo transmitir un mensaje simple con el comunicador. A.S. tenía un perfil similar a R pudiendo controlar el dispositivo y pudiendo ser una alternativa interesante a los dispositivos que emplea habitualmente. También pudo controlar el sistema GRID2 transmitiendo un mensaje sencillo con el comunicador.

F presentaba una postura estable, sin excesivo movimiento involuntario. Los movimientos de la cabeza eran lentos y existía cierto retardo de reacción ante un estímulo. Pudo realizar la tarea Look 2 Learn llegando a los objetivos de la pantalla con cierto apoyo del terapeuta que le asistió para realizar un recorrido articular adecuado para llegar a ellos

S presentaba espasticidad en los músculos cervicales lo que limitaba el control de los movimientos de la cabeza. En este caso, el control de la aplicación Look 2 Learn fue una tarea dificultosa poniendo de manifiesto que en casos donde existe una reducción del movimiento voluntario provocado por la espasticidad la usabilidad del ratón inercial es muy baja. Para estos casos, el uso de sistemas de seguimiento de la mirada parece ser el caso más efectivo.

En definitiva, 3 de los 5 usuarios que participaron llegaron al nivel de controlar un comunicador (GRID2) lo que representa una validación funcional del ratón inercial ya que a través del control del computador el usuario ha podido llegar a transmitir mensajes.

4.2 PRUEBAS EN ASUNCIÓN (PARAGUAY)

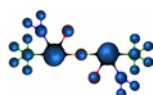
La experimentación que tuvo lugar en el centro de Teletón en Asunción tuvo el mismo objetivo que el estudio piloto realizado en Lisboa, esto es, evaluar de forma funcional el ratón inercial. Para ello, se siguió la misma metodología que en las pruebas realizadas en Lisboa, empleando inicialmente el software "Look 2 Learn" para familiarizar al usuario con la tecnología y evitar al máximo la frustración en los estadios del uso.

En Teletón participaron 3 usuarios:

- U1. Niño, 13 años, Distrofia Muscular de Duchene.
- U2. Niño, 11 años, Parálisis Cerebral Infantil (PCI).
- U3. Niña, 10 años, Parálisis Cerebral Infantil (PCI).

En este caso los resultados fueron similares para todos los usuarios en el control de ambos software Look 2 Learn y el Evaluador de Interfaces desarrollado por la Universidad Católica de Paraguay. El control del primer sistema se realizó con mayor facilidad aunque se aprecia que existe una afectación motora severa que dificulta el control, lo que apuntó a que un modo de interacción donde fuera necesario realizar la acción de clic sería muy difícil y frustrante. Por tanto, se decidió no trabajar con el GRID2, tan sólo con los dos software descritos anteriormente.

Un aspecto positivo fue la motivación del usuario. La propuesta lúdica demuestra ser de nuevo una tarea



atractiva que el usuario entiende con relativa facilidad y se siente motivado para ejecutar la tarea. De nuevo la eliminación de hacer la acción del clic para obtener un resultado funcional es acertada. Generalmente, la acción de clic se realiza por tiempo de permanencia, es decir, el cursor ha de estar mantenido en una posición durante cierto tiempo. Este método es muy limitante para casos donde existe una discapacidad motora severa debido a la dificultad para mantener la postura durante el tiempo requerido. En general se puede observar que existe capacidad motora gruesa para aproximar el cursor al objetivo pero dificultad para mantenerse sobre él durante un cierto tiempo.

5 CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos durante las pruebas experimentales han resultado bastante satisfactorios. Ambos sistemas han sido empleado por usuarios con discapacidad mostrando un funcionamiento aceptable dado el grado de limitación psicomotriz de algunos de ellos.

La interfaz ocular ha sido validada con éxito en usuarios sin discapacidad. En las pruebas con usuarios con discapacidad, los movimientos involuntarios han limitado su aplicación. Por ello, se desarrolló una simplificación del algoritmo de control de manera que únicamente se detectaran parpadeos. Esta nueva aproximación se aplicó en las pruebas realizadas en Portugal y Asunción, con una notable mejora del control en algunos usuarios. No obstante, aún es necesaria una mejora sustancial para su uso en personas con movimientos involuntarios.

El ratón inercial ha sido validado a través de esta experimentación desde un punto de vista funcional, empleándola como dispositivo para controlar videojuegos en el computador y un comunicador estándar, el GRID2. Muchos de los usuarios seleccionados inicialmente pudieron transmitir un mensaje sencillo en pocos minutos. Es preciso hacer constar que en estos casos no existe entrenamiento en esta primera fase de la experimentación con lo que es esperado que los resultados se mejoren con un entrenamiento en el uso del ratón inercial.

Además de las mejoras individuales de cada una de las interfaces, se está desarrollando una combinación de ambas para mejorar el control final. El ratón inercial empleaba un sistema de selección por tiempo de permanencia. Este método es algo más lento que la selección directa. Para solventarlo, se empleará el parpadeo como acción de control y se mantendrá el control de posición a través del ratón inercial. De esta forma, se pretende disminuir la lentitud de la interfaz ocular a la hora de seleccionar objetivos

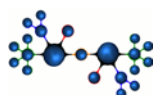
(generalmente mediante un método de barrido) y acelerar el proceso de selección.

Agradecimientos

Los autores quieren agradecer el apoyo de IBERADA (Red Iberoamericana para el estudio y desarrollo de aplicaciones TIC basadas en interfaces adaptadas a personas con discapacidad, 512TR0466), financiada por CYTED (Programa Iberoamericano de Ciencia y Tecnología para el Desarrollo).

Referencias

- [1] Iáñez, E., Azorín, J. M., Perez-Vidal, C., (2013) Using Eye Movement to Control a Computer: A Design for a Lightweight Electro-Oculogram Electrode Array and Computer Interface, *Plos One*, 8(7), e67099.
- [2] Medidas para la Promoción del Empleo de Personas con Discapacidad en Iberoamerica, (2014), Organización Iberoamericana de Seguridad Social.
- [3] Raya, R., Roa, J.O., Rocon, E., Ceres, R., Pons, J. L., (2010) Wearable Inertial Mouse for Children with Physical and Cognitive Impairments, *Sensors and Actuators A: Physical*, 162(2), pp. 248-259.
- [4] Raya, R., Rocon, E., Ceres, R., (2013) An Inertial Human-Computer Interface for Cerebral Palsy: The ENLAZA Device, *Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation*, pp. 1295-1300.
- [5] Úbeda, A., Iáñez, E., Azorín, J. M., (2011) Wireless and Portable EOG-based Interface for Assisting Disabled People”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 16(5), pp. 870-873.
- [6] Úbeda, A., Monges, Y., Brunetti, F., Azorín, J.M., (2014) Evaluación de un Sistema EOG como interfaz de comunicación hombre-máquina, VI Jornadas AITADIS de Rehabilitación y Tecnologías de Apoyo a la Discapacidad, Paraguay, Asunción, Noviembre 2014.



DESARROLLO DE MÉTRICAS APLICABLES A UN ENTORNO DE REHABILITACIÓN NEURO-MUSCULAR BASADA EN EL ROBOT PHYSIOBOT

Pablo F. Viñas, Miguel Zaratarain Valles, Rubén Alonso Alonso, Alejandro Cuadrado Oza
División de Ingeniería Biomédica, Fundación Cartif
{pabvin, migzat, rubalo, alecua}@cartif.es

Javier Pérez Turiel, Juan Carlos Fraile Marinero
Instituto de las Tecnologías Avanzadas de la Producción (ITAP). Universidad de Valladolid
{turiel, jcfraile}@eii.uva.es

Emilio José Barajas Sánchez, Juan Francisco Arenillas Lara
Servicio de Medicina Física y Rehabilitación, y Servicio de Neurología del HCUV

Resumen

En este trabajo se presenta el análisis, desarrollo y pruebas preliminares para la determinación de métricas, que permitan cuantificar el estado de los pacientes que han sufrido un Accidente Cerebro Vascular (ACV), así como su evolución durante las terapias de rehabilitación. Se propone avanzar en la determinación de estadísticos basados en los registros bio-cinmáticos y bio-dinámicos del Robot de rehabilitación neuro-motor "Physiobot". Estos registros obtenidos durante las sesiones terapéuticas, pueden ofrecer información relevante que posibilitará a los profesionales clínicos tomar decisiones para mejorar la eficiencia y efectividad de la rehabilitación funcional de estos pacientes.

Palabras Clave: Rehabilitación Robótica, Rehabilitación de Miembros Superiores, Accidente Cerebro Vascular, Métricas, Evaluación de la terapia, Actividades de la Vida Diaria.

1 INTRODUCCIÓN

El tratamiento de los pacientes con trastornos motores está enfocado a permitir que estos puedan ejecutar actividades de la vida diaria (AVD). Para esto es necesario contar con herramientas terapéuticas, enfocadas a la re-adquisición de los patrones motores que se han perdido. Desde el punto de vista de la neurociencia cognitiva del aprendizaje motor, implica estimular la plasticidad neuronal para que el paciente pueda volver a "desarrollar" el sistema nervioso asociado a la activación de los

grupos musculares, que le permitan ejecutar las tareas propuestas de una manera adecuada.

La robótica aplicada a la rehabilitación neuro-muscular, permite el desarrollo de herramientas orientadas a la ejecución de tareas, en forma de "juegos virtuales" que aumentan la motivación de los pacientes. Este factor es clave en el proceso de reorganización neuronal necesario para re-adquirir los patrones motores perdidos en un ACV. La posibilidad de implementar un entorno de realidad virtual así como el paradigma de asistencia según la necesidad (*assist as needed*), que se basa en que el dispositivo robotizado asiste al movimiento del paciente, sólo cuando este lo necesita, es crítico para el reaprendizaje neuro-motor del miembro afectado.

De esta manera es posible proponer diferentes tipos de terapias que ayuden a proveer un alto grado de estímulo al paciente. Concretamente el paradigma "*assist as needed*" se basa en que, si el paciente no puede ejecutar una tarea, el robot automáticamente asiste de manera adecuada al paciente, para que este pueda ejecutar la tarea o realizar el movimiento. El objetivo es que el paciente a medida que ejecuta el programa terapéutico, pueda aumentar el control sobre las tareas propuestas, hasta que la asistencia necesaria por parte del robot para ejecutarlas, sea nula.

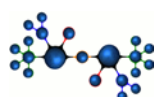




Figura 1: La plataformas de neuro-rehabilitación
Physiobot

El robot Physiobot (Figura 1) es un robot de tipo cartesiano, de agarre terminal para la rehabilitación de miembros superiores, que implementa en sus terapias el paradigma “*assist as needed*”. Está orientado a la rehabilitación neuro-motora de personas con discapacidad en los miembros superiores como consecuencia de un ACV. Los detalles sobre el diseño, características, control y funcionamiento de esta plataforma robotizada pueden consultarse en [1] y [2]

En el trabajo se analizan diferentes variables que se pueden aplicar para analizar el estado y evolución de los pacientes, que utilizan el robot Physiobot, basadas en los registros de los parámetros bio-cinmáticos y bio-dinámicos que se registran durante las sesiones terapéuticas.

2 TERAPIAS

El Robot Physiobot es una plataforma robótica de rehabilitación sobre la que es posible desarrollar un gran número de terapias, aunque para este trabajo nos centraremos en dos:

- Activa Asistida
- Pasiva Guiada

2.1 TERAPIA ACTIVA ASISTIDA

El objetivo de la terapia es que el paciente mueva la mano hasta alcanzar un ratón de ordenador que se mueve en la pantalla.

Para tocar al ratón, el paciente deberá intentar que la mano y el ratón ocupen el mismo espacio. El ratón se mueve de manera autónoma y errática, huyendo rápidamente cuando el paciente logra alcanzarlo. Cuando el paciente toca al ratón, aumenta el puntaje que se va acumulando durante la sesión (Figura 2). Para esta terapia se pueden configurar 3 espacios de trabajo y tres niveles diferentes de dificultad.

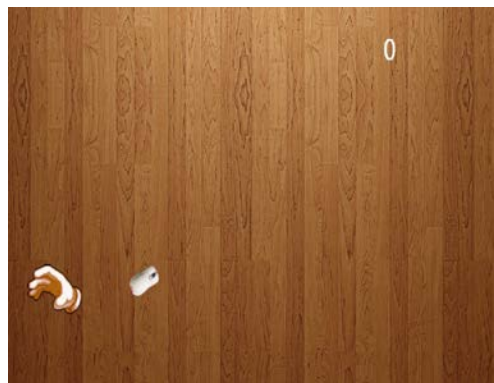


Figura 2: Pantalla en modo Terapia Activa Asistida
2.2 TERAPIA PASIVA GUIADA

En esta el terapeuta graba una trayectoria y el paciente deberá repetir la trayectoria, varias veces, durante un periodo de tiempo establecido. La forma que se le indica al paciente la trayectoria que debe seguir es por el movimiento de una mano que se muestra en la pantalla. En esta terapia el espacio de trabajo lo define el terapeuta cuando graba la trayectoria y es posible configurar tres niveles de asistencia.

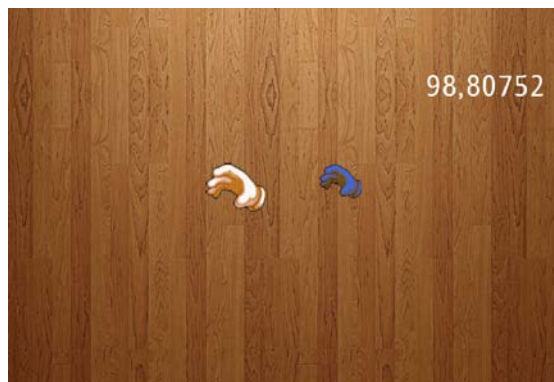
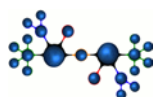


Figura 3: Pantalla en modo Terapia Pasiva Guiada

3 CALIDAD EN LOS MOVIMIENTOS DE LOS PACIENTES CON ACV.

La disminución en la calidad en los movimientos de los pacientes que han sufrido un ACV, se asocia a la paresia, al tono muscular anormal y a la pérdida de las sensaciones somatoestésicas [3]. La paresia se la relaciona con una menor precisión, eficiencia y lentitud en los movimientos, en comparación con sujetos sanos. Por otro lado el tono muscular anormal se asocia a un movimiento irregular, por el efecto de



resistencia de la hipertonicidad, que no permite el desarrollo de movimientos suaves como los que se pueden observar en personas sanas. La pérdida de las sensaciones somatoestésicas afecta a la capacidad para monitorear y corregir la realización de movimientos. Un avance importante es poder cuantificar las deficiencias en los movimientos para lo que es posible utilizar diferentes métodos o herramientas biomecánicas o clínicas.

La evaluación de la efectividad de las intervenciones de rehabilitación tras un ACV es una necesidad reconocida y recogida en las diferentes guías y recomendaciones clínicas, pero a pesar de ello no hay consenso acerca de las Métricas de Resultados (*Outcome Measures*, OM) que deben ser utilizadas para la evaluación de aspectos concretos de la terapia.

Durante la última década se han publicado numerosos estudios acerca de medidas de rendimiento en extremidades superiores, muchos de ellos resaltando la necesidad de definiciones estandarizadas y un mayor consenso y orientación en la elección de indicadores [4-5]. En la actualidad la *European Network on Robotics for Neuro rehabilitation*, financiada por la acción COST (*European Co-operation in Science and Technology*) está desarrollando directrices y recomendaciones para la evaluación de las extremidades superiores ante problemas neurológicos.

Otro aspecto que también debe tenerse en cuenta es que las métricas propuestas más recientemente, incluyendo aquellas basadas en la aplicación terapéutica de nuevas tecnologías, no aparecen en las revisiones que se han realizado en los últimos años y por tanto no hay suficiente evidencia para discutir y evaluar su utilidad.

Las herramientas que se utilizan se pueden clasificar en tres grupos, en función del tipo de parámetros que se registran [6]:

- Cinemáticas
- Dinámicas
- Electro-fisiológicas como es el análisis de las señales electro-miográficas (EMG)

Aunque existen estudios que han destacado que las medidas de parámetros cinemáticos en pacientes con ACV son adecuadas para evaluar el desempeño funcional [7], no se ha dedicado la suficiente atención a estudiar la gran variedad de parámetros cinemáticos utilizados en estudios de rehabilitación asistida mediante robots, y en particular la validez de estos parámetros para reflejar de forma significativa los cambios que se intentan inducir en los sujetos. Es

más habitual la realización de estudios acerca de la efectividad del propio sistema robotizado en la mejora de la función motora [8, 9]

En su meta-estudio, Kwakkel et al. [8] concluyen que la revisión no es capaz de delimitar la diferencia entre mejoras genuinas de la restauración motriz y estrategias compensadoras, una vez completado el programa de rehabilitación. Por ello recomiendan que la evaluación del paciente debe incorporar el análisis cinemático ya que los parámetros utilizados en las evaluaciones clínicas incluidas en su revisión son, o bien incompletos o limitados a la evaluación global de la mejora de los pacientes.

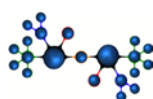
Con el robot Physiobot, es posible desarrollar herramientas que nos permitan analizar la bio-cinemática y bio-dinámica de los movimientos que se realizan durante las sesiones terapéuticas. El análisis de las señales electro-fisiológicas no se ha incluido dentro del alcance de este trabajo.

El motivo de realizar un análisis bio-cinemático y bio-dinámico se debe a que creemos que es posible determinar el estado de un paciente (diagnóstico) así como la evolución del mismo de una manera sencilla y económica, desde el punto de vista del tiempo que tienen que invertir los profesionales clínicos. Porque estos análisis se puede realizar sin necesidad de realizar test que midan la evolución de las terapias debido a que el registro se realiza simultáneamente a la ejecución de la terapia por parte del paciente.

4 VARIABLES, REPRESENTACIONES Y ESTADÍSTICOS A ANALIZAR

Las variables que registra el robot Physiobot, cuando un paciente realiza una terapia, son las siguientes:

- Posiciones del objetivo y del conjunto Robot-Paciente
- Fuerzas que realiza el paciente
- Fuerzas asistivas que aporta el Robot



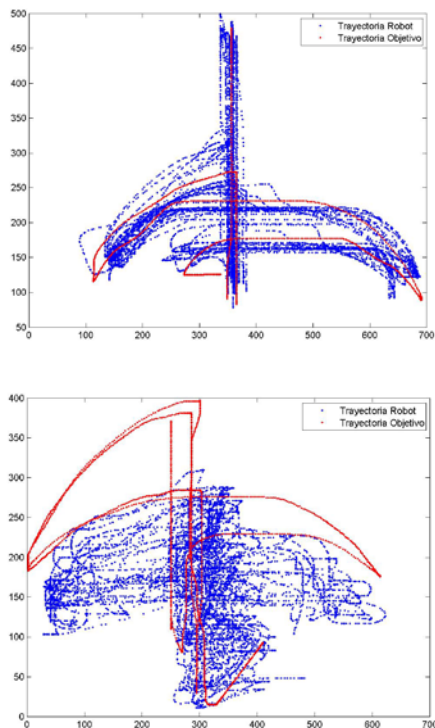


Figura 4: Representación en [mm] del registro de las trayectorias del Objetivo y del conjunto Robot-Paciente durante una Terapia Pasiva Guiada de: (a) en la gráfica superior un voluntario Sano y (b) en la gráfica inferior un paciente con afectación motora.

También se registra una base de tiempo que nos permite ver la evolución de estas variables en un contexto temporal así como el marcador, que nos permite tener una aproximación de la motivación del paciente durante la realización de la terapia

A partir de estas variables registradas es posible realizar representaciones para cada una de las terapias, a continuación se presentan algunas posibilidades:

- Trayectorias del objetivo y del conjunto Robot-Paciente. (Figura 4)
- Velocidad del objetivo y del conjunto Robot-Paciente
- Aceleración del objetivo y del conjunto Robot-Paciente
- Fuerzas que realiza el paciente y fuerza asistivas que entrega el Robot.

En una siguiente etapa se pueden plantear estadísticos, que nos permitan determinar el estado de un paciente así como la evolución durante el proceso terapéutico. Como por ejemplo:

- Media y desviación estándar de la distancia entre la trayectoria del objetivo y la del conjunto Robot-Paciente.
- Error porcentual cometido de las posiciones.
- Media de la velocidad del conjunto Robot-Paciente. Facilidad de Movimiento.
- Tiempo de reacción.
- Comparación de la cantidad de cruces por 0 de la velocidad del conjunto Robot-Paciente con el Objetivo (Número de Temblores).
- Simetría direccional. [10]
- Media de la magnitud de la fuerza.
- Porcentaje de la magnitud de la Fuerza que realiza el paciente en relación con la suma de las magnitudes de la Fuerza del Robot y la del Paciente.

A continuación se van a presentar algunas evoluciones de estos estadísticos en los registros de terapias realizadas a pacientes voluntarios. Los voluntarios han participado en un estudio preliminar para identificar el valor potencial y utilidad de los estadísticos.

En los siguientes gráficos el eje de las abscisas corresponde al identificador de las terapias que se han realizado de manera secuencial en diferentes días y el eje de las ordenadas corresponde al estadístico que se está representando. El Número de pacientes que participaron fueron 3, que estaban en una fase crónica.

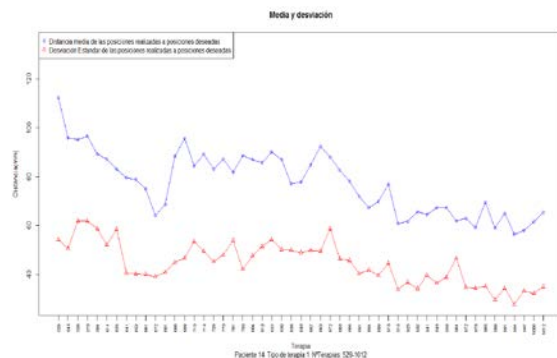
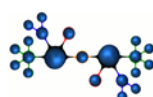


Figura 5: Representación Media (azul) y desviación estándar (rojo), en [mm] de la distancia entre la trayectoria del objetivo y la del conjunto Robot-Paciente

En la Figura 5, se representa la evolución de la media y desviación estándar de la distancia entre la trayectoria del objetivo y la del conjunto “Robot-Paciente”, en 51 sesiones terapéuticas (terapia “Activa Asistida”). En esta grafica se puede observar que el error medio tiende a disminuir así como la



desviación estándar.

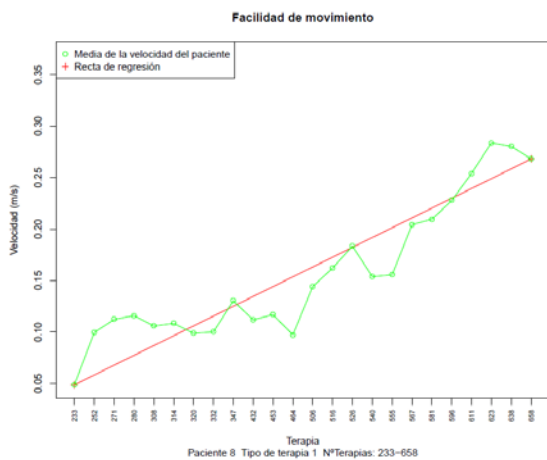


Figura 6: Representación de la Facilidad de Movimiento, que es la velocidad media, (verde) y curva de regresión (rojo), en [m/s] durante las terapias del conjunto Robot-Paciente

En la Figura 6, se representa la evolución de la “facilidad de movimiento” del conjunto Robot-Paciente, en 24 sesiones terapéuticas. En este caso es posible observar un aumento en la media de las velocidades que desarrolla el paciente en las terapias “Activas Asistidas”.

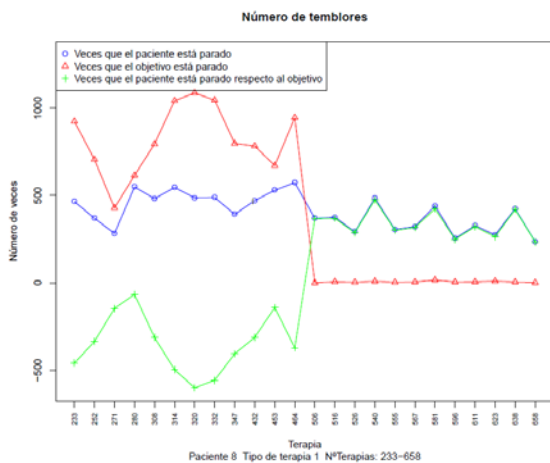


Figura 7: Representación de la cantidad de cruces por 0 (temblores) de la velocidad del conjunto Robot-Paciente (azul), del objetivo (rojo), comparación de la cantidad de cruces por 0 de la velocidad del conjunto Robot-Paciente con el Objetivo (verde), en la terapia Activa Asistida

En la Figura 7, la evolución del Número de Temblores, se puede entender luego de analizar los registros, que a que a mitad de esta serie de terapias y concretamente en la terapia con Identificador 506, el terapeuta decidió aumentar la dificultad de la terapia “Activa Asistida”. A partir de esta sesión el ratón no se detuvo en ningún momento, por esta razón la magnitud de la velocidad del objetivo nunca fue 0 a partir de esta terapia

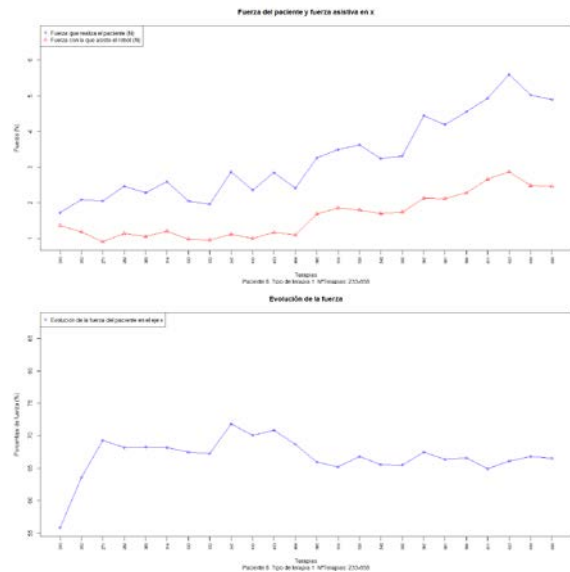
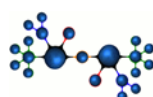


Figura 8: (a) Representación de la media de la magnitud de la fuerza que realiza el paciente (azul) y la que realiza el Robot (rojo), en [N]. (b) se representa el porcentaje de la magnitud de la Fuerza que realiza el paciente en relación con la suma de las magnitudes de la Fuerza del Robot y la del Paciente

La Figura 8, corresponde a la misma evolución que se presentó en la Figura 7. Este grafico se puede entender como que en las primeras tres sesiones se registra un aumento de la media de la fuerza que aporta el paciente al movimiento, por esta razón el robot disminuye su aporte, esta situación se estabiliza a partir de la tercera sesión y se mantiene hasta que el terapeuta aumenta la dificultad de la terapia 506. Esto se puede interpretar, como que el terapeuta ha considerado que el paciente ha evolucionado y está estable por esta razón es posible aumentar la dificultad. A pesar que se puede observar que el paciente aumenta la magnitud de la fuerza de manera progresiva, el robot también aumenta la magnitud de la fuerza por lo que no se ve un aumento en el estadístico que calcula la fuerza porcentual.



5 DISCUSIÓN DE RESULTADOS

En el trabajo a partir de las causas fisio-patológicas asociadas a la disminución de la calidad en los movimientos de los paciente con ACV, se analizan las variables que se registran en el Robot Physiobot, se proponen unas variables, representaciones y estadísticos, que se testean en los registros de un grupo de 3 voluntarios que han sufrido ACV.

De estas re-presentaciones se puede vislumbrar la potencialidad que tienen estos estadísticos para determinar el estado y evolución de un paciente al que se le aplica una serie de sesiones terapéuticas con el Robot Physiobot. Esta precaución en el análisis se debe a lo preliminar y reducido número de voluntarios. Pero creemos que sientan bases que aumentan el interés por estudiar estas evoluciones en un número mayor de Pacientes.

Por otro lado es necesario realizar un estudio que nos permita correlacionar estos estadísticos con métricas clínicas funcionales asociados a la rehabilitación de pacientes con ACV, que son más subjetivas pero están enfocadas al fin último que es la habilitación de los pacientes para que puedan desarrollar AVD.

6 CONCLUSIONES

A partir de los resultados preliminares que los estadísticos con los que hemos experimentado pueden ofrecer información relevante, que posibilitara a los profesionales clínicos, tomar decisiones para mejorar la eficiencia y efectividad de la rehabilitación funcional de estos pacientes.

Para validar estas observaciones será necesario realizar un estudio con un mayor número de voluntarios con ACV, esto ofrecerá evidencias científico clínicas, con las que se podrá establecer métricas para valorar el estado de un paciente así como su evolución durante el tratamiento.

Por otro lado es posible observar la estrecha relación que tienen los estadísticos y sus representaciones con las terapias, esto abre una discusión y permite el planteamiento de nuevos trabajos de investigación.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado parcialmente por SACYL a través de los Proyectos “Estudio de Eficacia y Seguridad de la Aplicación Precóz del Robot Physiobot en la Neuro-Rehabilitación de

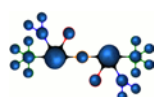
Pacientes con Daño Cerebral Causado por un Ictus” y el Proyecto “Desarrollo y Validación de una herramienta de rehabilitación del "Agarre de pinza" (Mano Completa) basada en Robótica y entornos de realidad virtual”

Deseamos agradecer al personal de la Unidad de Daño Cerebral que lo integra personal del Servicio de Medicina Física y Rehabilitación y el Servicio de Neurología del Hospital Clínico Universitario de Valladolid.

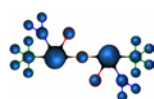
Al Dr. Sergio Saludes Rodil , Investigador de la Fundación Cartif y experto en procesamiento y análisis de señales, que nos ha brindado apoyo e ideas para la realización de este trabajo

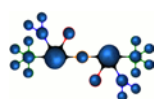
Referencias

- [1] Guerrero, C. R., Marinero, J. C. F., Turiel, J. P., & Muñoz, V. (2013). Using “human state aware” robots to enhance physical human–robot interaction in a cooperative scenario. *Computer methods and programs in biomedicine*, 112(2), 250-259.
- [2] Fraile Marinero, J.C., Pérez Turiel, J.; Rodríguez Guerrero, C., Oliva, P. (2013) Evolución de la Plataforma Robotizada de Neuro-Rehabilitación Physiobot, VII Congreso Iberoamericano de Tecnologías de Apoyo a la Discapacidad (Iberdiscap 2013), Santo Domingo (República Dominicana), 287-292
- [3] Lang CE, Bland MD, Bailey RR, Schaefer SY, Birkenmeier RL: (2013) Assessment of upper extremity impairment, function, and activity after stroke: foundations for clinical decision making. *J Hand Therapy*, 26(2):104–115.
- [4] Murphy, M. A., Resteghini, C., Feys, P., & Lamers, I. (2015). An overview of systematic reviews on upper extremity outcome measures after stroke. *BMC neurology*, (1), 29.
- [5] Norouzi-Gheidari, N., Archambault, P. S., & Fung, J. (2012). Effects of robot-assisted therapy on stroke rehabilitation in upper limbs: systematic review and meta-analysis of the literature. *J Rehabil Res Dev*, 49(4), 479-496.
- [6] Nordin N, Xie SQ, Wünsche B, (2014) “Assessment of movement quality in robot-assisted upper limb rehabilitation after stroke: a review”, *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 2014, 11:137.



- [7] Sivan, M., O'Connor, R. J., Makower, S., Levesley, M., & Bhakta, B. (2011). Systematic review of outcome measures used in the evaluation of robot-assisted upper limb exercise in stroke. *Journal of rehabilitation medicine*, 43(3), 181-189.
- [8] Kwakkel G, Kollen BJ, Krebs HI (2008) Effects of robot-assisted therapy on upper limb recovery after stroke: a systematic review. *J Neurorehabil Neural Repair* 2008, 22(2):111–21
- [9] Mehrholz J, Platz T, Kugler J, Pohl M. (2008) Electromechanical and robot-assisted arm training for improving arm function and activities of daily living after stroke. *Cochrane Database Syst Rev* 2008
- [10] Cao L, J. Francis E. H. Tay, (2003) Support Vector Machine With Adaptive Parameters in Financial Time Series Forecasting *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 14, n. 6 pp. 1506-1518.





ANÁLISIS DE LOS CAMBIOS ESPECTRALES DEL EEG PRODUCIDOS POR EL ENTRENAMIENTO NEUROCOGNITIVO MEDIANTE UNA INTERFAZ CEREBRO-ORDENADOR

Javier Gomez-Pilar

Grupo de Ingeniería Biomédica, Universidad de Valladolid. E. T. S. de Ingenieros de Telecomunicación,
Paseo Belén 15, 47011 – Valladolid, España. javier.gomez@gib.tel.uva.es

Rebeca Corralejo Palacios, Víctor Martínez-Cagigal, Daniel Álvarez González, Roberto Hornero Sánchez

Resumen

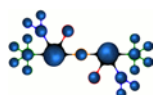
Los sistemas cerebro-ordenador (Brain-Computer Interfaces, BCIs) se han convertido no sólo en una herramienta asistencial para personas con discapacidad, sino también en una manera de rehabilitar ciertas funciones motoras o cognitivas. La plasticidad cerebral puede ser restaurada en una función cerebral normal mediante la inducción de acontecimientos que varíen la actividad cerebral. La sincronización/desincronización voluntaria de la actividad del electroencefalograma (EEG) en las bandas espectrales alfa y beta están asociadas con diferentes áreas cognitivas. En este sentido, el entrenamiento neurocognitivo (Neurofeedback Trainin, NFT) ha de mostrado ser una herramienta eficaz para controlar la propia actividad cerebral. Por tanto, se abre la posibilidad de diseñar protocolos de entrenamiento combinando las virtudes del NFT y de los sistemas BCI. En anteriores estudios, hemos demostrado que el NFT produce cambios cognitivos en distintas funciones cerebrales. Sin embargo, para reforzar estos hallazgos, es importante encontrar evidencias de cambios en el EEG después de realizar el NFT. En el presente estudio, fueron analizados los cambios neurocognitivos utilizando un grupo de control (20 sujetos) y un grupo de entrenamiento (11 sujetos) antes y después de realizar el NFT. Además, se analizaron los cambios espectrales en las bandas entrenadas del EEG mediante la potencia relativa (PR). Después de únicamente 5 sesiones de entrenamiento, se encontraron mejoras significativas ($p < 0.05$) en varias funciones cognitivas. Asimismo, se observó un aumento significativo de la PR en el grupo experimental en las bandas entrenadas. Este estudio pone de manifiesto, que los cambios en el EEG debidos al NFT se encuentran ligados a un aumento de la potencia en las bandas espectrales entrenadas. Estos cambios espectrales podrían ayudar a explicar las causas subyacentes de las mejoras cognitivas debidas al NFT.

Palabras Clave: Neurofeedback, BCI, EEG.

1 INTRODUCCIÓN

Las personas mayores se ven sometidas a numerosos cambios que pueden implicar un peor rendimiento cognitivo en comparación con personas jóvenes. Algunas de las funciones cognitivas que pueden verse mermadas son la percepción visoespacial y la memoria o la atención [5]. Aunque algunas personas mayores realizan tareas cognitivas con la misma eficiencia los jóvenes, el déficit cognitivo es una de las características más extendidas entre las personas de edad avanzada [7]. Además, una de cada tres personas en los países desarrollados superará los 60 años en el año 2050 [15]. Por lo tanto, parece claro que el estudio de aplicaciones dirigidas a promover un envejecimiento saludable es de suma importancia.

Estudios recientes abordan la posibilidad del uso de sistemas cerebro-ordenador (*Brain-Computer Interfaces*, BCIs) para restaurar la plasticidad cerebral mediante la estimulación endógena repetitiva de la señal cerebral obtenida a partir del electroencefalograma (EEG) [11, 12]. Una forma de llevarlo a cabo es mediante el aprendizaje de la activación o desactivación de ciertas regiones corticales mediante tareas de imaginación motora. De esta forma, aparecen novedosos métodos basados en entrenamiento neurocognitivo (*NeuroFeedback Training*, NFT) que comienzan a demostrar su eficacia como herramienta de rehabilitación cognitiva [16]. Sin embargo, la fiabilidad del NFT aún se encuentra en entredicho. Aunque Bauer [3] encontró incrementos en la banda alfa después de la realización del NFT, varios estudios [9, 16] indicaron que, en ocasiones, no se encuentran efectos espectrales en el EEG ocasionados por el entrenamiento [20]. Sin embargo, estos estudios no llevaron a cabo ningún análisis acerca de los posibles cambios cognitivos producidos por el NFT. Por tanto, aunque existen varios estudios que evalúan cambios espectrales y cognitivos de manera conjunta [1, 20], hasta donde alcanza nuestro conocimiento, ninguno evaluó las virtudes conjuntas de los sistemas BCI y protocolos NFT orientados a mejorar la plasticidad cerebral mermada por los efectos del envejecimiento.



En este estudio, se verificaron los cambios en diferentes funciones cognitivas producidos por el NFT en personas mayores de 60 años, los cuales ya fueron puestos de manifiesto en anteriores estudios con un grupo experimental diferente [12]. Para ello, diferentes áreas cognitivas fueron evaluadas antes y después de la realización del NFT. En total, 31 sujetos participaron en el estudio: 11 realizaron el NFT (grupo experimental) y 20 no lo realizaron (grupo de control). El NFT diseñado consiste en 5 juegos diferentes presentados con un sistema BCI y controlados mediante tareas de imaginación motora. Además, se evaluaron los cambios espectrales en el grupo experimental en las tres bandas espectrales entrenadas, correspondientes a bandas centradas en 12, 18 y 21 Hz con anchos de banda de 3 Hz.

La hipótesis de partida sostiene que una estimulación endógena repetitiva de la actividad cerebral en ciertas áreas corticales mejora la plasticidad cerebral, produciendo cambios en el EEG e incrementos en diversas funciones cognitivas asociadas con los efectos del envejecimiento. Esta suposición se basa en indicios previos que relacionan el envejecimiento con una disminución de la función cognitiva cuyo origen se debe a cambios en la plasticidad [4]. Además, el NFT llega a producir cambios microestructurales en la materia blanca y gris cerebral [10]. Por lo tanto, es lógico pensar que el entrenamiento continuado de la actividad de distintas regiones cerebrales que han perdido plasticidad ayuda a reducir el deterioro cognitivo asociado al envejecimiento. Estos cambios en la plasticidad deberían repercutir en la actividad del EEG.

El objetivo de este estudio consiste en evaluar los posibles cambios espectrales en el EEG, al tiempo que se verifican los cambios cognitivos, ambos debidos al NFT realizado mediante un sistema BCI. Se abordan fundamentalmente dos preguntas de investigación: (i) ¿se verifican los cambios cognitivos debidos al NFT encontrados en anteriores estudios con un nuevo grupo experimental?; (ii) ¿se encuentran estos cambios asociados con cambios espectrales en el EEG?

2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.1 SUJETOS BAJO ESTUDIO

Un total de 31 sujetos participaron en este estudio. Debido a que el estudio se centró en los efectos del envejecimiento, todos los participantes eran mayores de 60 años. Ninguno de ellos tenía experiencia previa BCI (BCI-naives). La población estaba dividida en un grupo de control (20 sujetos) y un grupo experimental (11 sujetos). El grupo de control estaba compuesto por 13 mujeres y 7 varones (edad = $69,4 \pm 5,5$ años, rango = 61-80 media), mientras que el

grupo experimental consistió en 7 mujeres y 4 varones (edad media = $69,4 \pm 5,7$ años, rango = 60 - 81). No se observaron diferencias significativas ($p > 0,05$, test U de Mann-Whitney) en la edad ni en el sexo entre ambos grupos.

2.2 REGISTRO DE EEG

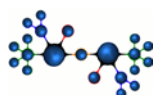
El EEG se adquirió mediante 8 electrodos activos (F3, F4, T7, C3, Cz, C4, T8 y PZ) colocados en un gorro elástico, de acuerdo con el sistema internacional 10-20. Las señales se referenciaron al potencial asociado a un electrodo situado en el lóbulo de la oreja. Por su parte, el electrodo de tierra se encontraba en el canal AFZ. Los registros de EEG fueron filtrados en tiempo real mediante un filtro *hardware* con un ancho de banda entre 0.1 y 60 Hz. Además, se realizó un filtrado de ranura con el fin de eliminar la interferencia de la red eléctrica (50 Hz). Las señales fueron adquiridas mediante un amplificador g.USBamp (Guger Technologies OG, Graz, Austria) y fueron almacenadas digitalmente con una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Se utilizó un filtrado espacial laplaciano sobre C3 y C4 para proporcionar realimentación a los usuarios. En concreto, las bandas espectrales de 3 Hz centradas en 12, 18 y 21 Hz se utilizaron con el fin de entrenar las bandas de frecuencia alfa y beta. Para llevar a cabo el registro y procesamiento en tiempo real de la señal se utilizó el sistema de propósito general BCI2000 [14].

2.3 DISEÑO EXPERIMENTAL

El experimento consistió en cuatro pasos:

1. Pre-test. Ambos grupos realizaron el test neuropsicológico de adultos de Luria [7]. Este pre-test sirve como base para conocer el punto de partida de las características neuropsicológicas de todos los sujetos antes del NFT. El test de Luria supone una manera más exhaustiva de medición de habilidades cognitivas que las pruebas generalmente aplicadas en estudios similares anteriores (por ejemplo, tareas de rotación mental).

2. NFT. El grupo NFT realizó diferentes tareas NFT durante 5 sesiones (una por semana). La duración de cada sesión fue de alrededor de una hora. Este paso es una de las principales novedades de este estudio. La utilización de tareas de imaginación motora como método para estimular ciertas regiones corticales se presenta como una alternativa a las técnicas aplicadas en otros estudios como la evocación de emociones [16] o la presentación de caras que simulan estados de ánimo [17]). Gracias a este sistema BCI, el protocolo de NFT es relativamente simple de realizar. Además, los sistemas BCI también permiten un diseño amigable de forma que los participantes se encuentran más predisuestos a realizar las tareas de entrenamiento.



La aplicación utilizada así como las diferentes tareas realizadas pueden consultarse en [11].

3. Post-test. Todos los sujetos (grupo de control y experimental) realizaron nuevamente el test de Luria. Por lo tanto, los posibles cambios en las diferentes áreas cognitivas pudieron ser evaluadas.

4. Análisis *offline*. Se llevó a cabo diferentes análisis estadísticos para verificar los cambios en las funciones cognitivas, así como técnicas espectrales de procesamiento para evaluar los cambios en la potencia en las bandas entrenadas del EEG.

2.4 PROCESADO OFFLINE

2.4.1 Análisis Luria

En primer lugar, se realizó un análisis global para comprobar las tendencias en las puntuaciones de las puntuaciones de las nueve funciones cognitivas evaluadas. Una vez que observadas estas variaciones, se analizó si los cambios eran significativos.

2.4.2 Análisis del EEG

Los datos del EEG fueron procesados utilizando Matlab R2011b. Se eliminó el ruido procedente de artefactos oculares mediante un análisis de componentes independientes (*Independent Component Analysis*, ICA) [13]. A continuación, se obtuvo la potencia relativa (*PR*) para cada uno de los canales para las bandas espectrales entrenadas (bandas de 3 Hz centradas en 12, 18, y 21 Hz). Para ello se utilizó el EEG registrado en reposo (2 minutos) de cada uno de los 11 sujetos del grupo experimental adquirido antes y después de cada una de las 5 sesiones de entrenamiento. La *PR* se define como la relación entre el área encerrada bajo la curva de la densidad espectral de potencia (PSD) en la banda de frecuencia de interés entre el área total:

$$PR = \frac{\sum_{f_i=f_l}^{f_N} PSD(f_i)}{\sum_{f_L}^{f_U} PSD(f_i)}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

donde f_l es -1.5 Hz and f_N es +1.5 Hz a partir de la frecuencia central de interés, N es el número de muestras de la PSD en dicha región, f_L representa 0.1 Hz y f_U 60 Hz. Para ello, la PSD se calculó usando el método no paramétrico de Welch, el cual es adecuado para el análisis de señales no estacionarias [18]. Se utilizó una ventana de Hamming de 2^{13} muestras, con solapamiento del 90% y transformada rápida de Fourier (*Fourier Fast Transform*, FFT) de 2^{13} puntos. Finalmente, los cambios de la *PR* encontrado fueron analizados estadísticamente.

2.4.3 Análisis estadístico

Se llevó a cabo un análisis descriptivo en las puntuaciones del test de Luria con el fin de explorar la distribución de las puntuaciones en el pre- y post-test. Para ello, se aplicaron el test de Kolmogorov Smirnov y el test de Levene para evaluar la normalidad y la homocedasticidad, respectivamente. Ya que no se cumplían los supuestos paramétricos, se utilizaron test no paramétricos para realizar el análisis estadístico. Las puntuaciones de los test se analizaron de dos formas: (i) se utilizó el test *U* de Mann-Whitney ($p < 0.05$) para evaluar las diferencias estadísticas en las puntuaciones de cada función neuropsicológica entre ambos grupos (análisis intergrupo) y (ii) se aplicó el test de signos con rango de Wilcoxon ($p < 0.05$) para evaluar las diferencias estadísticas entre las puntuaciones pre- y post-test (análisis intragrupo). Se obtuvieron un total de tres *p*-valores por cada función cognitiva:

- Comparación de las puntuaciones pre- entre los grupos control y experimental (Mann-Whitney).
- Comparación entre los resultados pre- y post- en el grupo de control (Wilcoxon).
- Comparación de los resultados pre- y post- en el grupo de experimental (Wilcoxon).

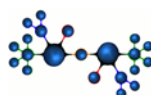
En cuanto a los datos de EEG, se evaluaron los cambios en la *PR* entre el registro basal antes de comenzar el protocolo NFT y al finalizar las 5 sesiones del mismo. Las bandas evaluadas fueron las entrenadas, es decir, las utilizadas para proporcionar realimentación en tiempo real a los usuarios: bandas de 3 Hz centradas en 12, 18, y 21 Hz. Puesto que de nuevo los datos no cumplieron con los supuestos paramétricos, se aplicó el test estadístico de Wilcoxon a cada uno de los canales registrados.

5 RESULTADOS

5.1 RESULTADOS NEUROCOGNITIVOS

En primer lugar, se analizó las tendencias de las puntuaciones pre- y post-test para el grupo de control y experimental. Dichas tendencias se reflejan en la figura 1. En dicha figura se aprecia que las puntuaciones en el grupo de control permanecen prácticamente sin cambios, las puntuaciones del grupo experimental se ven claramente incrementadas después de la realización del NFT.

Para evaluar si las variaciones en los test eran significativas, se llevó a cabo un estudio estadístico. Los resultados se muestran en la tabla 1. Dichos resultados muestran que no existen diferencias cognitivas significativas entre la población de control y la experimental antes de realizar en NFT. Tampoco se observaron cambios significativos entre las



puntuaciones ambos test en el grupo de control. Por el contrario, se aprecian variaciones significativas en las puntuaciones del grupo experimental en memoria lógica, dibujos temáticos y actividad conceptual.

5.1 RESULTADOS ESPECTRALES

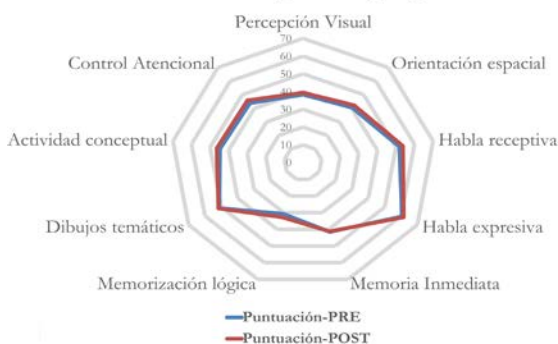
Las señales de EEG fueron procesadas para obtener los valores de *PR* en cada una de las bandas bajo estudio (bandas espectrales de 3 Hz centradas en 12, 18 y 21 Hz). Por tanto, se obtuvieron 264 valores de *PR* pre-NFT (11 sujetos × 8 canales × 3 bandas espectrales) y otros tantos para el post-NFT. La figura 2 muestra las diferencias de la *PR* entre el pre-NFT y el post-NFT. Cuando los cambios son positivos significa que la *PR* post-NFT es mayor que la *PR* pre-NFT ($PR_{post} - PR_{pre}$) para la banda y el canal evaluados. Todas las diferencias fueron positivas en este estudio. Por tanto, la *PR* se incrementó en cada uno de los canales y bandas espectrales. En particular, los canales marcados con un asterisco (*) implican un $p < 0.05$, mientras que dos asteriscos (**) significan $p < 0.01$. Las regiones frontales muestran un incremento generalizado. Además, las regiones temporales y centrales mostraron también un incremento significativo aunque menor.

5 DISCUSIÓN

En el presente estudio, se ha evaluado el protocolo de NFT realizado por medio de un sistema BCI basado en ejercicios de imaginación motora. El análisis se centró en su aplicación para minimizar los efectos del envejecimiento, por lo que la población bajo estudio fue mayor de 60 años. La evaluación metodológica se llevó a cabo siguiendo dos vías. En primer lugar se analizaron los resultados cognitivos obtenidos a partir del test neuropsicológico de Luria. Por otra parte, se estudiaron las variaciones espectrales del EEG mediante la obtención de la *PR*.

Respecto a las estudio cognitivo, no se encontraron diferencias significativas entre el grupo de control y el experimental antes de realizar el entrenamiento.

Puntuaciones Luria para el grupo de control



Esto indica que la distribución de las puntuaciones era similar antes de realizar el NFT. Este hecho es relevante, ya que proporciona una base sólida para los posteriores hallazgos en las comparaciones intragrupo. En relación con las puntuaciones intragrupo, los resultados mostraron que los leves cambios en las puntuaciones del test de Luria en el grupo de control entre el pre- y el post-test no fueron significativos. Algo lógico ya que no realizaron entrenamiento alguno y pasó un tiempo insuficiente entre ambos test (aproximadamente 2 meses) para apreciar deterioro cognitivo debido a los efectos del envejecimiento. Sin embargo, las puntuaciones en el grupo experimental se vieron significativamente incrementadas ($p > 0.05$) en diferentes características cognitivas: memoria lógica, dibujos temáticos y actividad conceptual. Estos resultados son coherentes con anteriores estudios [11, 12].

Por otra parte, se analizaron los cambios espectrales en el EEG. Se observó, que la potencia en las distintas áreas entrenadas aumentó significativamente en varios canales después de realizar el entrenamiento. Gracias al NFT se aprende a autorregular la propia actividad cerebral, produciendo sincronizaciones/desincronizaciones en distintas bandas espectrales (las que se hayan elegido para suministrar realimentación al usuario). Esto se traduce en un aumento de la potencia en dichas bandas, al menos, a corto plazo. Dicho aumento de la potencia se refleja en la *PR* de los registros basales adquiridos después del NFT. Estos hallazgos refuerzan los resultados cognitivos obtenidos.

Las bandas espectrales elegidas en este estudio para suministrar realimentación han sido escogidas por motivos muy concretos. Con respecto a la banda centrada en 12 Hz, estudios previos mostraron que las frecuencias superiores de la banda alfa se encuentran íntimamente relacionadas con distintos aspectos del área de la memoria y el área intelectual [3, 8]. Otros estudios también sugieren relación con la función visoespacial [6] o la memoria semántica [16]. Sin embargo, algunos estudios no encontraron mejoras significativas en ningún área cognitiva [3].

Puntuaciones Luria para el grupo experimental

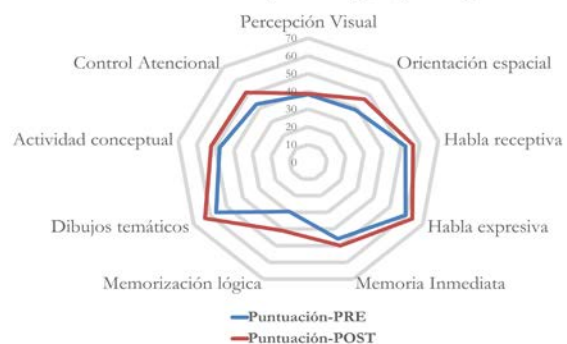


Figura 1: Gráficos radiales para el grupo de control (izquierda) y el grupo experimental (derecha) de las puntuaciones del test de Luria. Las puntuaciones del grupo de control permanecen sin cambios, mientras que las puntuaciones del grupo experimental se incrementan después de realizar el entrenamiento.

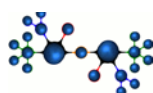


Tabla 1: Estadísticos asociado al test U Mann-Whitney (análisis intergrupo) y al test de rangos con signo de Wilcoxon (análisi intergrupo) para las puntuaciones del test de Luria en cada característica neuropsicológica. Los valores significativos ($p < 0.05$ han sido remarcado en negra.

Área Neuropsicológica	Característica	Grupo de control vs. Grupo experimental (Pre vs. Pre)	Δ Grupo de control (Pre vs. Post)	Δ Grupo experimental (Pre vs. Post)
Visoespacial	Percepción visual	0.9502	0.5000	0.0781
	Orientación espacial	0.3351	0.5000	0.0625
Lenguaje oral	Habla receptiva	1.0000	0.6250	0.1094
	Habla expresiva	0.3651	1.0000	0.1875
Memoria	Memoria inmediata	0.4169	0.4169	0.2500
	Memoria lógica	0.6032	0.6032	0.0195
Intelectual	Dibujos temáticos	0.8179	0.8179	0.0313
	Actividad conceptual	1.0000	1.0000	0.0156
Atención	Control de atención	0.9664	0.9664	0.3438

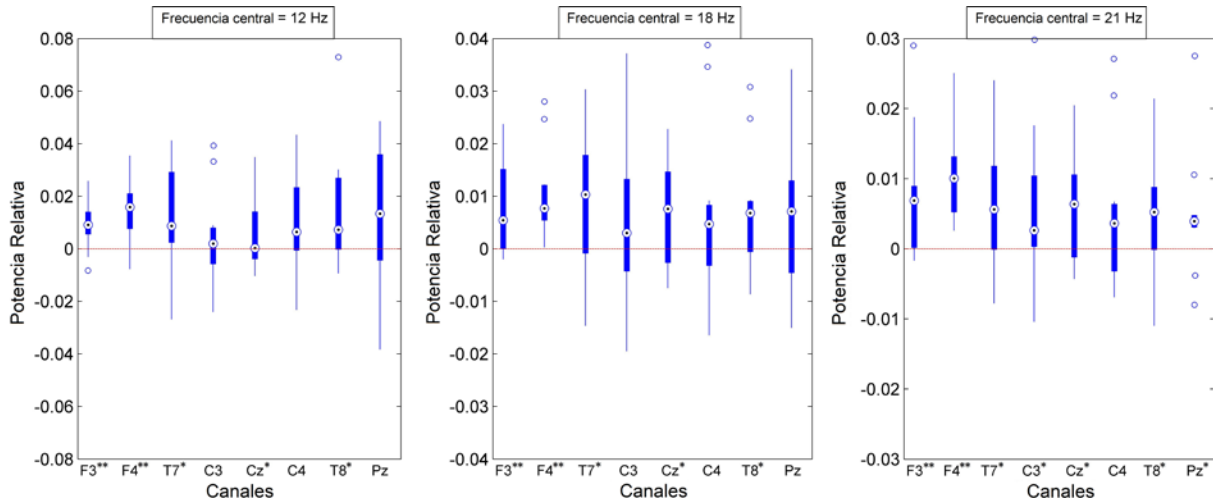
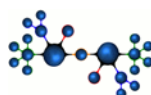


Figura 2: *Boxplots* de los cambios en la PR ($PR_{\text{post}} - PR_{\text{pre}}$) para (i) la banda espectral centrada en 12 Hz (izquierda; (ii) la banda espectral centrada en 18 Hz (centro); la banda espectral centrada en 21 Hz (izquierda). Las diferencias significativas con $p < 0.05$ se encuentran marcadas con un asterisco, mientras que las diferencias significativas con $p < 0.01$ se marcaron con dos asteriscos.



Por otro lado, también se decidió incluir en el estudio bandas de frecuencia centradas en 18 y 21 Hz con el fin de estudiar el comportamiento cognitivo al entrenar la banda beta (13-30 Hz). Diversos estudios muestran una relación entre el entrenamiento de la banda beta y mejoras en el lenguaje y la memoria [2, 17]. Si bien es cierto que la mayor parte de los trabajos se centran en el entrenamiento de una única banda de frecuencia [1, 20], el entrenamiento de varias bandas espectrales permitió un incremento de la media en 8 de las 9 características cognitivas estudiadas. Sin embargo, dada la baja potencia estadística (11 sujetos) sólo resultaron significativo 3 de esos 8 incrementos. Estos resultados se obtuvieron en tan sólo 5 sesiones de entrenamiento, mientras que estudios similares necesitaron más de 30 sesiones para conseguir cambios cognitivos significativos [1]. Es probable que esto sea debido a la implementación del protocolo de entrenamiento mediante un sistema BCI, que proporciona un entorno atractivo y amigable consiguiendo una gran implicación por parte de los usuarios, lo cual es fundamental para un entrenamiento eficaz y efectivo.

El presente estudio tiene algunas limitaciones que es conveniente remarcar. En primer lugar, sería deseable aumentar la población bajo estudio, principalmente de los sujetos que realizan el NFT. De esta forma los resultados serían más robustos y generalizables. Además, un seguimiento de los participantes que realizaron el entrenamiento podría proporcionar información sobre el mantenimiento a largo plazo de los resultados cognitivos y espectrales encontrados. De esta forma, sería posible afirmar si el protocolo de NFT sirvió como un refuerzo circunstancial para las personas de edad avanzada o por el contrario se perpetúa en el tiempo, convirtiéndose en una clara mejora para la autonomía y la calidad de vida de las personas mayores. Finalmente, podría ser conveniente un análisis en mayor profundidad de los cambios producidos en el EEG. Un estudio de la conectividad de mismo mediante teoría de redes complejas ayudaría a mejorar la comprensión de los cambios en la plasticidad cerebral debidos al NFT.

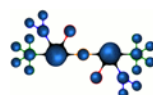
En resumen, el presente estudio mostró prometedores resultados acerca del uso de una plataforma BCI para realizar el NFT. Se encontraron mejoras en distintas funciones cognitivas al tiempo que se reforzaron dichos resultados con cambios espectrales en el EEG. Además, gracias al uso de una plataforma BCI se consiguió una interfaz atractiva que permitió reducir el número de sesiones de entrenamiento. Por tanto, este estudio apoya anteriores resultados y sienta la base para el futuro diseño de aplicaciones más complejas que mejoren la calidad de vida y aumenten la autonomía en personas de edad avanzada.

Agradecimientos

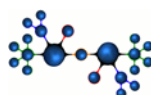
Este estudio ha sido financiado parcialmente por el proyecto TEC2014-53196-R del Ministerio de Economía y Competitividad y FEDER, y el proyecto VA059U13 de la Consejería de Educación de la Junta de Castilla y León. Martínez-Cagigal se encuentra financiado con una beca de investigación de la Fundación Villalar-Castilla y León.

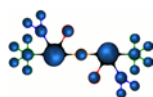
Referencias

- [1] Angelakis, E., Stathopoulou, S., Frymiare, J. L., Green, D. L., Lubar, J. F., and Kounios, J. (2007). "EEG neurofeedback: a brief overview and an example of peak alpha frequency training for cognitive enhancement in the elderly". *The Clinical Neuropsychologist*, 21, 110–129.
- [2] Bastiaansen, M., and Hagoort, P. (2006). "Oscillatory neuronal dynamics during language comprehension". *Progress in Brain Research*, 159(6), 179–196.
- [3] Bauer, R. H. (1976). "Short-term memory: EEG alpha correlates and the effect of increased alpha." *Behavioral Biology*, 17(5219), 425-433.
- [4] Burke, S. N., and Barnes, C. A. (2006). "Neural plasticity in the ageing brain." *Nature Reviews Neuroscience*, 7, 30–40.
- [5] Craik, F. I., and Salthouse, T. A. (2011). *The handbook of aging and cognition*. Psychology Press.
- [6] Chartock, H. E., Glassman, P. R., Poon, L. W., and Marsh, G. R. (1975). "Changes in alpha rhythm asymmetry during learning of verbal and visuospatial tasks". *Physiology and Behavior*, 15, 237–239.
- [7] Christensen, A.L. (1979). "A practical application of the luria methodology". *Journal of Clinical Neuropsychology*.
- [8] Doppelmayr, M., Klimesch, W., Stadler, W., Pöllhuber, D., and Heine, C. (2002). "EEG alpha power and intelligence". *Intelligence*, 30, 289–302.
- [9] Egner, T., Zech, T. F., and Gruzeliier, J. H. (2004). "The effects of neurofeedback training on the spectral topography of the EEG". *Clinical Neurophysiology*, 115, 2452–2460.
- [10] Ghaziri, J., Tucholka, A., Larue, V., Blanchette-Sylvestre, M., Reyburn, et al (2013). "Neurofeedback training induces changes in white and gray matter." *Clinical EEG and Neuroscience*, 44, 265–72.
- [11] Gomez-Pilar, J., Corralejo, R., Nicolas-Alonso, L. F., Álvarez, D., and Hornero, R. (2014). "Assessment of neurofeedback training by means of motor imagery based-BCI for cognitive rehabilitation". In *Proceedings of the*



- 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference, 1, 3630–3633.
- [12] Gomez-Pilar, J., Corralejo, R., Nicolas-Alonso, L. F., Álvarez, D., and Hornero, R. (2014). "Diseño y desarrollo de una plataforma de entrenamiento cognitivo basada en BCI para prevenir los efectos del envejecimiento". *Libro de Actas del Simposio CEA de Bioingeniería 2014*, 1, 25–31.
- [13] Hyvärinen, A. (2013). "Independent component analysis: recent advances.". *Philosophical Transactions. Series A, Mathematical, Physical, and Engineering Sciences*, 371, 20110534.
- [14] Schalk, G., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., and Wolpaw, J. R. (2004). "BCI2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) system". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6), 1034–1043.
- [15] United Nations, Department of Economic and Social Affairs (2013). "World Population Ageing".
- [16] Vernon, D. J. (2005). "Can neurofeedback training enhance performance? An evaluation of the evidence with implications for future research.". *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, 30(4), 347–364.
- [17] Weiss, S., and Mueller, H. M. (2012). "“Too many betas do not spoil the broth”: The role of beta brain oscillations in language processing". *Frontiers in Psychology*, 3, 1–15.
- [18] Welch, P. (1967). "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms". *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15.
- [19] Zoefel, B., Huster, R. J., and Herrmann, C. S. (2011). "Neurofeedback training of the upper alpha frequency band in EEG improves cognitive performance". *NeuroImage*, 54(2), 1427–1431.





BCI basado en la facilitación asociativa de la actividad cortical para el inicio de la marcha en Parálisis Cerebral

J. Ignacio Serrano, M. Dolores del Castillo, Rafael Raya, Cristina Bayón, Eduardo Rocon
Neural and Cognitive Engineering Group (gNeC), CSIC
Centro de Automática y Robótica
Ctra Campo Real, km. 0,200. 28500 Arganda del Rey, Spain

Ignacio Martínez
Dep. Cirugía Ortopédica y Traumatología, Hospital Universitario Infantil Niño Jesús, 28009 Madrid, Spain

Sergio Lerma
Laboratorio de Análisis de la Marcha, Hospital Universitario Infantil Niño Jesús, 28009 Madrid, Spain

Resumen

La Parálisis Cerebral (PC) es un trastorno de la postura y el movimiento debido a un defecto o lesión no progresiva en el cerebro inmaduro. La cirugía ortopédica se considera uno de los mejores tratamientos para resolver los problemas músculo-esquelético severos en PC. Este artículo presenta una estrategia que integra el Sistema Nervioso Periférico (SNP) y el Sistema Nervioso Central (SNC) en una terapia de rehabilitación física y cognitiva mediante el desarrollo de una interfaz cerebro-computador o BCI (Brain Computer Interface) sobre un caso de uso.

Palabras Clave: Parálisis Cerebral, Rehabilitación top-down, realidad virtual.

1 INTRODUCCIÓN

La Parálisis Cerebral (PC) es un trastorno de la postura y el movimiento debido a un defecto o lesión no progresiva en el cerebro inmaduro. A menudo se acompaña de perturbaciones en la percepción, sensación, cognición, comunicación y comportamiento además de epilepsia y problemas musculares secundarios [2]. La salud mental de estos niños también se ve afectada como consecuencia del dolor crónico, el aislamiento social y la pérdida de independencia. En ocasiones, se desarrolla una patología músculo esquelética secundaria que da lugar a pérdidas de funcionalidad, problemas en la marcha, fatiga y limitaciones de actividad y sociales.

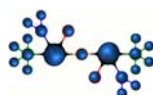
La cirugía ortopédica se considera uno de los mejores tratamientos para resolver los problemas músculo esquelético severos en PC. Una de las principales

técnicas quirúrgicas es la ortopédica multinivel, también conocida por sus siglas en inglés como SEMLS (Single-Event Multilevel Surgery), cuando se practica en pacientes que no han sufrido intervenciones previas, que corrige todas las deformidades y reestructura la marcha, tanto en eficacia como en apariencia. Esta operación mejora la función motora (CMGM), los parámetros cinemáticos y la velocidad de la marcha. Después de la misma se requiere un periodo de rehabilitación de hasta dos años y no existen recomendaciones expresas consensuadas sobre el programa de rehabilitación postquirúrgico más eficiente. Por tanto, es necesario desarrollar estrategias para promover, mantener y rehabilitar la capacidad funcional y así reducir la dedicación, asistencia y coste que esta situación genera al paciente, a sus cuidadores o a la sociedad [3].

La mayoría de las terapias rehabilitadoras se centran en los miembros afectados y están basadas en la reorganización del control motor promovida por la intervención física periférica. Sin embargo, la PC es una enfermedad cuyo origen radica en el Sistema Nervioso Central. Todo ello invita a concebir una estrategia que integre el Sistema Nervioso Periférico (SNP) y el Sistema Nervioso Central (SNC) en una terapia de rehabilitación física y cognitiva [1]. Este artículo presenta dicha estrategia mediante el desarrollo de una interfaz cerebro-computador o BCI (Brain Computer Interface) para guiar la rehabilitación.

2 REHABILITACIÓN INTEGRAL

La propuesta de una interfaz para llevar a cabo la rehabilitación se asienta en la plasticidad cerebral presente en pacientes jóvenes y que puede dar lugar a



un cambio de los patrones motores posterior a la intervención [4], [5]. El proceso rehabilitador a través del BCI consta de dos etapas: una primera etapa temprana, una vez operado el paciente y mientras permanece inmovilizado en cama o en silla de ruedas, destinada a remodelar la actividad cortical relacionada con la marcha [2] y, una segunda etapa, en la que el paciente controla de manera activa la terapia de rehabilitación sobre la plataforma robótica. La primera etapa prepara el cerebro del paciente para los patrones de marcha que se ejercitarán en la segunda etapa de rehabilitación física robótica.

2.1 CONTROL MOTOR

Para llevar a cabo la primera etapa se emplean unas gafas de realidad virtual¹, que muestran al paciente un entorno virtual en primera persona, y simultáneamente se recoge mediante un casco la señal electroencefalográfica (EEG). El objetivo de la misma es extraer los parámetros que conforman el BCI a partir de los ejemplos de entrenamiento. La figura 1 muestra un paciente dispuesto con estos elementos.



Figura 1: Paciente con casco EEG y gafas de realidad virtual

2.1.1 Métodos

En este estudio participaron tres niños con CP de 11, 13 y 15 años, que habían sido intervenidos mediante la técnica SEMLS, y que no presentaban ningún déficit cognitivo. Los niños realizaron la primera sesión de BCI a las cuatro o cinco semanas de la operación, confortablemente tumbados en una camilla con una inclinación de 50 grados para evitar movimientos bruscos de la cabeza. Se les instrumentó con un casco EEG y las gafas de realidad virtual.

Se registraron las señales EEG procedentes de los canales AFz, F3, F1, Fz, F2, F4, FC5, FC3, FC1,

¹ Oculus Rift

FCz, FC2, FC4, FC6, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP5, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, CP6, P1, Pz y P2 (según el sistema internacional 10-20) mediante electrodos activos Ag/AgCl (Acticap, Brain Products GmbH, Germany). El potencial de referencia se tomó de la oreja izquierda y el canal AFz se empleó como tierra. Se amplificó la señal (gUSBamp, g.Tecgmbh, Austria) y se muestreó a 256 Hz. La potencia espectral (PSD) se calculó en ventanas solapadas de 1.5 s para frecuencias entre 2 y 30 Hz en pasos de 1 Hz empleando el método de Welch (ventanas de Hamming, 50 % solapamiento).

El entorno virtual mostrado a través de las gafas es un mundo imaginario diseñado con un motor gráfico de juegos (UDK) que se proyecta de modo estereoscópico en las gafas para conseguir una experiencia más realista. Cada sesión de esta etapa consiste en un recorrido por ese mundo en primera persona a través de un camino definido. A lo largo del recorrido virtual pueden aparecer diferentes obstáculos (puertas, piedras, árboles) ante los cuales se detiene la marcha. Hay 22 obstáculos y cada uno constituye un ejemplo de entrenamiento para construir el BCI. La figura 2 muestra el esquema de un ejemplo de entrenamiento. En las dos primeras sesiones la marcha es automática, aunque el paciente no es informado de ello con la única finalidad de motivar a los niños llevándolos a pensar que ellos controlan el recorrido.

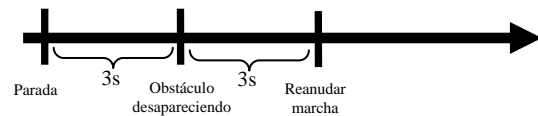


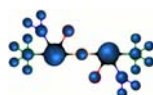
Figura 2: Ejemplo de entrenamiento

Las indicaciones que se le dan al paciente es que se relaje cuando se encuentre frente a un obstáculo (3s) porque sólo así desaparecerá. Posteriormente, el obstáculo desaparece (3s) y la marcha se reanuda lentamente siempre y cuando el paciente imagine su propia marcha.

El período entre las dos sesiones de entrenamiento fue de dos semanas. La captura y procesamiento de la señal EEG se llevó a cabo con BCI2000. Se desarrolló un controlador para conectar BCI2000 y el motor UDK.

2.1.2. Resultados

A partir de estas sesiones, se seleccionan los pares (canal, frecuencia) que presentan la mayor



desincronización o pérdida de potencia en amplitud y duración en el período comprendido entre “Obstáculo desapareciendo” y “Reanudar marcha” con respecto al período de relajación.

La figura 3 muestra los mapas tiempo medio/frecuencia del mejor canal para cada paciente ($p < .05$, con respecto al período “relax”; azul: PSD menor; rojo: PSD mayor).

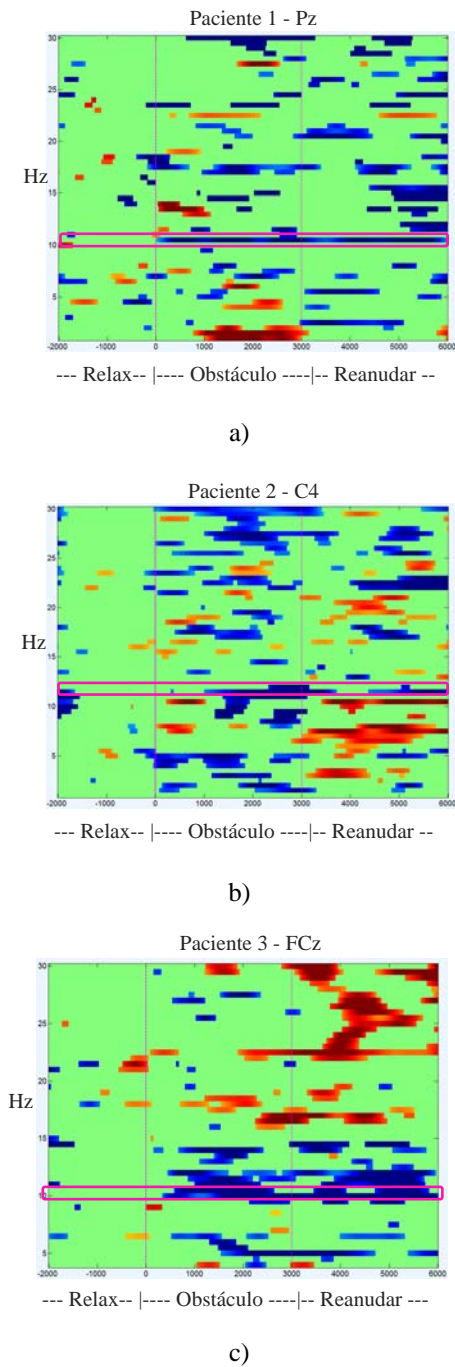


Figura 3: Par canal-frecuencia más significativo para cada uno de los tres paciente (a, b, c)

2.2 FUNCIÓN MOTORA

En las sesiones controladas por BCI, el obstáculo no desaparece hasta que los pares (canal, frecuencia) elegidos no alcanzan el valor de la potencia aprendida asociada al período de relajación y este valor se mantiene durante un segundo. Del mismo modo, una vez que el obstáculo ha desaparecido, la marcha no se reanuda hasta que la potencia no alcance el valor de desincronización aprendida y lo mantenga durante un segundo. Los tres pacientes fueron capaces de sobrepasar los obstáculos y de completar el camino. La siguiente etapa se centra en el control de la plataforma robótica de rehabilitación integrando la información procedente de todos los sensores de movimiento. La figura 4 muestra de manera esquemática los distintos componentes de esta plataforma. Esta etapa conforma la rehabilitación activa de la función motora.

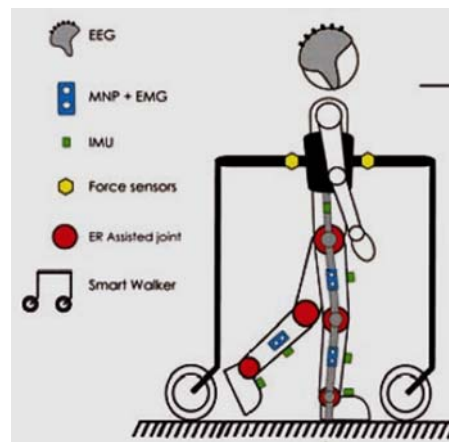
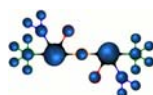


Figura 4: Plataforma robótica de rehabilitación

3 CONCLUSIONES

Se ha presentado un método para modular la actividad cortical relacionada con la marcha como una estrategia de intervención post-quirúrgica para paciente con PC. Esta estrategia prepara el cerebro durante el período de inmovilización del paciente previo al proceso de la rehabilitación física buscando motivarle e involucrarle en dicho proceso. De este modo, se promueve la facilitación asociativa de las vías eferentes de la corteza cerebral a los músculos, lo que beneficia la rehabilitación física. La terapia guiada por BCI también promueve la sensación causa-efecto asociada al control motor y contribuye a incrementar el sentido de agencia en lo que al movimiento respecta en el paciente. A pesar del daño cerebral y la heterogeneidad de estos pacientes, todos



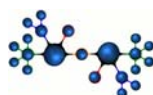
fueron capaces de controlar el BCI reclutando áreas corticales reasignadas a la ejecución de la marcha, distintas de las de los sujetos que no tienen este desorden.

Agradecimientos

El trabajo presentado forma parte de las investigaciones llevadas a cabo dentro de los proyectos CP-WALKER (DPI2012-39133-C03-01) y SCUBI (PIE-201350E070) y ha sido financiado por ellos.

Referencias

- [1] Belda-Lois, J.-M. et al., (2011) “Rehabilitation of gait after stroke: a review towards a top-down approach”. *J. Neuroeng. Rehabil.* 8:66.
- [2] Blair, E., (2010), “Epidemiology of the cerebral palsies”. *Orthop. Clin. North Am.* 41, pp.441–55.
- [3] Daly, I., et al. (2013), “On the control of brain-computer interfaces by users with cerebral palsy”. *Clinical Neurophysiology* 124(9).
- [4] Ibáñez, J., Serrano, J.I., del Castillo, MD. et al. (2014), “Detection of the onset of upper-limb movements based on the combined analysis of changes in the sensorimotor rhythms and slow cortical potentials”. *J. Neural Engineering* 11(4).
- [5] Meyer-Heim, A., van Hedel, H. J. A., (2013), “Robot-assisted and computer-enhanced therapies for children with cerebral palsy: current state and clinical implementation”. *Semin. Pediatr. Neurol.* 20, 139–45.



PLATAFORMA INALÁMBRICA CONFIGURABLE PARA BCI

Sixto Alcoba, Jesús Minguillón, Christian Morillas, Richard Carrillo, Francisco Pelayo
Dpto. Arquitectura y Tecnología de Computadores, Universidad de Granada
sixto91@correo.ugr.es, {minguillon, cmg, rcarrillo, fpelayo}@ugr.es

M. Ángel López-Gordo
Dpto. Teoría de la Señal, Telemática y Comunicaciones, Universidad de Granada
malg@ugr.es

Resumen

Tras la aparición de numerosos sistemas integrados para la adquisición multicanal de biopotenciales, los sistemas de Interfaz Cerebro-Ordenador (BCI) han sufrido una evolución considerable. Sin embargo, la mayoría de soluciones hardware todavía tienen numerosas restricciones. En el contexto del proyecto Plat-EEG (plataforma de altas prestaciones para la adquisición, extracción y procesamiento inteligente de señales EEG), presentamos un sistema que pretende solventar algunas de esas limitaciones. Consiste en una implementación hardware portátil, inalámbrica y con un diseño que permite una configuración modular. Para el control y la transmisión de datos vía Bluetooth se ha desarrollado un firmware que permite incluir en cada trama marcas temporales y la señalización de un 'trigger' externo, proporcionando así un control de sincronización más eficiente que en la mayoría de soluciones inalámbricas actuales. Junto con la implementación hardware-firmware, se incluye una librería software que contiene una serie de funciones, tanto para la captación de señales como para la configuración de algunos parámetros de adquisición por parte del usuario, favoreciendo así una comunicación bidireccional entre dispositivo y usuario. Por último, la plataforma incluye una interfaz gráfica de usuario implementada sobre varios entornos frecuentemente utilizados. En su versión definitiva, la interfaz gráfica incluirá, además de las citadas operaciones de adquisición y configuración, funciones para la visualización, grabación y procesamiento de señales EEG en tiempo real.

Palabras Clave: Sistema BCI inalámbrico, Biopotenciales.

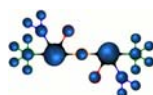
1 INTRODUCCIÓN

En el proyecto Plat-EEG [12] trabajamos en el desarrollo de un sistema inalámbrico, portátil y de coste reducido, con prestaciones suficientes para aplicaciones BCI, tanto en local, como para servicios de monitorización y experimentación BCI remotos.

Tras la aparición de sistemas integrados multicanal de captación de bioseñales que incorporan conversores A/D con resoluciones de hasta 24 bits, la perspectiva de uso de los sistemas BCI ha cambiado con soluciones de coste reducido frente a las soluciones tradicionales. De hecho, actualmente, tanto en iniciativas de hardware abierto como en productos comercializados para el registro de señales EEG, se dispone de múltiples soluciones basadas en estos chips, con salidas USB [10], inalámbricas con interfaz propietaria [13] o con comunicación Bluetooth [4], entre otras.

No obstante, la mayoría de las plataformas hardware disponibles presentan ciertas limitaciones que hemos intentado superar en nuestra implementación. En concreto, el hardware que estamos desarrollando incorpora, junto con el chip ADS1298 de Texas Instruments [5], un microcontrolador PIC18F47J53 de Microchip [6] y un módulo Bluetooth RN42 de Roving Networks [7] que permiten la transmisión continua de 8 canales a 500 muestras por segundo por cada canal, con resolución de 24 bits, junto con marcas precisas de tiempo en cada bloque de muestras. Igualmente se ha añadido un terminal externo de 'trigger' para sincronización, utilizable en experimentos que requieran una precisión temporal mayor a la ofrecida por el enlace inalámbrico, como en el caso del registro de event-related potentials (ERPs). El firmware del equipo se ha diseñado de manera que los parámetros básicos de conversión, ganancia, etc., sean configurables on-line desde el software de la plataforma.

Este software consiste, por un lado, en una librería de funciones, tanto para la adquisición de las señales transmitidas por el dispositivo (canales muestreados,



señalización y marcas temporales, medida de impedancia de los canales, etc.) como para la configuración de algunos parámetros de adquisición (ganancia de los canales, frecuencia de muestreo, etc.) por parte del usuario. Por otro lado, el software incluye un conjunto de módulos orientados a trabajar de forma gráfica en entornos comúnmente utilizados, por ejemplo, Matlab en la versión para PC, y Android en la correspondiente a dispositivos móviles. En su versión final, la interfaz gráfica [3] permitirá, además de las tareas de adquisición y configuración hardware, la visualización y grabación de señales EEG en tiempo real, incluyendo los filtrados y procedimientos necesarios para la eliminación de artefactos no deseados como movimientos oculares, parpadeos, etc. Todo esto será detallado en las próximas secciones.

2 DISEÑO DE PLAT-EEG

Como ya se ha mencionado en la introducción, el sistema completo permite la captación de biopotenciales a través de los electrodos y la comunicación bidireccional por Bluetooth, lo que hace posible la configuración de parámetros por parte del usuario mediante software.

2.1 HARDWARE

La figura 1 muestra el esquema del sistema completo que ha sido desarrollado en circuito. La alimentación se puede proporcionar mediante 3 posibles vías: desde el conector USB, mediante un conector dedicado de 2 pines para batería externa y, además, mediante una placa de expansión, que además de permitir la conexión de los electrodos, podría alimentar todo el circuito si fuese necesario.

La señal de sincronización externa o 'trigger' se ha conectado al resto del circuito mediante un optoacoplador. Esta señal resetea el valor de un temporizador interno del microcontrolador, inicializando la base de tiempos. Esta funcionalidad es imprescindible para disponer de un control temporal exacto del momento en que se está provocando el estímulo al sujeto o para marcar el momento en el cuál comienza la parte útil de la señal adquirida.

En caso de necesitar cambiar el firmware interno del microcontrolador se dispone de un conector ICSP en la placa. El sistema dispone también de una señal salida que activa un pulso mientras el microcontrolador está transmitiendo un bloque de muestras, lo que permite monitorizar el retardo existente en la transmisión inalámbrica de paquetes.

El integrado ADS1298 permite configurar los parámetros más importantes de la captación y transmisión de las señales obtenidas mediante unos registros de configuración. Se usa la memoria interna del microcontrolador para almacenar unos valores por defecto de los registros de configuración del ADS1298 y, además, los valores de los registros de configuración que el usuario establezca para cada experimento. De esta forma no hay que escribir todos los registros desde el software cada vez que se encienda el dispositivo, y en caso de ser necesario, se permite volver a los valores por defecto de los registros.

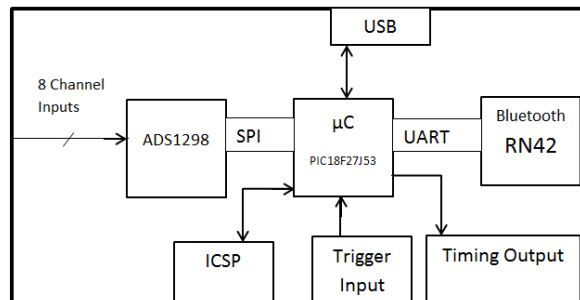
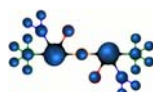


Figura 1: Esquema del sistema completo

El ADS1298 es un analog front-end (AFE) preparado para la captación de bioseñales de baja amplitud. Este dispositivo es ampliamente utilizado para instrumentación médica, ya sea ECG, EMG o EEG ya que permite una adquisición multicanal de alta precisión. Entre sus numerosas posibilidades cabe destacar la configuración de la ganancia de la señal captada, el uso de un filtro de interferencias electromagnéticas por canal, la frecuencia de muestreo y la elección del tipo de señal, ya que permite también observar señales de test, una medida de la señal de alimentación, la medida de la temperatura interna del integrado, medidas de RLD, etc. Todas estas posibilidades son configurables mediante registros internos del integrado. Desde el software desarrollado se puede cambiar el valor de estos registros, permitiendo al usuario configurar íntegramente el dispositivo. Dispone de 8 amplificadores de ganancia programable, uno por cada canal y con un CMRR de 115 dB, conectados a 8 convertidores $\Delta\Sigma$. Estos ADCs además disponen de una velocidad configurable, permitiendo frecuencias desde 250 hasta 32000 muestras por segundo. Una vez convertidas estas señales se multiplexan y son transmitidas mediante SPI.

La mayoría de los sistemas existentes basados en este integrado no explotan al máximo todo su potencial. Desde Plat-EEG se permite controlar el ADS1298 en su totalidad por parte del usuario desde el software.

El microcontrolador utilizado es el PIC18F47J53. La funcionalidad y tareas que desempeña son muy



amplias, por un lado la obtención de los datos transmitidos vía SPI por el ADS1298 y la transmisión de comandos al ADS1298, tales como los de inicialización, inicio de conversión, etc. Respecto a la interfaz con el usuario, el microcontrolador actúa como pasarela bidireccional entre el ADS1298 y el módulo Bluetooth que permite la comunicación con el PC o dispositivo móvil. Además está encargado de interpretar la señal de sincronización externa y de generar los pulsos que indican los instantes en que se transmiten los datos al enlace inalámbrico. Este microcontrolador soporta comunicación USB y se ha incluido este bus en el circuito, lo que permitirá en el futuro añadir la opción de comunicarse con el dispositivo de forma cableada.

La comunicación, tal y cómo se ha dicho anteriormente se realiza vía Bluetooth. Desde el software tendremos que establecer un enlace de comunicación y emparejarlo con el dispositivo de captura. Una vez realizado este paso podemos empezar a intercambiar datos con él. En cada trama transmitida por el sistema tendremos 30 bytes, dispuestos según la figura 2.

Tr	t_H	t_L	STAT	CH1	CH2	CH3	CH4	CH5	CH6	CH7	CH8																		
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30

Figura 2: Formato de paquete de transmisión

Tr es la señal de ‘trigger’, que se pondrá a valor 1 justo en el momento en que se active esta señal externa al microcontrolador. t_H y t_L hacen referencia al byte más y menos significativo, respectivamente, del valor del temporizador del microcontrolador. $STAT$ es la palabra de estado que ocupa 3 bytes y especifica el estado de conexión de los electrodos. Cada CH_i ocupa 3 bytes con el valor muestreado del canal i .

2.2 SOFTWARE

2.2.1 Librería de funciones

La parte software de Plat-EEG proporciona una librería de funciones para la utilización del hardware por parte del usuario. La idea de crear una librería genérica se debe a la facilidad para posteriormente exportar funciones a entornos de programación concretos (C++, Matlab, Android, etc.), haciendo así de Plat-EEG un sistema multiplataforma. Las funciones de la librería están clasificadas en tres familias.

La primera familia implementa las funciones relacionadas con la gestión de la comunicación vía Bluetooth y realiza tres tareas principales: establecer

conexión, finalizar conexión y obtener muestras del buffer. Además, lleva a cabo otras tareas auxiliares como, por ejemplo, obtener longitud del buffer de datos, obtener frecuencia de muestreo, esperar hasta que el buffer esté lleno de muestras, obtener marcas de temporización y señalización, obtener impedancia de canales, etc.

La segunda familia contiene las funciones relacionadas con la configuración del hardware y los parámetros de adquisición por parte del usuario: activar/desactivar chequeo de impedancia de canales, configurar frecuencia de muestreo (250 ó 500 muestras por segundo), configurar ganancia de amplificadores internos (1, 2, 3, 4, 6, 8 ó 12), escribir en registros del hardware y seleccionar tipo de señal a recibir (test, canales muestreados, medida de temperatura, medida de voltaje de alimentación, etc.).

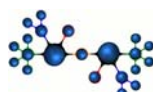
2.2.2 Interfaz gráfica de usuario

Además de la librería de funciones, Plat-EEG incluye una interfaz gráfica de usuario (GUI) con objeto de facilitar la comunicación de doble sentido usuario-dispositivo. Aprovechando la versatilidad que nos ofrece la librería de funciones, la idea es desarrollar interfaces gráficas en distintos entornos, incluyendo aquellos más utilizados por la comunidad científica, por ejemplo, Matlab y aquellos más utilizados en dispositivos móviles (tablets, smartphones, etc.) como, por ejemplo, Android.

Dicha GUI debe ofrecer al usuario, en su versión final, la posibilidad de realizar tareas de adquisición y configuración del hardware de Plat-EEG. Además, la visualización y la grabación en disco de señales EEG en tiempo real serán unas de las tareas fundamentales. Se podrán visualizar/grabar tanto canales directamente adquiridos como el resultado de su combinación mediante operaciones aritméticas.

La figura 3 muestra el aspecto de la primera versión de la interfaz gráfica de usuario de Plat-EEG implementada en Matlab. En ella se puede observar, además de los paneles y menús típicos para este tipo de aplicaciones, una visualización en tiempo real de señales EEG de distintos canales. Una barra vertical se desplaza periódicamente indicando la actualización de la visualización.

Junto con las funciones de visualización/grabación de la GUI, ésta permitirá al usuario algunas funciones clásicas de pre-procesado EEG en tiempo real como, por ejemplo, filtrado (paso alta, paso baja, paso banda y notch 50/60 Hz) y eliminación de artefactos (movimientos oculares, parpadeos, artefactos musculares, discontinuidades, etc.).



Por último, la GUI incluirá opciones para llevar a cabo algunos experimentos clásicos de BCI. Tanto en

el caso del procesado EEG en tiempo real como en

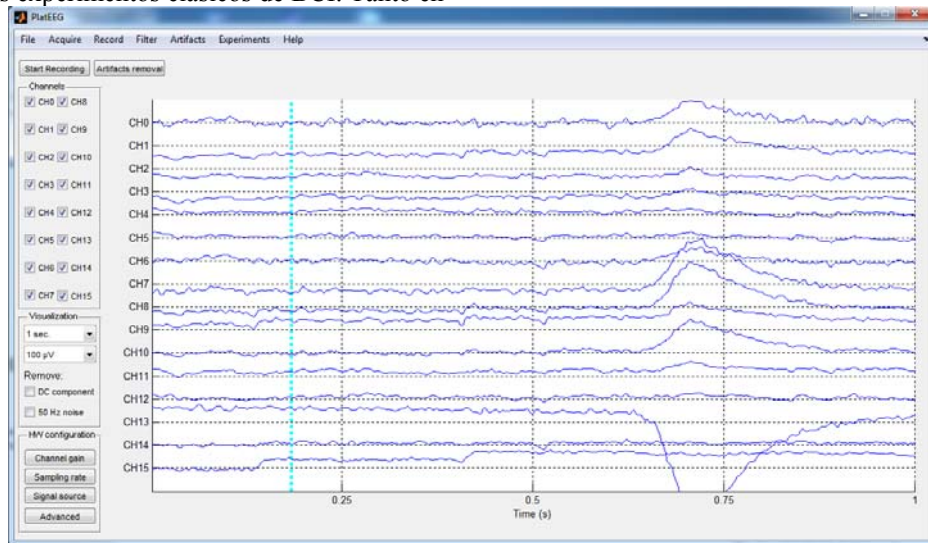


Figura 3: Primera versión de la interfaz gráfica de usuario de Plat-EEG implementada sobre Matlab

los experimentos BCI integrados en la GUI, dependerá de la versión. Las versiones para PC incluirán todas las funciones mientras que las versiones para dispositivos móviles serán mucho más ligeras, contemplándose la opción del procesado EEG en un servidor remoto.

3 RESULTADOS EXPERIMENTALES

Se ha construido un prototipo hardware de la plataforma y se ha comprobado su correcto funcionamiento. A modo de ejemplo en las figuras 4 y 5 se observan las señales registradas en un experimento de ritmos alfa durante 80 segundos. Se ha realizado tanto una captación con los ojos abiertos, en la cual se ve cómo la componente de 10 Hz (componente del ritmo Alfa) en frecuencia es relativamente baja respecto del resto, y otra medida con los ojos cerrados, donde se observa como esta componente aumenta en amplitud. Se colocó un electrodo en O1 y la referencia en CPz, situando el electrodo de tierra activa o DRL en A1, todo esto siguiendo el estándar del sistema 10-20 [11].

La configuración utilizada es de una ganancia de 3 y 500 muestras/segundo, realizando posteriormente un filtrado notch a 50 Hz, un filtrado paso alto de eliminación de componente en continua (0.3 Hz) y un filtrado paso baja en 100 Hz. Se puede ver en la figura 5 cómo se obtiene un ritmo Alfa para la captación realizada con los ojos cerrados, mientras que para la medida realizada con los ojos abiertos la

señal en el dominio temporal se observa con un mayor número de componentes en otras frecuencias.

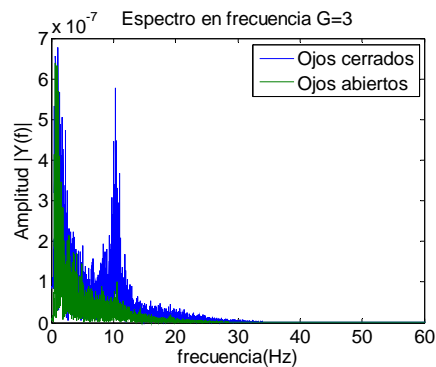


Figura 4: Comparación de los espectros de frecuencia entre medidas realizadas en O1 respecto de CPz

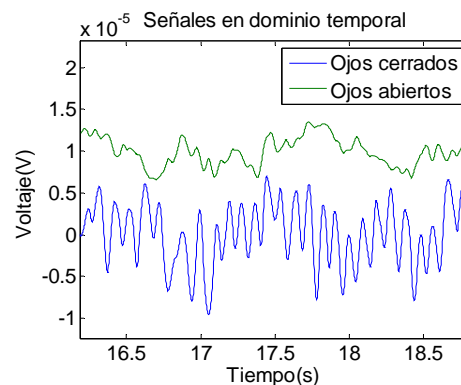


Figura 5: Señales captadas en O1 respecto de CPz representadas en el dominio temporal

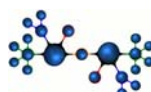


Tabla 1: Comparación con sistemas comerciales [1][2][4][8][9][13][14][15].

	USBamp 3 de gTech	Biosemi ActiveTwo	Cognionics DAQ	OPEN BCI	Emotiv EPOC	Wearable Sensing DSI 24	Starlab Enobio	PlatEEG
Canales	16	8- 256	16 (+DRL y REF)	8	14 (+ 2 referencias)	24	8/20/ 32	8
Resolución (bits)	24	24	24(sólo envía 21)	24	16 (14 útiles)	16	24	24
Alimentación	Corriente eléctrica / Batería 12-5V	Batería sellada de plomo-ácido	1 pila AAA	Conector de alimentación (4 pilas AA)	Batería de LiPo	Li-Ion	Li-Ion	USB/Conector de alimentación
Conectividad	USB 2.0	USB 2.0 /fibra óptica	Bluetooth 3.0	Propietario Bluetooth Low Energy	Propietario 2.4GHz	Bluetooth	Bluetooth 3.0 y 2.1 /TCP-IP	Bluetooth 2.1+EDR
Precio aproximado	9195€	13500 € - 75000€	4700€	409 €	628€	36421€	3.995 - 12.495 - 19.995 €	
Nivel de ruido	<0.4µVrms	0.8- 2 µVrms	0.7 µVrms	0.23-3.87 µVrms	0,51µVpp	0.317 µV	<1 µVrms	0,4- 2,1 µVrms

4 CONCLUSIONES

Plat-EEG tiene como finalidad ofrecer un sistema de captación de biopotenciales creando una interfaz que permita una configuración de la captación sencilla para el usuario y en tiempo real, lo que permitirá en futuros experimentos un considerable ahorro de tiempo. Se ha demostrado también el desarrollo de un sistema de bajo coste y de gran integración, ofreciendo una solución inalámbrica y de pequeñas proporciones que resulta de gran comodidad de uso y movilidad para numerosos experimentos.

La tabla 1 expone las características técnicas del prototipo hardware desarrollado y una comparación con algunos sistemas comerciales.

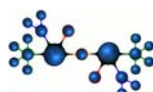
Agradecimientos

Este trabajo ha contado con la financiación del proyecto de investigación de excelencia de la Junta de Andalucía P11-TIC-7983 y del proyecto nacional de investigación TIN2012-32039, co-financiados con fondos FEDER y de la Asociación NICOLO para la promoción del I+D+i de Neurotecnologías y servicios en el ámbito de la discapacidad.

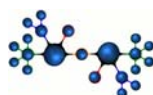
Referencias

- [1] Biosemi. (n.d.) Retrieved May 30, 2015, from <http://www.biosemi.com/faq/prices.htm>
- [2] Biosemi. (n.d.) Retrieved May 30, 2015, from http://www.biosemi.com/activetwo_full_specs.htm

- [3] Carrillo, B. Trabajo Fin de Grado “Entorno de desarrollo de aplicaciones BCI para equipo EEG inalámbrico”. Tutores : C. Morillas, F. Pelayo.
- [4] Cognionics. (n.d.) Retrieved May 30, 2015, from <http://www.cognionics.com/index.php/products/mini-systems/daq-8>
- [5] Datasheet ADS1298, Low-Power, 8-Channel, 24-Bit Analog Front-End for Biopotential Measurements, (2014) *Texas Instruments*.
- [6] Datasheet PIC18F47J53, (2010), Microchip Technology Inc.
- [7] Datasheet RN42/RN42N Class 2 Bluetooth Module, (2013) Roving Networks.
- [8] EMOTIV EPOC (2014) EMOTIV EPOC& testbench specifications, EMOTIV EPOC brain computer interface & scientific contextual EEG.
- [9] g.tec medical engineering GmbH (2013/14) Advanced biosignal acquisition, processing and analysis.
- [10] JAIN, ANKIT, (2012) “Low Cost Instrumentation and interface for neural recordings”. *Master Thesis, The Pennsylvania State University*.
- [11] Jasper, H. H., (1958), The ten twenty electrode system of the international federation, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 10, 371-375.



- [12] López-Gordo, M.A, et al. (2014), Plataforma de altas prestaciones para la adquisición, extracción y procesamiento inteligente de señales EEG y telemonitorización (Plat-EEG), *Cognitive Area Networks, vol .1, n°1*
- [13] OpenBCI. (n.d.). Retrieved May 30, 2015, from <http://www.openbci.com/>
- [14] Quasar. (n.d.). Retrieved May 30, 2015, from http://www.quasarsusa.com/products_dsi.htm
- [15] Wearabledesign. (n.d.). Retrieved May 30, 2015, from <http://www.wearablesensing.com/DSI24.php>



PLATAFORMA PARA LA MONITORIZACIÓN DE BIOSEÑALES EN CONDUCTORES

J. M. Morales, S. Romero
Brain Computer Interface Lab, Universidad de Granada, Granada
jm3661@correo.ugr.es, sromero@ugr.es

L L. Di Stasi, C. Díaz-Piedra
Centro de Investigación, Mente, Cerebro y Comportamiento (CIMCYC), Universidad de Granada, Granada
distasi@ugr.es, dipie@ugr.es

Resumen

La utilidad de la grabación remota de señales biomédicas o bioseñales en los aspectos más cotidianos de la vida diaria, ha generado un creciente interés en este campo. Tradicionalmente, los dispositivos provienen de entornos clínicos, por lo que son voluminosos, intrusivos y costosos.

Por otro lado la fatiga al volante está fuertemente relacionada con los accidentes de tráfico. Este fenómeno, normalmente, ha sido estudiado en el laboratorio mediante la realización de pruebas.

Gracias a las recientes mejoras en open-hardware, que permite el desarrollo de dispositivos de bajo coste y portables, se propone una aplicación, Biotracker, que se encarga de la monitorización de bioseñales fuera del laboratorio. Se trata de una plataforma no invasiva, compuesta por un Smartphone y un microcontrolador (Arduino). Los datos se envían en tiempo real a un servidor web para su posterior análisis para la detección de fatiga durante la conducción. Actualmente se están desarrollando pruebas en laboratorio, para la detección de fatiga en movimientos oculares y actividad cerebral.

Palabras Clave: Bioseñales, electrocardiograma (ECG), electroencefalograma (EEG), movimientos oculares, vestible

1 INTRODUCCIÓN

Durante la conducción la fatiga puede perjudicar tanto como el alcohol. Desafortunadamente resulta muy difícil incorporar este concepto en cualquiera de los distintos tipos de tecnología de soporte al conductor o en las propias leyes de tráfico [3].

Un estudio reciente de la Asociación Americana del Automóvil (AAA) [4], mostró que el 28% de los conductores admite conducir cansado. Los datos europeos muestran que los accidentes relacionados con la fatiga suponen entre el 10% y el 20% de los casos [6,13] (ver figura 1). Además, recientes estudios en Estados Unidos, estiman que el coste de estos accidentes puede superar los 31 billones de dólares [14]. En España, cerca del 70% de los conductores afirman que han experimentado sensación de somnolencia mientras conducía [18]. Aunque aún más importante, el 30% de los accidentes de tráfico en España se podrían haber evitado de forma sencilla con las medidas eficaces para prevenir la fatiga al volante [10].

Históricamente, el estudio de la fatiga o el cansancio ha estado dominado por estudios de laboratorio, a menudo usando sencillos tests para medir el rendimiento. Por el contrario, lo que se propone es evaluar la fatiga del conductor, utilizando señales electrofisiológicas (movimientos oculares, electroencefalograma [EEG] y electrocardiograma [ECG]) como indicadores de la fatiga mientras los conductores realizan tareas reales.

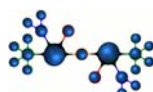
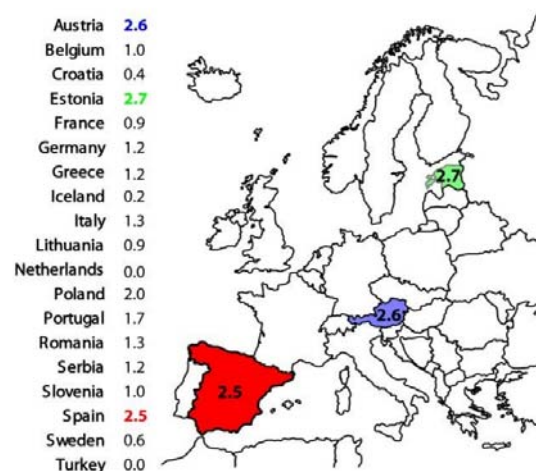


Figura 1: Proporción (%) de accidentes de tráfico provocados por quedarse dormido al volante entre 2011 y 2013, para los países europeos [18].

Este documento se estructura de la siguiente manera: en la sección, se presenta el desarrollo Hardware y Software del sistema, y finalmente, en la sección 3 se presentan las conclusiones y el trabajo futuro.

2 SISTEMA VESTIBILE PARA GRABACIÓN DE DATOS

El objetivo principal en el diseño del sistema de recogida de datos vestibile es minimizar las molestias que pueden ocasionar en la conducción. Teniendo esto en mente, para desarrollar la plataforma, se han seleccionado y combinado distintos componentes comerciales. La plataforma resultante se describe a través de las siguientes secciones.

2.1 DESARROLLO HARDWARE

Los elementos Hardware de la plataforma se han construido en torno a dos componentes principales: un Smartphone y un microcontrolador. El Smartphone seleccionado es un *THL W200* (quad-core 1.5 GHz, 1GB RAM), y el microcontrolador *Arduino UNO board* (Atmel ATmega328, 16 MHz, 14 pines para entrada/salida digital y 6 pines para entrada analógica) [1].

El microcontrolador (MCU) recibe los datos desde dos sensores (ritmo cardíaco y ECG). El ritmo cardíaco se detecta usando el sensor *PulseSensor* [9], directamente conectado a una de las entradas analógicas de *Arduino*. El ECG se recoge mediante un conjunto de tres electrodos conectados al *eHealth Shield* de *Arduino*. Un módulo Wi-Fi de bajo consumo, el *RN-XV*, se superpone en bloque junto con *Arduino* y *eHealth Shield* [5], para permitir que los datos recibidos de los sensores sean enviados a la aplicación Smartphone.

Los registros EEG se recogen mediante *NeuroSky MindWave Mobile* [8], el cual emplea un electrodo seco para detectar y recoger valores de las ondas cerebrales. Viene provisto de un enlace *Bluetooth* que permite el envío de los datos a la aplicación Smartphone.

Los movimientos oculares se recogen empleando las *Tobii Glasses 2.0* [16]. Como el Smartphone sólo permite una única conexión Bluetooth activa, para conectar tanto EEG como la MCU, se ha elegido una combinación Bluetooth-WiFi. La conexión del Smartphone con el servidor web, utiliza una red 3G/4G, debido a que la conexión Wi-Fi se encuentra ocupada recibiendo los datos que envía la MCU.

La conexión de *PulseSensor* consta de tres terminales, GND (tierra), V+ (alimentación) y ANALOG (entrada analógica). Tiene una frecuencia de muestreo de 2 milisegundos, marcada por una interrupción que permite medir la sístole y la diástole.

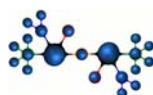
2.2 DESARROLLO SOFTWARE

El Smartphone se encarga de recoger los datos correspondientes al EEG, ECG y pulso, mientras las *Tobii Glasses 2.0* recogen los movimientos de la mirada independientemente de los demás dispositivos. Los datos fisiológicos y los movimientos oculares se guardan en una base de datos local y en la unidad de almacenamiento de *Tobii Glasses 2.0*, respectivamente. Esta solución permite llevar a cabo un análisis remoto offline. Además, esta información es enviada a un servidor web para su posterior visualización y análisis.

2.2.1 Smartphone App

El Smartphone *THL W200* ejecuta una aplicación sobre *Android* diseñada para recoger datos de los sensores (EEG, ECG y pulso).

La aplicación permite una visualización *in-situ* de las bioseñales recogidas. Adicionalmente, puede enviar la información al servidor web remoto.



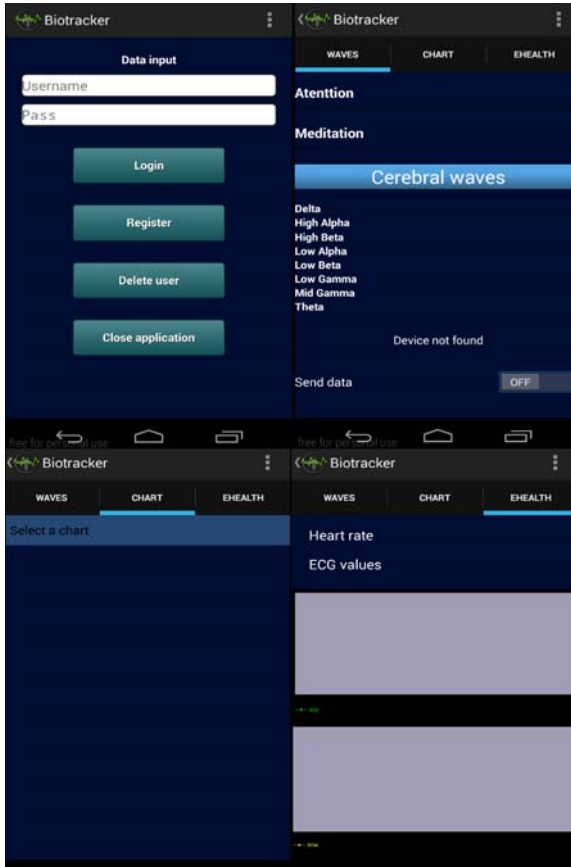


Figura 2: Proporción (%) de accidentes de tráfico provocados por quedarse dormido al volante entre 2011 y 2013, para los países europeos.

La aplicación consiste en una pantalla principal (acceso de usuario) y tres pestañas (tabs). Estas pestañas se utilizan para visualizar la actividad cerebral, el estado de la conexión Bluetooth, los valores ECG, pulso y un switch para enviar los datos al servidor web. Estas bioseñales pueden verse en tiempo real en la propia aplicación.

Dos paquetes gestionan la aplicación: *adapter* y *biotracker*. El primer paquete es el responsable de gestionar las pestañas de la aplicación (el desplazamiento entre las distintas pestañas).

El segundo paquete se encarga de gestionar la base de datos para el registro de las bioseñales en el Smartphone (ondas cerebrales, valores ECG y pulsaciones por minuto). También incluye la gestión de los perfiles de usuario, los parámetros del GPS y los gráficos en tiempo real. La aplicación usa Bluetooth, GPS, Wi-Fi y conexión de datos 3G/4G.

2.2.2 Web App

El servidor web recibe los perfiles de todos los usuarios y los datos de las bioseñales, y crea una lista de rutas. Cada ruta asocia una secuencia de

coordenadas GPS con las señales registradas en dicha localización.

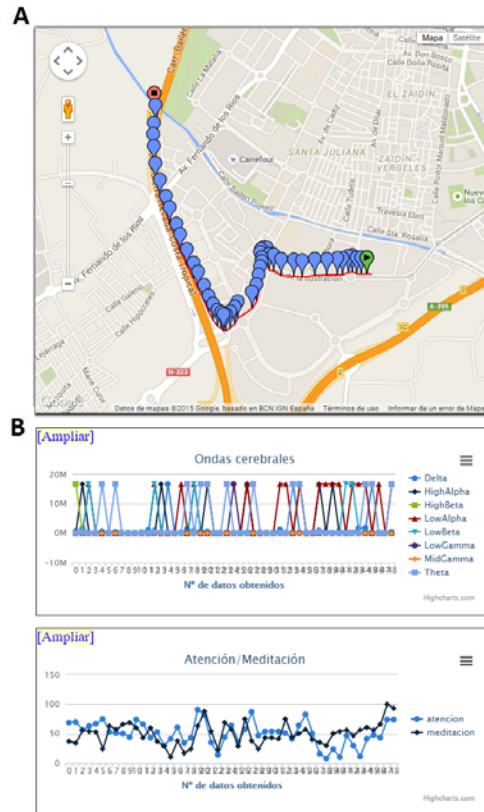


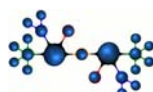
Figura 3: Ejemplo de ruta: (A) mapa mostrando la ruta. Se muestran las coordenadas (latitud, longitud, altitud y velocidad) de la ruta. (B) actividad cerebral registrada durante la conducción.

La web contiene una base de datos que almacena los valores enviados por la aplicación Smartphone. Una vez recibidos los datos, éstos son representados en distintos gráficos y mapas para análisis posteriores.

Cuando el usuario entra a través de su cuenta, la web muestra una lista de todas las rutas registradas. Entonces el usuario puede seleccionar una determinada ruta para visualizar el mapa y los gráficos correspondientes.

3 CONCLUSIONES

Estudios previos relacionados han usado estas medidas fisiológicas de forma separada [2]. Sin embargo, utilizando registros EEG o ECG solamente, se está ciego ante las técnicas de evaluación visual que realiza el conductor, mientras que mediante el uso de registros de movimientos oculares de forma aislada, se pierde la valoración directa del estado psicofísico del conductor.



Estudios recientes indican que ni una disminución en la actividad cerebral [17], ni las técnicas de exploración visual [11], son capaces de predecir accidentes por sí mismos. La combinación de estas medidas es una línea de investigación prioritaria.

Con el fin de permitir la experimentación con todos estos índices neuroergonómicos de una manera mínimamente invasiva, se requiere un sistema vestibile específico, como la plataforma descrita en el artículo.

Ningún estudio hasta la fecha ha combinado la sensibilidad de los registros de actividad del EGG con la precisión de los registros de movimientos oculares y ECG durante la conducción, utilizando dispositivos vestibiles. Se espera emplear esta plataforma para obtener resultados que representen un avance significativo en seguridad vial. Esta investigación tiene el potencial para determinar la utilidad y validez de los índices neuroergonómicos combinados como marcadores biofisiológicos de la fatiga.

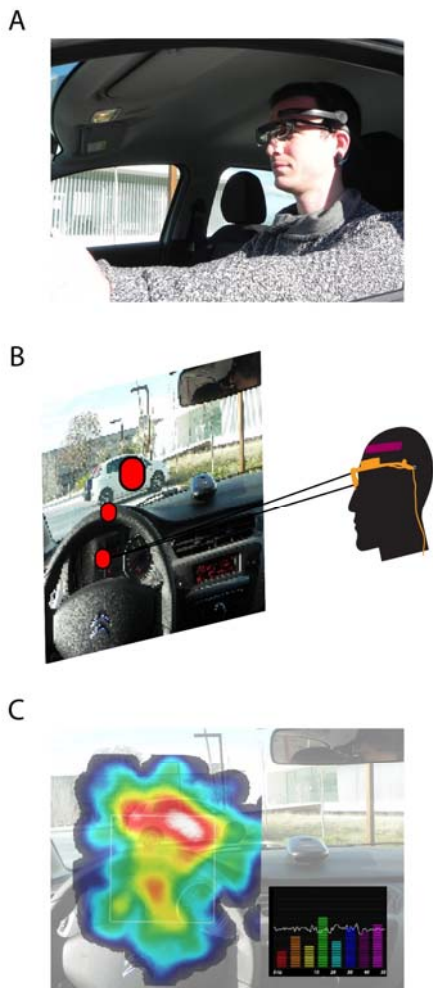


Figura 4: (A) Solución integrada llevada por un conductor. Neurosky MindWave y Tobii Glasses 2.0. Neurosky MindWave se usa para registrar la actividad EEG. Las Tobii Glasses 2.0 se usa para registrar los movimientos oculares (B) El dispositivo de seguimiento de movimientos oculares integrado con una cámara frontal que captura lo que el conductor ve. Los puntos donde se fija la vista son señalados por círculos, indicando en el diámetro del círculo la duración de la fijación. (C) Mapa de calor generado a partir del dispositivo de visión durante el tiempo de conducción. Dato bruto de la actividad cerebral y espectro de potencia [0-50 Hz] (parte inferior derecha).

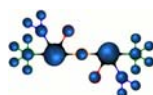
Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias al apoyo financiero de:

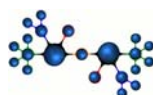
- Proyecto P11-TIC-7983, Junta de Andalucía (España), co-financiado por Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER).
- Proyecto SPIP2014-1426, Dirección General de Tráfico (DGT).

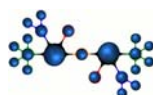
Referencias

- [1] Arduino UNO product website (2015), <http://arduino.cc/en/Main/ArduinoBoardUno>
- [2] Borghini, G., Astolfi, L., Vecchiato, G., Mattia, D., & Babiloni, F. (2014). Measuring neurophysiological signals in aircraft pilots and car drivers for the assessment of mental workload, fatigue and drowsiness. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 44, 58-75.
- [3] Di Stasi, L. L., McCamy, M. B., Pannasch, S., Renner, R., Catena, A., Cañas, J. J., ... & Martínez-Conde, S. (2015). Effects of driving time on microsaccadic dynamics. *Experimental brain research*, 233(2), 599-605.
- [4] Drowsy driving fact sheet (2015), https://www.aaafoundation.org/sites/default/files/2013%20DDPW%20Fact%20Sheet_2.pdf
- [5] eHealth product website (2015), <http://www.cooking-hacks.com/documentation/tutorials/ehealth-biometric-sensor-platform-arduino-raspberry-pi-medical>
- [6] European accident research and safety report (2015), <http://www.volvotrucks.com/trucks/lithuanian-market/ltlt/NEWSMEDIA/Publications/Safety/>



- Documents/European%20Accident%20Research%20and%20safety%20report%202013.pdf
- [7] National healthy sleep awareness project (2015),
<http://www.sleepeducation.org/docs/default-document-library/drowsydriving-health-advisory.pdf?sfvrsn=0>
- [8] NeuroSky products website (2015),
<http://neurosky.com/products-markets/eeg-biosensors/hardware>
- [9] PulseSensor website (2015),
<http://pulsesensor.com>
- [10] Real Automovil Club España. Campaña para prevenir la fatiga en motocicletas (2015),
http://www.fatigayconduccion.com/materiales/folleto_motos_2013.pdf
- [11] Robinski, M., & Stein, M. (2013). Tracking visual scanning techniques in training simulation for helicopter landing. *Journal of Eye Movement Research*, 6(2), 1-17.
- [12] Roscoe, A. H. (1992). Assessing pilot workload. Why measure heart rate, HRV and respiration. *Biological psychology*, 34(2), 259-287.
- [13] Safetynet fatigue (2015),
http://ec.europa.eu/transport/road_safety/specialist/knowledge/pdf/fatigue.pdf
- [14] Shahly, V., Berglund, P. A., Coulouvrat, C., Fitzgerald, T., Hajak, G., Roth, T., ... & Kessler, R. C. (2012). The associations of insomnia with costly workplace accidents and errors: results from the America Insomnia Survey. *Archives of general psychiatry*, 69(10), 1054-1063.
- [15] THL W200 product website (2015),
<http://en.thl.com.cn/product/thl-w200.html>
- [16] Tobii Glasses user manual (2015),
http://www.tobii.com/Global/Analysis/Downloads/User_Manuals_and_Guides/Tobii%20Glasses%20User%20Manual.pdf
- [17] Ueno, A., & Uchikawa, Y. (2004, September). Relation between human alertness, velocity wave profile of saccade, and performance of visual activities. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. IEMBS'04. 26th Annual International Conference of the IEEE* (Vol. 1, pp. 933-935). IEEE.
- [18] Wake-up bus sleep study: A survey of 19 european countries (2015),
http://www.esrs.eu/fileadmin/user_upload/ESRS_WakeUp_Bus/Presentations/5._ESRS_Brussels_OCT_15_GONCALVES.pdf





MÉTRICAS DE NEUROPLASTICIDAD BASADAS EN INTERFACES CEREBRO-MÁQUINA

Fernando Trincado Alonso

Unidad de Biomecánica y ayudas técnicas. Hospital de Paraplégicos de Toledo. Servicio de Salud de Castilla-La Mancha (SESCAM). E-mail: ftrincado@sescam.jccm.es

Eduardo López-Larraz

Departamento de Informática e Ingeniería de Sistemas. Universidad de Zaragoza
Instituto de Investigación en Ingeniería de Sistemas. Universidad de Zaragoza. E-mail: edulop@unizar.es

Ángel Gil-Agudo

Unidad de Biomecánica y ayudas técnicas. Hospital de Paraplégicos de Toledo. Servicio de Salud de Castilla-La Mancha (SESCAM). E-mail: amgila@sescam.jccm.es

Resumen

En este estudio, se han analizado las señales EEG obtenidas en 4 pacientes con lesión medular incompleta (ASIA B o C) durante una terapia combinando BMI con estimulación eléctrica funcional (EEF) y feedback de realidad virtual (RV), para obtener métricas de conectividad funcional, basadas en la causalidad de Granger, con el objetivo de evaluar si la terapia realmente está promoviendo procesos de neuroplasticidad. Se presentan resultados preliminares con el objetivo de evaluar la aplicabilidad de algoritmos de cálculo de conectividad funcional en el contexto de sistemas BMI orientados a la rehabilitación.

Palabras Clave: interfaces cerebro-máquina, estimulación eléctrica funcional, Granger causalidad, neuroplasticidad, lesión medular, realidad virtual

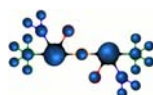
1 INTRODUCCIÓN

El potencial de los interfaces cerebro-máquina (BMI por sus siglas en inglés, Brain-Machine Interface) como herramienta rehabilitadora es cada vez más visible y sus capacidades están siendo aprovechadas en diferentes estudios recientes. Una de estas posibles aplicaciones es el desarrollo de terapias controladas directamente por la intención del paciente a través de sus señales EEG. En diferentes estudios se han utilizado estas señales se han utilizado para controlar ortesis robóticas, o estimuladores eléctricos, con el fin de facilitar el movimiento de pacientes con lesión medular, o con parálisis provocada por un Accidente Cerebro-

Vascular [9, 12, 15]. En todos estos casos, se han obtenido mediante estas terapias resultados positivos en cuanto a mejoras en la funcionalidad de los pacientes.

Se habla en algunos estudios [14] de que la sincronización entre intención y estímulo que permiten los BMIs puede facilitar la reconexión de neuronas dañadas basándose en la teoría del aprendizaje Hebbiano [3]. Sin embargo, a día de hoy, no existe evidencia suficiente de que estas terapias realmente promuevan neuroplasticidad. Algunos estudios mediante resonancia magnética funcional han demostrado que efectivamente se producen cambios en la intensidad y en el área de las zonas activadas cuando se realiza imaginación de movimiento tras la realización de una serie de sesiones basadas en BMIs. Sin embargo, no necesariamente este tipo de cambios pueden atribuirse a procesos neuroplásticos, y no siempre reflejan que el paciente esté mejorando en su funcionalidad. Es por ello que se están intentando encontrar otro tipo de métricas que se relacionen más directamente con procesos regenerativos del sistema nervioso. Todas ellas se basan en la idea de que el cerebro tiende a organizar sus conexiones de la forma más eficaz posible, y por tanto la conectividad funcional puede representar un indicador más fiable de regeneración o degeneración cerebral. De hecho, algunas de estas métricas ya se han relacionado en algunos estudios con la edad o con el deterioro cognitivo provocado por enfermedades como el Alzheimer [13].

En este estudio, se han analizado las señales EEG obtenidas en 4 pacientes con lesión medular incompleta (ASIA B o C) durante una terapia combinando BMI con estimulación eléctrica funcional (EEF) y feedback de realidad virtual (RV), con el objetivo de evaluar si la terapia realmente está promoviendo procesos de neuroplasticidad. Se



presentan resultados preliminares con el objetivo de evaluar la aplicabilidad de algoritmos de cálculo de conectividad funcional en el contexto de sistemas BMI orientados a la rehabilitación.

2 MÉTODOS

2.1 DISEÑO EXPERIMENTAL

Hemos llevado a cabo un estudio con 4 pacientes con lesión medular incompleta (ASIA B, C o D [8]), que realizaron 5 sesiones de terapia. Utilizaron su intención de movimiento para activar un movimiento de agarre con el EEF, mientras recibían simultáneamente una respuesta visual de un cierre de la mano virtual. Se diseñó un sistema para esta intervención, que comprende un BMI que decodifica la intención del paciente en tiempo real y activa los otros 2 subsistemas de forma simultánea: EEF y RV. La RV se mostraba en la pantalla al mismo tiempo que se generaba el agarre. Consistía en una mano virtual abierta que se cerraba cuando se detectaba la intención motora del paciente.

2.2 PACIENTES

Los pacientes fueron reclutados en un hospital especializado en Lesión Medular y los experimentos fueron aprobados por el Comité de Ética local. Tenían que cumplir los siguientes criterios de inclusión: (1) Lesión medular clasificada como ASIA B, C o D, a nivel cervical; (2) tener una funcionalidad limitada de la mano, conseguir 3 o menos en la escala Manual Muscle Testing (MMT) [4]; (3) edad entre 16 y 75 años; (4) respuesta muscular a la estimulación eléctrica; (5) espasticidad menor de 3 en la Escala de Ashworth modificada [1]; y (6) sin antecedentes de osteoporosis o enfermedades cardiorrespiratorias.

Cuatro pacientes con lesión medular fueron reclutados para este estudio. La información de los pacientes se resume en la Tabla 1. Todos los sujetos dieron su consentimiento informado por escrito para participar en este estudio.

Todos los pacientes llevaron a cabo una evaluación clínica antes y después del estudio, consistente en la escala SCIM (Spinal Cord Independence Measure)[6], una escala que mide el grado de independencia de personas con lesión medular, cuyo rango va de 0 a 100.

Tabla 1: Información clínica y demográfica de los pacientes

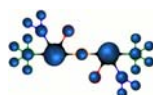
Sujetos	Edad	Meses desde la lesión	ASIA	Nivel de lesión	Género
S1	71	4	C	C5	Hombre
S2	38	10	C	C5	Hombre
S3	36	7	B	C6/C7	Hombre
S4	55	4	D	C5	Hombre

2.3 INTERVENCIÓN

Los experimentos se llevaron a cabo de conformidad con la Declaración de Helsinki. El protocolo experimental consistió en 5 sesiones, con una duración aproximada de una hora cada una. Cada sesión se realizó en un día diferente, completando las 5 sesiones dentro de un intervalo de tiempo máximo de 10 días. El protocolo se ha diseñado de tal manera que se requiere que el paciente se mueva en cada "trial", con el fin de maximizar el tiempo de la terapia y para evitar falsos positivos. Todos los pacientes estaban llevando a cabo todos los días una hora de terapia ocupacional simultáneamente con el estudio, entrenando actividades de la vida diaria con diferentes objetos.

Durante las sesiones experimentales, los pacientes estaban sentados en sus sillas de ruedas, frente a una pantalla de computadora, y con los electrodos FES colocados en uno de sus brazos. Las sesiones consistieron en bloques de "screening" y bloques de "feedback". En la primera sesión, se pidió a los pacientes que realizaran 4 bloques de "screening" y 2 bloques de "feedback", mientras que en las 4 sesiones restantes se les pidió realizar 2 bloques de "screening" y 4 bloques de "feedback". Los bloques de "screening" se realizaron para adquirir datos para la calibración del BMI, mientras que los bloques de "feedback" comprendían la terapia propiamente dicha.

Durante los bloques de "screening", las palabras "descanso" y "movimiento" se indicaron alternativamente a los pacientes a través de la pantalla del ordenador. Se les pidió descansar o llevar a cabo el intento de movimiento (IM) de la mano seleccionada para la terapia, siguiendo las indicaciones que aparecían en la pantalla. El período de "descanso" duraba al azar entre 4 y 7 segundos, y



el intervalo de "movimiento" duraba 3 segundos. Estos bloques consistían en 20 "trials" sin "feedback".

Para los bloques de "feedback", los pacientes también fueron colocados en frente de una pantalla en la que se visualizaba la mano virtual, y los electrodos de EEF fueron colocados en el brazo seleccionado por el personal clínico. Los bloques de "feedback" consistieron en 20 repeticiones cada una, en las que los sujetos realizaban intención de movimiento (IM), recibiendo 2 segundos de EEF y "feedback" virtual cuando el sistema detectaba correctamente el intento. Cada repetición comenzaba con 10 segundos de descanso, seguidos de 3 segundos de IM. Si el BMI detectaba la intención de movimiento en el intervalo de IM, el paciente era estimulado, de lo contrario se pasaba a la siguiente repetición.

2.4 CAUSALIDAD DE GRANGER

Con el objetivo de estudiar si la terapia diseñada en combinación de las 3 tecnologías anteriormente mencionadas: interfaces cerebro-máquina, estimulación eléctrica funcional y realidad virtual, tienen algún efecto neuroplástico en los pacientes, se ha calculado la causalidad de Granger entre los diferentes canales de EEG a lo largo de las diferentes sesiones para cada paciente. Esta magnitud establece el grado de causalidad direccional entre señales, dando una idea del grado de conectividad funcional que existe entre diferentes regiones del cerebro. Fue el ganador del Premio Nobel de Clive Granger quien dio una formulación matemática de este concepto [7], con el argumento de que cuando "x" está influyendo "y", si se agregan valores pasados de x (t) a la regresión de y (t), se obtendrá una mejora en la predicción. Para el modelo autorregresivo univariado (AR), tenemos:

$$x(n) = \sum_{k=1}^p a_{x,k} x(n-k) + u_x(n) \quad (1)$$

$$y(n) = \sum_{k=1}^p a_{y,k} y(n-k) + u_y(n)$$

donde "a" son los parámetros del modelo (coeficientes generalmente estimados por el método de mínimos cuadrados), "p" es el orden del modelo AR y u son los residuos asociados al modelo. Aquí, la predicción de cada señal (x e y) se realiza sólo por su propio pasado (de ahora en adelante representado por \bar{x} e \bar{y}). Las varianzas de los residuos se denotan por:

$$V_{x|\bar{x}} = \text{var}(u_x) \quad (2)$$

$$V_{y|\bar{y}} = \text{var}(u_y)$$

Mientras que para el modelo AR bivariado tenemos:

$$x(n) = \sum_{k=1}^p a_{x|x,k} x(n-k) + \sum_{k=1}^p a_{x|y,k} y(n-k) + u_{xy}(n) \quad (3)$$

$$y(n) = \sum_{k=1}^p a_{y|x,k} x(n-k) + \sum_{k=1}^p a_{y|y,k} y(n-k) + u_{yx}(n)$$

Donde los residuos ahora dependen de los valores pasados de ambas señales y sus varianzas son:

$$V_{x|\bar{x},\bar{y}} = \text{var}(u_{xy}) \quad (4)$$

$$V_{y|\bar{x},\bar{y}} = \text{var}(u_{yx})$$

donde var() es la varianza en el tiempo y $x|x,y$ es la predicción de x (t) por las últimas muestras de valores de x (t) e y (t).

Por lo tanto, la causalidad de Granger (GC) desde y a x (prediciendo x a partir de y) es:

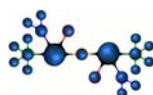
$$GC_{y \rightarrow x} = \ln \left(\frac{V_{x|\bar{x}}}{V_{x|\bar{x},\bar{y}}} \right) \quad (5)$$

Para realizar el cálculo de la causalidad de Granger, se ha utilizado la toolbox Hermes de Matlab® [10], junto con otras funciones desarrolladas sobre Matlab®.

3. RESULTADOS

Se ha calculado la causalidad de Granger, utilizando un modelo autorregresivo de orden 10, para cada uno de los pacientes en las 5 sesiones de "screening" que ha realizado cada uno de ellos, previas a las sesiones de "feedback". El motivo de calcularlo en las sesiones de "screening" y no en las de "feedback" es porque las primeras están menos contaminadas por ruido eléctrico que las segundas, debido a que, en las sesiones de "feedback", se administra al paciente estimulación eléctrica, que afecta al registro de EEG. Dentro de los bloques de "screening", se han escogido solamente los intervalos de "movimiento", es decir, los 3 segundos tras la aparición de la palabra "movimiento", durante los cuales el paciente está realizando intención motora.

Los 32 electrodos utilizados para el cálculo han sido AFz, FC3, FCz, FC4, C5, C3, C1, Cz, C2, C4, C6, CP3, CP1, CPz, CP2, CP4, FP1, FP2, F7, F3, Fz, F4, F8, T7, T8, P7, P3, Pz, P4, P8, O1 y O2 (de acuerdo al sistema internacional 10/10).



El procedimiento para el cálculo ha consistido en los siguientes pasos:

- 1) Se escogen 2 bloques de “screening” por cada una de las sesiones, descartando aquellos bloques en los que, tras inspección visual de las señales, se observaba mayor ruido
- 2) Se calcula la causalidad Granger por pares de electrodos en los 32 canales.
- 3) Se calcula en cada bloque el número de pares de canales que superan un umbral de causalidad Granger de 0.8. Este valor se ha escogido en base a un trabajo previo [16]. Se considera que los pares de canales que superan este umbral están conectados entre sí. Hay que recordar que la causalidad Granger es direccional, por tanto que un canal A sea Granger causal a B no implica que B sea Granger causal a A.
- 4) Se calcula el promedio y desviación estándar del número de canales conectados mediante causalidad de Granger de los 2 bloques mencionados.
- 5) Se repite este procedimiento para cada sujeto y para cada sesión. Los resultados se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2: Promedio y desviación estándar por sesión

	SESIÓN 1	SESIÓN 2	SESIÓN 3	SESIÓN 4	SESIÓN 5
S1	62 ± 8,49	66,5 ± 7,78	101,5 ± 10,61	50 ± 12,73	58,5 ± 0,71
S2	248 ± 11,31	110,5 ± 2,12	114,5 ± 19,09	149 ± 31,11	143,5 ± 13,44
S3	101 ± 19,8	108,5 ± 6,36	72 ± 4,24	43 ± 26,87	47 ± 2,83
S4	55,5 ± 16,26	80,5 ± 21,92	206,5 ± 6,36	90,5 ± 9,19	54 ± 9,9

y sujeto del número de canales conectados mediante causalidad de Granger

No se han encontrado correlaciones significativas entre los valores de conectividad encontrados y las puntuaciones de las escalas clínicas de los pacientes. Tampoco existen correlaciones significativas entre los valores de conectividad y la tasa de acierto del BMI obtenida en cada una de las sesiones de “feedback”.

En cuanto a los resultados de las escalas clínicas, que pueden verse en la tabla 3, 3 de los 4 pacientes mejoraron en el ítem Movilidad de la escala SCIM.

Tabla 3: Valores para cada sujeto del ítem Movilidad de la escala SCIM inicial (antes de la intervención) y final (después de la intervención)

	S1	S2	S3	S4

SCIM Movilidad inicial (máx. 40)	3	5	5	5
SCIM Movilidad final (máx. 40)	5	3	7	12

4. DISCUSIÓN

En este trabajo, se han analizado las señales EEG obtenidas en 4 pacientes con lesión medular incompleta (ASIA B o C) durante una terapia combinando BMI con estimulación eléctrica funcional (EEF) y “feedback” de realidad virtual (RV), para evaluar diferentes métricas de conectividad funcional, con el objetivo de evaluar si la terapia realmente está promoviendo procesos de neuroplasticidad.

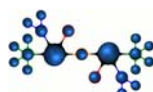
Los resultados preliminares obtenidos de causalidad de Granger no mostraron correlación con las mejorías a nivel clínico ni con la tasa de acierto de cada paciente en el uso del BMI. Este algoritmo había sido previamente utilizado en estudios previos relacionados con la variación de la conectividad asociada a enfermedades neurodegenerativas, demostrando correlacionar con el deterioro cognitivo en pacientes con Alzheimer [5] o en otros trastornos como el autismo [2].

Es posible que, el hecho de que se haya calculado para todos los canales de EEG, y no para un subconjunto de canales más específico, pueda estar enmascarando unos resultados que se relacionen con procesos de neuroplasticidad. Para futuros estudios, se plantea la necesidad de estudiar, para cada sujeto, qué canales del EEG están más implicados en la tarea de intento de movimiento de la mano, y aplicar el algoritmo de causalidad Granger sólo a estos canales. Siguiendo un razonamiento similar, podrían mejorar los resultados si se realiza un filtrado previo para poder analizar la causalidad de Granger por bandas de frecuencia, analizando de manera más específica las frecuencias involucradas en la tarea de intento de movimiento de la mano.

En cuanto a los resultados de las escalas clínicas, 3 de 4 pacientes mejoraron su movilidad según la escala SCIM. Aunque los resultados son prometedores, al no existir grupo control no es posible determinar si las mejoras son debidas a esta intervención o a otros factores

5. CONCLUSIONES

Hasta donde sabemos, este es el primer estudio en el que se han obtenido métricas de conectividad funcional mediante el uso de un sistema BMI con pacientes. Los resultados preliminares de causalidad Granger mostrados en este estudio no mostraron correlación las mejorías a nivel clínico ni con la tasa de acierto de cada paciente en el uso del BMI. Sin embargo, los datos obtenidos permiten seguir



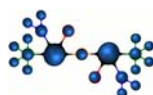
avanzando en el estudio, ofreciendo la posibilidad de estudiar otros algoritmos, como la parte imaginaria de la coherencia [11], que quizás sí reflejen esta correlación. Para futuros estudios, se planteará la evaluación de diferentes algoritmos.

Agradecimientos

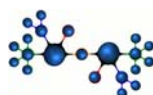
Agradecemos al Ministerio de Economía y Competitividad su financiación mediante los proyectos HYPER-CSD2009-00067 CONSOLIDER-INGENIO 2010, DPI2011-25892, DGA-FSE (grupo T04)], en el contexto de los cuales se ha realizado este estudio.

Referencias

- [1] Bohannon, R.W. and Smith, M.B. 1987. Interrater Reliability of a Modified Ashworth Scale of Muscle Spasticity. *Phys Ther.* 67, (1987), 206–207.
- [2] Coben, R., Mohammad-Rezazadeh, I. and Cannon, R.L. 2014. Using quantitative and analytic EEG methods in the understanding of connectivity in autism spectrum disorders: a theory of mixed over- and under-connectivity. *Frontiers in human neuroscience.* 8, February (Jan. 2014), 45.
- [3] Daly, J.J. and Wolpaw, J.R. 2008. Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation. *The Lancet. Neurology.* 7, 11 (Nov. 2008), 1032–43.
- [4] Daniels, B. and Worthingbam, C. 1974. Muscle Testing, Techniques of Manual Examination. *Ame J Phys Med Rehab.* 53, 5 (1974), 241.
- [5] Dauwels, J., Vialatte, F., Musha, T. and Cichocki, a 2010. A comparative study of synchrony measures for the early diagnosis of Alzheimer's disease based on EEG. *NeuroImage.* 49, 1 (Jan. 2010), 668–93.
- [6] Fekete, C., Eriks-Hoogland, I., Baumberger, M., Catz, A., Itzkovich, M., Lüthi, H., Post, M.W.M., Von Elm, E., Wyss, A. and Brinkhof, M.W.G. 2013. Development and validation of a self-report version of the Spinal Cord Independence Measure (SCIM III). *Spinal cord.* 51, 1 (Jan. 2013), 40–7.
- [7] Granger, C.W.J. and Aug, N. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods.
- [8] Marino, R., Barros, T., Biering-Sorensen, F., Burns, S., Donovan, W., Graves, D., Haak, M., Hudson, L. and Priebe, M. 2003. International Standards for Neurological Classifications of Spinal Cord Injury. *J Spinal Cord Med.* 26 (S1), (2003), S50–S56.
- [9] Mukaino, M., Ono, T., Shindo, K., Fujiwara, T., Ota, T., Kimura, A., Liu, M. and Ushiba, J. 2014. Efficacy of brain-computer interface-driven neuromuscular electrical stimulation for chronic paresis after stroke. *J Rehab Med.* 46, 4 (Apr. 2014), 378–82.
- [10] Niso, G., Bruña, R., Pereda, E., Gutiérrez, R., Bajo, R., Maestú, F. and del-Pozo, F. 2013. HERMES: Towards an Integrated Toolbox to Characterize Functional and Effective Brain Connectivity. *Neuroinformatics.* 11, 4 (Jun. 2013), 405–434.
- [11] Nolte, G., Bai, O., Wheaton, L., Mari, Z., Vorbach, S. and Hallett, M. 2004. Identifying true brain interaction from EEG data using the imaginary part of coherency. *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology.* 115, 10 (Oct. 2004), 2292–307.
- [12] Ramos-Murguialday, A., Broetz, D., Rea, M., Yilmaz, Ö., Brasil, F.L., Liberati, G., Marco, R., Garcia-cossio, E., Vyziotis, A., Cho, W., Cohen, L.G. and Birbaumer, N. 2013. Brain-Machine-Interface in Chronic Stroke Rehabilitation: A Controlled Study. *Ann Neurol.* 74, (2013), 100–108.
- [13] Stam, C.J., Jones, B.F., Nolte, G., Breakspear, M. and Scheltens, P. 2007. Small-world networks and functional connectivity in Alzheimer's disease. *Cerebral cortex (New York, N.Y. : 1991).* 17, 1 (Jan. 2007), 92–9.
- [14] Takahashi, M., Takeda, K., Otaka, Y., Osu, R., Hanakawa, T., Gouko, M. and Ito, K. 2012. Event related desynchronization-modulated functional electrical stimulation system for stroke rehabilitation: a feasibility study. *J Neuroeng Rehab.* 9, 1 (Jan. 2012), 56.
- [15] Young, B.M., Williams, J. and Prabhakaran, V. 2014. BCI-FES: could a new rehabilitation device hold fresh promise for stroke patients? *Expert review of medical devices.* (Jul. 2014), 1–3.



- [16] Youssofzadeh, V., Zanotto, D., Stegall, P., Naeem, M., Wong, K., Agrawal, S.K. and Prasad, G. 2014. Directed neural connectivity changes in robot-assisted gait training : A partial Granger causality analysis. (2014), 6361–6364.



DECODIFICACIÓN DEL ÁNGULO DE RODILLA A PARTIR DE SEÑALES EEG

Eduardo Iáñez, Andrés Úbeda, Enrique Hortal, Álvaro Costa, José M. Azorín
Universidad Miguel Hernández de Elche, Brain-Machine Interface Systems Lab,
Av. de la Universidad S/N, Ed. Innova, 03202, Elche, Alicante
{eianez,aubeda,ehortal,acosta,jm.azorin}@umh.es

Resumen

En este trabajo se han registrado simultáneamente las señales electroencefalográficas y el ángulo de la rodilla mientras los usuarios realizaban dos experimentos. En uno de ellos el usuario camina a diferentes velocidades mientras que en el otro realiza movimientos simples de rodilla. El objetivo es el de decodificar el ángulo de la rodilla en las diferentes situaciones para comparar los resultados. Se plantea la hipótesis de que los artefactos producidos durante la marcha empeorarán los resultados frente a la realización de movimientos simples. Los experimentos de marcha han sido realizados por 3 usuarios sanos, mientras que los movimientos simples han sido realizados por 8 usuarios, 4 sanos y 4 pacientes con daño medular incompleto. Los resultados no muestran diferencias significativas entre ambas pruebas, lo que implica que los artefactos no empeoran los resultados.

Palabras Clave: decodificación, EEG, ángulo de la rodilla, marcha.

1 INTRODUCCIÓN

La marcha humana es un aspecto importante en la vida de las personas ya que permite movilidad e independencia. Pero hay personas que debido a enfermedades o accidentes han perdido esta habilidad o la tienen drásticamente mermada [5]. Por ello es importante estudiar la relación entre la actividad cerebral y el miembro inferior con el objetivo de mejorar las terapias de rehabilitación de estas personas utilizando por ejemplo exoesqueletos [3].

En este trabajo se propone estudiar la correlación entre las señales electroencefalográficas (EEG) [1-2] y el ángulo de la rodilla mientras se realizan diversos movimientos. El objetivo final es el de ser capaces de decodificar este ángulo a partir de únicamente las señales cerebrales.

Para ello se han planteado 2 experimentos. En el primero el usuario realiza una marcha normal a diferentes velocidades. Se plantea la hipótesis de que durante esta marcha y debido al movimiento pueden producirse artefactos que empeoren los resultados. Por ello se ha realizado un segundo experimento donde el usuario realiza movimientos simples de rodilla mientras está sentado en una silla. Este experimento tiene una influencia mucho menor de posibles artefactos. La comparación de los resultados de ambos experimentos permitirá tanto decodificar el ángulo de la rodilla en las diferentes situaciones como comprobar la influencia de los artefactos en los resultados.

Este trabajo es parte del proyecto BioMot cuyo objetivo principal es el de analizar las interacciones sensoriomotoras en una marcha humana realista y diseñar un sistema artificial cognitivo bioinspirado en dispositivos asistidos portables.

El resto de trabajo se organiza de la siguiente forma. En la sección 2 se describe la arquitectura del sistema. La sección 3 explica el funcionamiento de ambos experimentos así como el análisis explicado a las señales. Los resultados son mostrados y discutidos en la sección 4. Finalmente, la sección 5 muestra las conclusiones y los trabajos futuros.

2 ARQUITECTURA DEL SISTEMA

En esta sección se describen los elementos utilizados para registrar tanto las señales EEG del usuario como los ángulos de las articulaciones empleados en el estudio. En la Figura 1 puede verse uno de los entornos de prueba con los diferentes elementos implicados.

2.1 Registro EEG

Para registrar las señales EEG se ha utilizado el amplificador comercial g.USBamp (g.tec, GmbH, Austria) con el gorro g.GAMMAcap, el cual tiene electrodos pseudo-activos que incrementan la

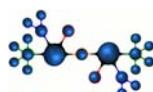




Figura 1: Entorno de pruebas diseñado para el experimento 1 donde el usuario camina a velocidades constantes mientras se miden simultáneamente las señales EEG y los ángulos de las articulaciones.

relación señal/ruido de la señal respecto a los electrodos pasivos.

La adquisición se ha realizado a 1200 Hz utilizando 16 electrodos. Los electrodos utilizados están compuestos de Ag/AgCl sinterizado con conector 2-pin (g.LADYbird, g.tec, GmbH, Austria). Adicionalmente, se ha utilizado una pulsera antiestática para eliminar ruidos externos durante los experimentos.

Los electrodos utilizados están distribuidos uniformemente sobre el cuero cabelludo centrados sobretodo sobre la zona motora del cerebro. Las posiciones empleadas son las siguientes: FC5, FC1, FC2, FC6, C3, Cz, C4, CP5, CP1, CP2, CP6, P3, Pz, P4, PO3 y PO4.

2.2 Registro Ángulos de las articulaciones

Con el fin de medir los ángulos de las articulaciones se han utilizado 7 sensores inerciales (IMUs) (Technaid S.L.). Las IMUs han sido situadas en el miembro inferior en las posiciones mostradas en la Figura 2. De esta forma es posible obtener los ángulos de la cadera, rodilla y tobillo de ambas piernas. Aunque para este trabajo únicamente se ha utilizado el ángulo de la rodilla, el haber medido el resto de ángulos hace posible ampliar la investigación analizando también el resto de ángulos para cada uno de los experimentos. El registro se realizó a una frecuencia de muestreo de 30 Hz.

2.3 Cinta de correr

Para uno de los experimentos también se utilizó una cinta de correr modelo Pro-form Performance 750 (Figura 1). Ésta permite seleccionar velocidades entre los 2 y los 10 km/h así como modificar la pendiente entre 0 y 10°. Esto ha permitido imponer al usuario 3 velocidades constantes para uno de los experimentos.

3 PRUEBAS EXPERIMENTALES Y ANÁLISIS

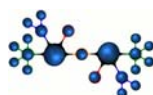
En esta sección van a describirse los dos experimentos realizados así como el análisis aplicado sobre las señales para el estudio que ha permitido obtener los resultados descritos en la siguiente sección.

3.1 Experimento de marcha continua

En este experimento se pidió a los usuarios que realizasen una marcha continua mientras se registraban sus señales EEG y los ángulos de las articulaciones. Para asegurar una velocidad constante se hizo uso de la cinta de correr. Los usuarios caminaron a tres velocidades diferentes: 2, 3 y 4 km/h. Cada usuario realizó 8 repeticiones, cada una de las cuales consiste en caminar durante 1 minuto a cada una de las velocidades. Este entorno puede verse en la Figura 1.

3.2 Experimento con movimientos simples

En este experimento los usuarios realizan un movimiento simple de rodilla mientras están sentados. El movimiento consiste en realizar una extensión/flexión de la rodilla como puede verse en la figura 3. Durante el experimento se registraron también las señales cerebrales y el ángulo de la rodilla. Cada usuario realizó 6 repeticiones que consisten en movimientos continuos durante 30 segundos.



3.3 Análisis de las señales

En primer lugar, los ángulos de la rodilla registrados son remuestreados para hacerlos coincidir con los de las señales EEG (de 30 a 1200 Hz). A continuación se analizan las señales EEG de forma manual para rechazar aquellas que contengan artefactos. Después, se aplica un filtro paso bajo de 2º orden Butterworth a una frecuencia de 2 Hz a las señales EEG. Para finalizar, las señales EEG de cada electrodo así como los ángulos de rodilla se estandarizan restando, para cada muestra de tiempo, la media (\bar{V}) de la señal y dividiendo por la desviación estándar (SD_V) como se muestra en (1). Esta estandarización se ha realizado para cada repetición individual.

$$EV[t] = \frac{V[t] - \bar{V}}{SD_V} \quad (1)$$

Para decodificar el ángulo de la rodilla a partir de las señales EEG se ha utilizado una regresión lineal multidimensional según la fórmula (2). Para más detalles consultar [6,4].

$$x[t] = a + \sum_{n=1}^N \sum_{k=0}^L b_{nk} S_n[t - G * k] \quad (2)$$

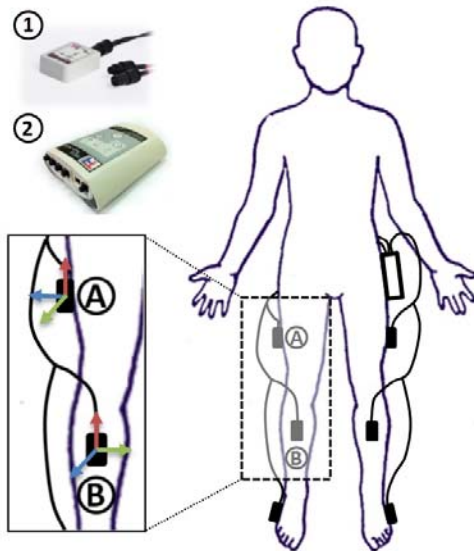


Figura 2: Las 7 IMUs se sitúan en las posiciones marcadas. Una en la zona lumbar y las otras tres distribuidas en las muslo, pierna y pie de ambas piernas. Esto permite obtener los ángulos de la cadera, rodilla y tobillo.

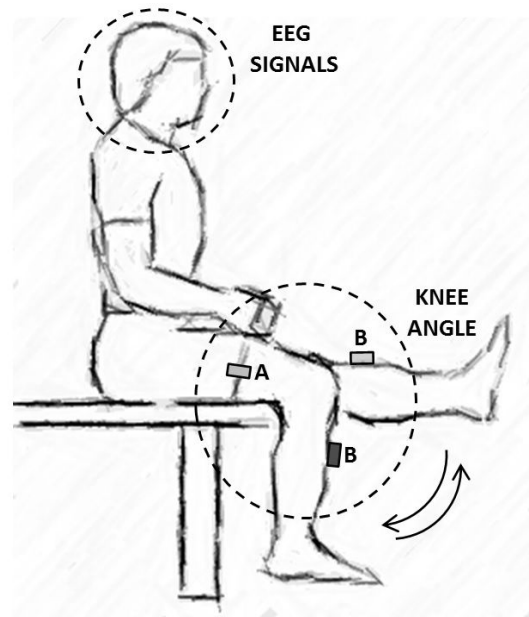


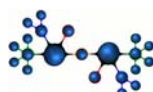
Figura 3: Experimento 2. El usuario realiza movimientos simples de la articulación de la rodilla mientras se miden simultáneamente las señales EEG y el ángulo de la rodilla.

dónde:

- $x[t]$ es el ángulo de la rodilla en el tiempo t
- S_n es el voltaje medido en el electrodo n
- L es el número de *lags*, es decir, cuantos instantes anteriores de las señales EEG se utilizan.
- G es el *gap*, es decir, el intervalo de tiempo entre los *lags*.
- N es el número de canales, en este caso 16
- a y b son los pesos de la regresión lineal, los cuales se obtienen al realizar el modelo

Para este estudio se ha seleccionado $L = 10$ y $G = 300$. Puesto que la frecuencia de muestreo de las señales EEG es de 1200 Hz, con estos valores se utiliza la información de los 2.5 segundos previos al instante que quiere decodificarse.

Para el estudio se han seleccionado un 75% de los datos para crear un modelo, es decir, obtener los parámetros a y b . Este modelo permite decodificar el ángulo de la rodilla a partir de las señales EEG. El 25% restante de los datos se ha utilizado para decodificar el ángulo de la rodilla comparándolo con el ángulo real obtenido mediante las IMUs realizando una correlación entre ellos. El índice obtenido permite determinar el porcentaje entre la señal decodificada y la señal real. Se ha realizado una validación cruzada repitiendo este proceso varias veces y promediando el resultado.



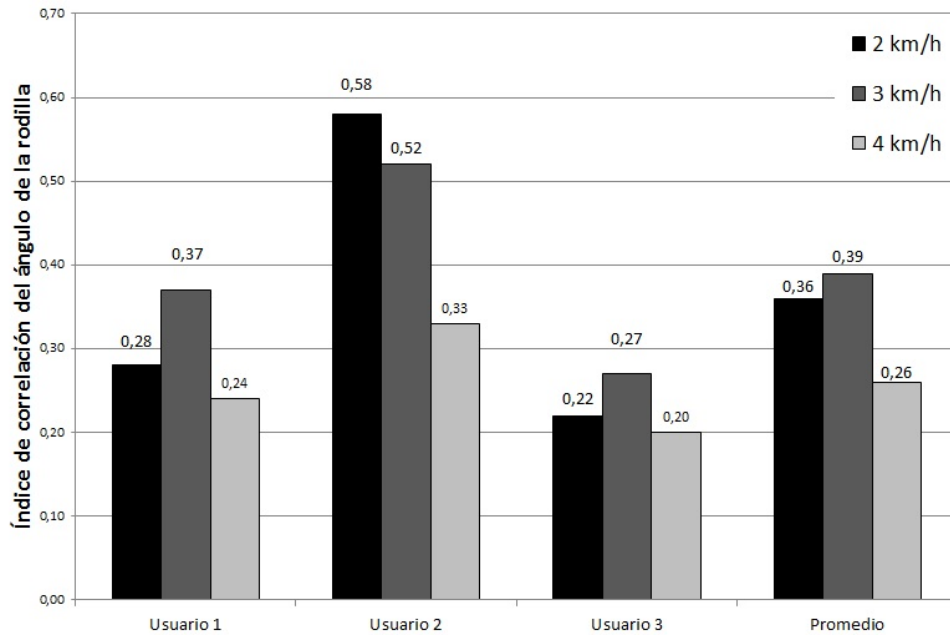


Figura 4: Resultados del experimento 1 para las 3 velocidades a las que camina el usuario. Se muestra también el promedio para cada velocidad.

4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Usuarios

En el experimento 1 (caminar a diferentes velocidades) participaron 3 usuarios sanos, todos hombres diestros) entre 22 y 29 años.

En el experimento 2 (movimientos simples de rodilla) participaron 4 usuarios sanos (3 hombres y 1 mujer, todos diestros) y 4 pacientes (2 hombres y 2 mujeres, todos diestros). Los pacientes tienen daño medular incompleto en diversas regiones de la médula (desde la L5 hasta la C4).

4.2 Resultados experimento de marcha continua

Como se ha comentado anteriormente, en este experimento los usuarios caminan a 3 velocidades constantes. Tras registrar simultáneamente los ángulos de la rodilla y las señales cerebrales, se ha obtenido un índice de correlación promedio para cada velocidad y usuario.

En la Figura 4 se muestran los resultados para las 3 velocidades de los 3 usuarios así como los promedios para cada velocidad. Como puede verse, excepto para el usuario 2 que obtiene resultados muy significativos, los otros dos usuarios obtienen resultados similares y con diferencias no muy significativas entre las diferentes velocidades.

Una conclusión que puede desprenderse de estos resultados es que para velocidades elevadas los resultados empeoran para todos los usuarios.

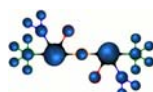
Si realizamos un promedio general obtenemos un índice de correlación de 0,34.

4.3 Resultados experimento de movimientos simples

Los resultados obtenidos cuando el usuario realiza movimientos simples de rodilla pueden verse en la Figura 5. A pesar de que algún usuario destaca obteniendo resultados muy significativos, en general los resultados obtienen resultados medios similares a los del primer experimento. Los promedios tanto para usuarios sanos como para pacientes con daño medular incompleto es de 0,32 no observándose tampoco diferencias significativas entre usuarios sanos y pacientes.

4.4 Comparación de los resultados de ambos experimentos

En la Figura 6 pueden verse 2 ejemplos de reconstrucciones del ángulo de la rodilla para ambos experimentos. A pesar de que los índices de correlación no son muy elevados, la reconstrucción es bastante similar al ángulo real siguiendo los movimientos del ángulo de la rodilla.



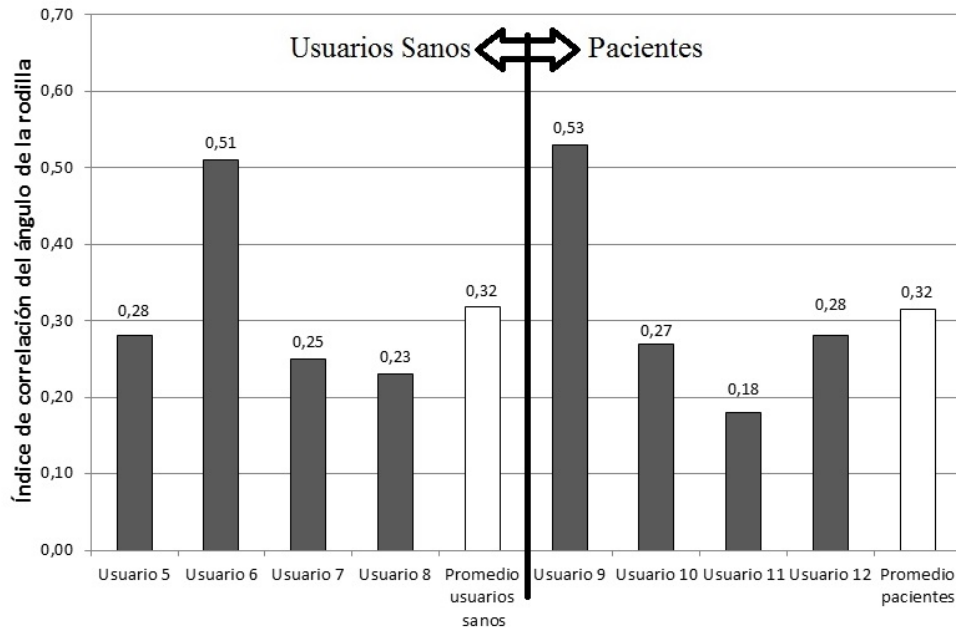


Figura 5: resultados para el experimento 2 mientras los usuarios realizan movimientos simples de rodilla. Se muestran los resultados para sanos y pacientes así como el promedio para cada grupo.

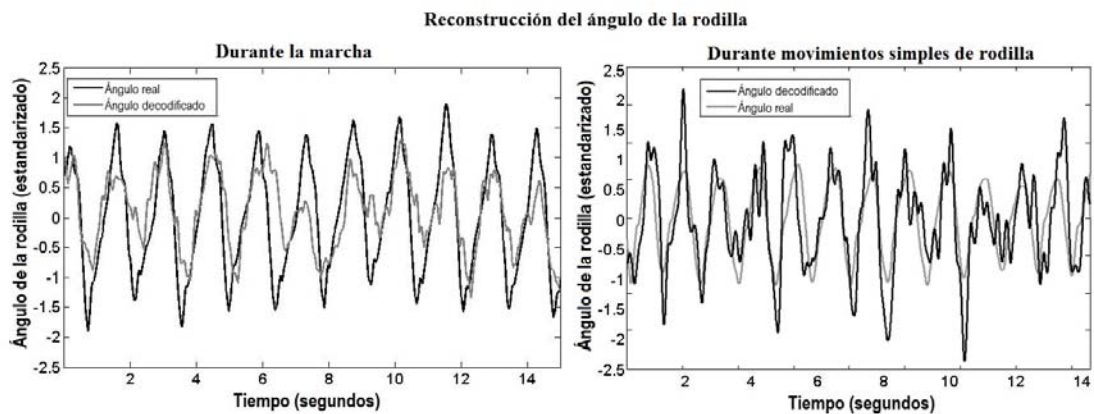
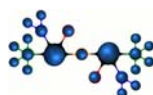


Figura 6: Ejemplo de reconstrucción del ángulo de la rodilla a partir de las señales EEG comparado con el ángulo real obtenidos mediante las IMU. Puede verse que a pesar de que los índices de correlación no son muy elevados, el ángulo decodificado sigue las variaciones del real durante los movimientos realizados.



Se han obtenido resultados significativos aunque no muy elevados. Los ejemplos mostrados de la decodificación del ángulo de la rodilla muestran que a pesar de estos resultados la reconstrucción sigue al ángulo real. No se han obtenido diferencias significativas entre ambos experimentos, lo que hace desestimar la hipótesis de que al caminar, los resultados serían peores debido a los artefactos de movimiento.

Como trabajos futuros se plantean diversas líneas. Por un lado, extender el estudio a otros ángulos, tales como el tobillo o la cadera. Además, como se ha comentado anteriormente, realizar otro tipo de movimientos más complejos, como por ejemplo, un movimiento de pedaleo, permitirá comprobar si los resultados mejores ante una mayor implicación del usuario en la tarea, al ser esta más compleja.

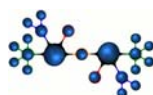
Finalmente, la decodificación tiene varios parámetros que han sido fijados, como el *Lag* o el *Gap*. Un estudio más detallado de estos parámetros puede crear modelos específicos para cada usuario mejorando los resultados obtenidos.

Agradecimientos

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

Referencias

- [3] Birbaumer, N., Cohen, L. G. (2007), "Brain-computer interfaces: Communication and restoration of movement in paralysis", *J. Physiology*, vol. 579, pp. 621-636.
- [4] Daly, J. J., Wolpaw, J. R. (2008) "Brain-computer interfaces in neurological rehabilitation" *Lancet Neurology*, vol. 7, pp. 1032-1043.
- [5] Müller-Putz, G. R., Scherer, R., Pfurtscheller, G., Rupp, R. (2006), "Brain-computer interfaces for control of neuroprostheses: from synchronous to asynchronous mode of operation" *Biomedizinische Technik*, vol. 51, pp. 57-63.
- [4] Presacco, A., Goodman, R., Forrester, L., Contreras-Vidal, J. L. (2011), "Neural decoding of treadmill walking from noninvasive electroencephalographic signals", *Journal of Neurophysiology*, vol. 160(4), pp. 1875-1887.
- [5] Takeuchi N., Izumi S.-I. (2013), "Rehabilitation with poststroke motor recovery: A review with a focus on neural plasticity", *Stroke Research and Treatment*, vol. 2013, ID: 128641.
- [6] Úbeda, A., Hortal, E., Iáñez, E., Planelles, D., Azorín, J.M. (2013), "Passive Robot Assistance in Arm Movement Decoding from EEG Signals" *6th Annual International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, pp. 895-898.
- [7] Wagner, J., Solis-Escalante, T., Grieshofer, P., Neuper, C., Müller-Putz, G., Scherer, R. (2012), "Level of participation in robotic-assisted treadmill walking modulates midline sensorimotor EEG rhythms in able-bodied subjects" *Neuroimage*, vol. 63(3), pp. 1203-1211.



Tecnologías Asistenciales para Acceso al Ordenador, Trabajo, Comunicación y Ocio

Salvador Sancha Ros, Dr. Esther García Garaluz
Eneso Tecnología de Adaptación S.L.
C/ Gargantúa 8. 29006 Málaga. España
{ssancha, esther}@eneso.es

Dr. Keith M. Barfoot
Alpha-Active Ltd.
2 Devonshire Court. Heathpark.
Honiton, Devon, EX14 1SB. R. Unido
eeg@alpha-active.com

Resumen

Poder utilizar un ordenador, teléfono inteligente o tablet significa para muchas personas con discapacidad física o intelectual tener acceso a la comunicación, el trabajo o el ocio, pero en la mayoría de los casos esto requiere una solución que adapte la interfaz hardware y software. Diseñar este tipo de adaptaciones y llevarlas al mercado es complejo debido, principalmente, a la heterogeneidad de las características de los usuarios con diversidad funcional. Entre los sistemas más habituales se encuentran el acceso mediante conmutador y el seguimiento del movimiento de la cabeza o los ojos, y más recientemente, las interfaces cerebro-computadora.

Palabras clave: Adaptación, acceso al ordenador, comunicación aumentativa y alternativa, *head tracker*, *eye tracker*, interfaz cerebro-computadora, EEG.

1 Introducción

El acceso a las nuevas tecnologías es un parte fundamental del proceso de independencia y autonomía de las personas con discapacidad física o intelectual. Las posibilidades que han abierto los ordenadores personales y los teléfonos inteligentes para la integración de personas con diversidad funcional son amplísimas, pero podemos destacar, por su relevancia social, la comunicación presencial o a distancia, el trabajo y el ocio.

Sin embargo, los periféricos y las interfaces habituales de un ordenador, tablet o teléfono inteligente son, en general, inaccesibles para las

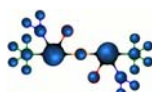
personas con movilidad reducida o ciertos tipos de discapacidad cognitiva. Un ratón y un teclado convencional, por ejemplo, son imposibles o incómodos de utilizar para una persona que no disponga de destreza manual fina, y obviamente también para una persona sin movilidad en las extremidades superiores.

Es necesario desarrollar adaptaciones multi-modales que se adapten a las necesidades y características específicas de cada usuario, y hacerlas llegar tanto a los usuarios potenciales como a los profesionales y familiares.

2 Los desafíos de desarrollar tecnologías asistenciales

Las características físicas y cognitivas de los usuarios de tecnologías asistenciales (TA) son muy heterogéneas. Esto dificulta la tarea de desarrollar soluciones que sean ampliamente accesibles. En general, es necesario combinar varios sistemas hardware y software diferentes para facilitar el acceso a un ordenador a una persona con discapacidad, y ajustarlos a sus necesidades particulares para asegurarse de que la solución es funcional, cómoda e intuitiva [1,2].

Por otro lado, este tipo de adaptación personalizada requiere un conocimiento especializado de las soluciones disponibles en el mercado, su funcionamiento y sus posibilidades de integración, lo que hace que sea una tarea complicada para los usuarios o los terapeutas.



2.1 Llevar las tecnologías asistenciales al mercado

Existe una diferencia fundamental, y a menudo pasada por alto, entre desarrollar un sistema para facilitar la independencia de las personas con discapacidad y convertirlo en un producto comercial. Para que la TA pueda ser un producto comercializable no sólo debe ser funcional y usable, sino también sostenible desde un punto de vista económico, asequible para el usuario, y fácil de instalar y de usar. Esta es una de las razones por las que muchas pruebas de concepto no dan el salto del laboratorio al mercado.

Por otro lado, aunque el mercado global de las TA es amplio (en la actualidad viven en España más de 3,8 millones de personas con discapacidad, lo que supone el 8,5% de la población [3,4]), la fragmentación hace que cada mercado potencial específico sea pequeño. Esto, naturalmente, es un problema desde el punto de vista industrial porque reduce el número de unidades fabricadas y comercializadas de cada producto y encarece su precio. Además, la mayoría de las empresas dedicadas a la TA son relativamente pequeñas, lo que hace difícil que alcancen una masa crítica para crecer.

Otra dificultad viene de la necesidad de adaptar y personalizar, y en muchas ocasiones demostrar, los productos. Esa visita profesional encarece el producto, y complica la distribución.

3 Métodos alternativos de acceso al ordenador

La variedad de afectaciones entre las personas con discapacidad hace que sea complicado desarrollar una solución universal de acceso al ordenador que sea cómoda y funcional. El tipo de adaptación que se utilice dependerá del grado y tipo de movilidad del usuario y su nivel cognitivo.

3.1 Acceso mediante conmutador

Frente a los sistemas de acceso más sofisticados, una solución aparentemente simple como es uno o dos pulsadores puede ser muy eficiente si el usuario es capaz de activarlos. Incluso en los casos más graves de parálisis, es bastante común que la persona conserve un resto de movilidad en alguna parte del cuerpo, como un dedo o un pie.

Existe una gran variedad de pulsadores en la industria específicamente diseñados para accesibilidad que se adaptan a muchos tipos de

movilidad: conmutadores de pulsación, de palanca, de agarre, de cuerda, de proximidad, etc. Todos estos pulsadores cuentan con un conector jack de 3,5mm como interfaz común, por lo que es habitual encontrar productos compatibles.

La tarea del diseñador es doble: por un lado, adaptar el hardware para que esa pulsación se traduzca en comandos comprensibles para la máquina; y por otro, adaptar el software para que ese único bit de información pueda utilizarse para controlar un sistema tan complejo como es un ordenador.

A nivel de hardware, se han desarrollado adaptadores a diversas interfaces (USB, Bluetooth, etc.) que convierten la pulsación o conjunto de pulsaciones en eventos estándar, como clics de ratón, pulsaciones de tecla o movimientos de joystick, o comandos HID específicos que el software puede traducir y utilizar. Estos adaptadores habitualmente son configurables y soportan un número variable de pulsadores.

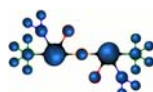
A nivel de software, el problema es simplificar una interfaz que ha sido diseñada para utilizarse mediante un ratón y un teclado, de forma que la mayor parte de sus funciones siga siendo accesible con un solo botón. Una de las soluciones más habituales es el barrido: el usuario, mediante la activación de uno o dos pulsadores, es capaz de resaltar secuencialmente los elementos de la interfaz y seleccionar uno de ellos.



Figura 1: Acceso a un ordenador mediante conmutador

3.2 Seguimiento de los movimientos de la cabeza o de los ojos.

Las personas que han sufrido una lesión medular conservan en ocasiones cierto control sobre los movimientos de la cabeza. Lo mismo ocurre con las personas con parálisis cerebral, esclerosis múltiple y otros tipos de discapacidad. Para estos casos, una



adaptación basada en el seguimiento de los movimientos de la cabeza puede ser una buena solución para el acceso al ordenador.

Los sistemas basados en movimientos de la cabeza son, en principio, una solución más sofisticada que los basados en conmutador, pero también presentan mayores desafíos. A la necesidad de simplificar o adaptar la interfaz se suman la necesidad de calibrar el sistema y gestionar los movimientos involuntarios del usuario.

Estos sistemas se dividen en dos tipos: los que usan alguna forma de visión artificial (por ejemplo, seguimiento de un punto reflectante mediante luz infrarroja), y los basados en sensores inerciales (acelerómetros y giroscopios). Los primeros tienen la ventaja de que la mayor parte del hardware no está en el cuerpo del usuario, pero tienen menor resolución y son muy sensibles a las condiciones ambientales de iluminación.

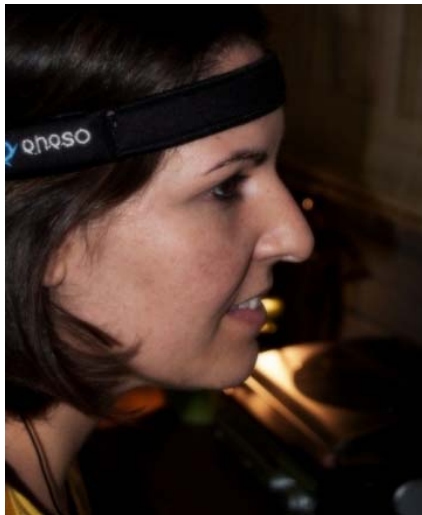


Figura 2: Seguimiento del movimiento de la cabeza

Por otro lado, existen productos basados en el seguimiento de los movimientos oculares. Habitualmente, estos sistemas tienen muy poca resolución y son muy sensibles a la calidad de la calibración inicial, pero para determinados usuarios, por ejemplo aquellas personas con enfermedades degenerativas como la esclerosis lateral amiotrófica (ELA), son una de las pocas opciones viables de acceso al ordenador [5]. Los productos comerciales que usan esta tecnología han tenido tradicionalmente un precio muy elevado, pero afortunadamente recientemente han comenzado a aparecer productos con un precio por debajo de los 500€[6].

3.3 Interfaces cerebro-computadora

Las interfaces cerebro-computadora, o *brain-computer interfaces* (BCIs), son unas de las últimas tecnologías en incorporarse a la investigación en TA. Como tales, sufren aún de problemas importantes que limitan su incorporación al mercado.

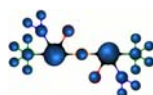
Basadas habitualmente en captura de la actividad cerebral mediante electroencefalografía (EEG), las BCIs ofrecen un medio de comunicación alternativo para personas con movilidad reducida o nula.

Las limitaciones de las BCIs son bien conocidas: equipamiento caro y voluminoso (incluso los electroencefalógrafos fiables más económicos tienen un precio de entre 1.000€ y 3.000€, lo que los hace inasequibles para muchos usuarios potenciales), necesidad de entrenamiento, proceso de instalación complejo, tasas de error elevadas... Un problema grave es la necesidad de fijar los electrodos a la cabeza, o usar alternativas más convenientes pero que generalmente proporcionan señales de peor calidad. A pesar de esto, algunos sistemas basados en paradigmas como P300 o potenciales visuales evocados han demostrado ser usables, y son un primer paso hacia el uso generalizado las BCIs como solución de acceso al ordenador. Alpha-Active se encuentra actualmente trabajando en el campo de las BCIs [7], y ha desarrollado una prueba de concepto en la que un usuario es capaz de controlar un coche de carreras Scalextric a través de su actividad cerebral.

En este momento, aún no está claro cuál es el mercado objetivo de las BCIs como sistema de TA. Una posibilidad clara son personas con movilidad nula, para las que la única interfaz posible de comunicación sea su actividad cerebral, pero quizás su utilidad final pase por formar parte de sistemas multi-modales más complejos, en los que el pensamiento sea solo uno más de entre varios canales de entrada.

4 Software de comunicación aumentativa y alternativa

Se ha comentado que una de las aplicaciones más importantes de acceso al ordenador para personas con discapacidad es la comunicación. Varios tipos de discapacidad física y cognitiva (como los trastornos del espectro autista) hacen que la persona encuentre dificultades para expresarse de forma oral, y un ordenador, un teléfono inteligente o una tablet puede ser un soporte muy conveniente para un sistema de comunicación alternativo.



Las actuales aplicaciones de comunicación alternativa y aumentativa (CAA) provienen de los tradicionales tableros de comunicación, que eran simplemente paneles en los que se fijaban una serie de imágenes (pictogramas) que representaban conceptos, acciones, objetos o personas, opcionalmente acompañadas de texto escrito. El usuario, seleccionando con el dedo o con alguna adaptación física los pictogramas, iba construyendo los mensajes.

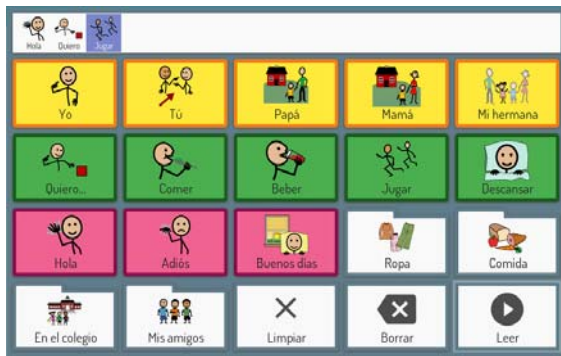


Figura 3: Software de comunicación alternativa

Posteriormente aparecieron dispositivos electrónicos que, además de ser transportables y más fácilmente configurables, incorporaban realimentación auditiva. Esto hizo que los tableros pasaran a ser interactivos.

Actualmente, gracias al abaratamiento de los ordenadores portátiles y las tablets, se han popularizado los sistemas de comunicación basados en software. Estos tienen ventajas evidentes respecto a los tradicionales: los tableros pueden tener “capas”, lo que aumenta el número y tipo de mensajes a los que se puede acceder, es fácil compartir con otros los tableros desarrollados, su tamaño es muy reducido, y la interacción es mucho mayor. De hecho, es habitual que en estos sistemas el tipo de acciones que puede realizar el usuario no se limite a emitir mensajes, sino que pueda acceder a funciones del ordenador, escuchar música, compartir información en redes sociales, o incluso controlar su vivienda mediante algún sistema de automatización residencial.

Estos sistemas habitualmente consisten en una serie de elementos dispuestos en una cuadrícula, lo que hace que sea muy sencillo controlarlos mediante conmutadores y barrido, o con sistemas de seguimiento ocular o de movimientos de la cabeza.

5 Casos de ejemplo

5.1 Las empresas

Eneso Tecnología de Adaptación S.L. es una empresa española dedicada al desarrollo y comercialización de productos destinados a personas con discapacidad. Se especializa en sistemas alternativos de acceso al ordenador, comunicación aumentativa y alternativa y estimulación sensorial.

Alpha-Active Ltd. es una empresa británica formada como resultado de una colaboración entre la empresa de desarrollo Staplethorne Ltd. y la Universidad de Bristol. Se dedica al desarrollo, fabricación y comercialización de electroencefalógrafos portátiles de bajo coste.

5.2 enPathia

enPathia es un sistema de acceso al ordenador mediante movimientos de la cabeza u otra parte del cuerpo desarrollado por Eneso Tecnología de Adaptación. Se trata de un sensor inercial que se conecta a un adaptador USB para, a partir de movimientos de alguna parte del cuerpo del usuario, generar movimientos del puntero, clics izquierdo, derecho y dobles del ratón, o escribir texto. También se pueden conectar uno o dos pulsadores estándar al adaptador USB, si el usuario es capaz de activarlos, para formar una adaptación multi-modal.

enPathia es un producto patentado que se comercializa internacionalmente desde 2010 [8,9].

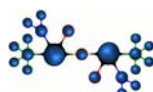
5.3 Verbo

Verbo es un software de comunicación alternativa para Windows y Android desarrollado por Eneso Tecnología de Adaptación y lanzada en 2015.

La aplicación permite que al usuario crear tableros de comunicación interactivos con una interfaz sencilla e intuitiva. Estos tableros pueden usarse en un ordenador, tablet o teléfono inteligente que use Windows o Android, y son accesibles mediante la mayor parte de las adaptaciones hardware, como pulsadores, ratones de cabeza, joysticks, pantallas táctiles o sistemas de seguimiento ocular [10].

5.4 HeadCoach

HeadCoach es un electroencefalógrafo USB portátil de dos canales desarrollado por Alpha-Active Ltd. Diseñado específicamente para ser resistente al movimientos, es una solución económica y portátil para el desarrollo de sistemas sencillos basados en BCIs [11].



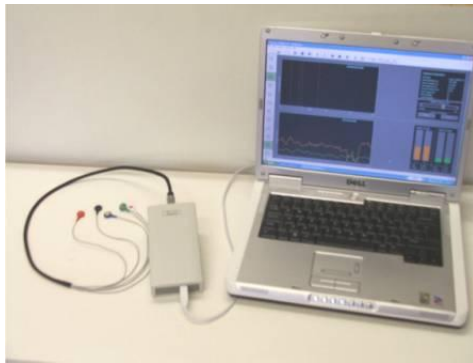
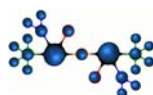
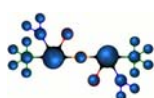


Figura 4: Electroencefalógrafo HeadCoach

Referencias

- [1] Keates S, Hwang F, Langdon P, Clarkson PJ, Robinson P. The user of cursor measures for motion-impaired computer users. *Universal Access in the Information Society*. 2002;2:18-29.
- [2] Trewin S. Extending keyboard adaptability: An investigation. *Universal Access in the Information Society*. 2002;2:44-55.
- [3] Base de datos estatal de personas con discapacidad. Diciembre de 2001. Servicio de Información sobre Discapacidad. <http://sid.usal.es>. Ministerio de Educación. Política social y Deporte. Emisor: IMSERSO. Subdirección general de planificación, ordenación y evaluación. 2002.
- [4] Encuesta sobre Discapacidades, Autonomía personal y situaciones de Dependencia 2008. Instituto Nacional de Estadística.
- [5] Yorkston, KM., Miller, RM., & Strand, EA. (2003). *Management of speech and swallowing in degenerative diseases* (2nd ed.). Austin, TX: PRO-ED.
- [6] The Eye Tribe. <http://theeyetribe.com>. Accedido Mayo 2015.
- [7] Griffiths, MJ., Grainger, P., Cox, MV., Preece, AW. *Recent Advances in EEG Monitoring for General Anaesthesia, Altered States of Consciousness and Sports Performance Science*. 3rd IEE International Seminar on Medical Applications of Signal Processing, 3-4 November 2005, ISBN 0-86341-570-9/9-78086341-415708.
- [8] enPathia. <http://www.eneso.es/producto/enpathia>. Accedido Mayo 2015.
- [9] Universidad de Málaga, Eneso Tecnología de Adaptación S.L. Dispositivo de control accesible de sistemas electrónicos y mecánicos mediante la monitorización del movimiento de una parte del cuerpo humano. Sancha-Ros, S. et al. Spanish Patent ES 237861 A61F4/00 (2006.01). 29 Oct. 2009.
- [10] Eneso Verbo. <http://www.eneso.es/verbo>. Accedido Mayo 2015.
- [11] Alpha-Active Ltd. <http://www.alpha-active.com>. Accedido Mayo 2015.





APRENDIZAJE MEDIANTE *FEEDBACK* ADAPTADO AL RENDIMIENTO DEL USUARIO EN UN SISTEMA BCI BASADO EN RITMOS SENSORIOMOTORES

Álvaro Fernández-Rodríguez, Leandro da Silva-Sauer, Francisco Velasco-Álvarez y Ricardo Ron-Angevin
Depto. Tecnología Electrónica, E.T.S.I. Telecomunicación, Universidad de Málaga,
{afernandezrguez, sauer, fvelasco, rron}@uma.es

Luis Valero-Aguayo
Depto. Personalidad, Evaluación y Tratamiento Psicológico, Facultad de Psicología,
Universidad de Málaga, lvalero@uma.es

Resumen

Un sistema BCI (BrainComputer-Interface) basado en ritmos sensoriomotores (RSM) es una herramienta que permite establecer un canal de comunicación entre el usuario y un determinado dispositivo a partir de la modulación de los RSM captados mediante electroencefalografía (EEG). Sin embargo, adquirir un adecuado rendimiento en el manejo de estas interfaces no suele ser una labor sencilla. Las tareas utilizadas fueron imaginación de movimiento de mano derecha y estado de reposo. El objetivo del experimento fue poner a prueba un procedimiento de entrenamiento basado en el aprendizaje por moldeamiento frente a un procedimiento estándar de ensayo-error. Se realizó un diseño experimental con 19 participantes repartidos entre los dos paradigmas de entrenamiento con dos sesiones cada uno: una inicial sin feedback para la obtención de los parámetros de manejo, y otra con feedback para entrenar al usuario. Los resultados obtenidos mostraron evidencias a favor del procedimiento con moldeamiento propuesto frente al estándar, así como una mayor dificultad en la tarea de reposo frente a la de imaginación motora (IM).

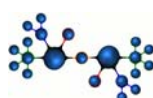
Palabras Clave: Brain-Computer Interface(BCI), ritmos sensoriomotores (RSM), *feedback*, aprendizaje, moldeamiento.

1 INTRODUCCIÓN

Los sistemas BCIs basados en la utilización de los RSM ofrecen un canal de comunicación adicional que permite a los usuarios el control de determinados dispositivos mediante la realización de al menos dos tareas mentales (o cognitivas) que son adquiridas mediante EEG; por ejemplo, estado imaginación motora (IM) de mano derecha frente a estado de

reposo [1-4]. Para la utilización de estas interfaces es necesario que al menos una de estas dos tareas sea de IM, ya que su realización produce cambios en la amplitud de la señal neuronal en las frecuencias μ y β en la corteza motora, lo cual da lugar a una desincronización de la actividad neuronal de dicha zona en comparación a un estado de reposo[5]. Las aplicaciones de estas interfaces son muy numerosas y prometedoras, por tanto, no es de extrañar que su uso sea bastante común en un futuro una vez superadas ciertas limitaciones, ya sea para ocio [6, 7] o necesidad en el caso de personas con algún tipo de enfermedad neurodegenerativa (por ejemplo, esclerosis lateral amiotrófica) [8]. No obstante, obtener un buen manejo de estos sistemas no es tarea sencilla, ya que para muchos individuos requiere gran cantidad de tiempo y esfuerzo modular las respuestas neuronales de forma diferenciada[2]. Actualmente, una importante línea de investigación en este ámbito es el desarrollo de procedimientos de entrenamiento que minimicen el tiempo de aprendizaje y maximicen el rendimiento final de los usuarios.

Debido a la dificultad para adquirir la habilidad de modulación de los RSM, y al tiempo requerido para su dominio, es importante mantener elevada la motivación de los usuarios, ya que se ha demostrado cómo influye positivamente en el rendimiento de los mismos[9]. Por otro lado, es conveniente ofrecer al usuario una guía sobre cómo está desempeñando la tarea, por lo que el *neuro-feedback* es también un elemento importante que apoya su ejecución[10]. De esta forma, se establece una relación entre *feedback* y motivación, ya que el primer elemento es capaz de aumentar los niveles de motivación en caso de mostrarse un rendimiento adecuado que mantenga al individuo con ganas de seguir esforzándose. Desde este planteamiento, cada vez ha sido más estudiada la forma de ofrecer el *feedback* y su influencia en el proceso de aprendizaje del manejo de un BCI basado en RSM [11]. En esta línea, [12] presentaron un



estudio en el cual aplicaban un *feedback* sesgado que hacía creer a los usuarios que su rendimiento era diferente de lo que realmente fue. La principal conclusión de este estudio apoyaba la idea de un *feedback* adaptado a la habilidad inicial del usuario; sesgado positivamente para los individuos con bajo rendimiento y sin sesgo para los de alto rendimiento. Por otro lado, la utilización de interfaces más inmersivas, mediante el uso de entornos virtuales más dinámicos y motivadoras que muestren el desempeño como si de un juego se tratase, ha mostrado influir positivamente en el rendimiento [13]. Por lo tanto, parece que el *feedback* más adecuado, será aquel que quede adaptado a la habilidad de cada usuario y lo mantenga motivado en la tarea.

En términos psicológicos, el *feedback* puede ser utilizado como reforzador de la conducta del individuo que es realizada correctamente, así como extinción de esa conducta si no ha sido correcta, al no presentar ese *feedback* expresamente. También es posible presentar un *feedback* negativo, castigando entonces las respuestas incorrectas del usuario. Por tanto, mediante las técnicas de modificación de conducta, podemos manipular el grado en que una respuesta fisiológica de tipo neuronal puede adquirirse, puede ser reforzada, extinguida o castigada. Una forma de manipular la presencia del reforzador (o su ausencia/extinción) es a través de la aplicación de un procedimiento de entrenamiento denominado moldeamiento[14], el cual permite el aprendizaje gradual de una respuesta a medida que es reforzada de manera cada vez más exigente. La técnica consiste en concretar una serie de niveles de rendimiento – graduados en orden ascendente de dificultad o cercanía a la respuesta objetivo –, reforzar la respuesta del individuo para que mejore su rendimiento hasta el siguiente nivel, y una vez llegado a él, sólo ofrecer el refuerzo cuando ejecute la respuesta de un nivel superior; así sucesivamente hasta que el individuo aprenda la respuesta objetivo. Este procedimiento consigue que la persona vaya aprendiendo paso a paso, mediante aproximaciones sucesivas, la respuesta final objetivo.

Puesto que la habilidad de modular los RSM puede ser entrenada, sería de interés poner a prueba esta técnica con bases psicológicas que redujese el tiempo de aprendizaje y aumentase el rendimiento final del usuario. Por ello, nuestra propuesta se basa en la aplicación del moldeamiento descrito anteriormente, ya utilizado por[1] como paradigma de entrenamiento en los BCIs basados en RSM. La idea básica de este procedimiento es reforzar al usuario mediante un *feedback* positivamente sesgado que exagere sus aciertos y atenúe sus fallos, e ir retirando esta ayuda a medida que mejore su rendimiento. En este estudio aplicaron la misma ayuda para ambas tareas (IM y

reposo); no obstante, concluyeron que hubiera sido más adecuado ofrecerla de forma independiente para cada tarea cognitiva ya que presentaron diferentes niveles de dificultad. Realizada esta modificación, el *feedback* ofrecido al usuario quedaría adaptado a su nivel actual de rendimiento en cada tarea mental, tal como proponían[1] y [12], de forma que los usuarios con bajo rendimiento no se frustrasen y los de alto rendimiento no perdieran la motivación y dejaran de esforzarse.

El objetivo del presente estudio es probar si este paradigma de entrenamiento basado en aprendizaje por moldeamiento en cada tarea cognitiva ayuda a mejorar el rendimiento en un BCI basado en RSM en comparación al procedimiento estándar utilizado en estudios anteriores[1-4, 13].

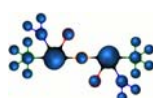
2 MÉTODO

2.1 PARTICIPANTES

El estudio contó con 28 participantes, 21 mujeres y 7 hombres, estudiantes de Psicología de la Universidad de Málaga ($\bar{x} = 22,39$; $\sigma = 1,42$), sin experiencia previa con los sistemas BCIs. De los 28 individuos que comenzaron el experimento, 7 fueron descartados por no obtener una tasa de error inferior al 35% en la sesión de calibración y 2 no acudieron a la segunda sesión a pesar de haber obtenido unos resultados adecuados. El requisito de tasa de error máxima permitida surge de la necesidad de contar con usuarios que tengan un mínimo de sensación de control sobre la tarea. No obstante, se llevó a cabo una ampliación del 5% en este requisito, con respecto a[15], ya que nuestro interés es mejorar el rendimiento de usuarios que no tengan necesariamente una habilidad elevada en la modulación de sus RSM. Por tanto, el estudio contó finalmente con 19 participantes que acabaron todas las sesiones.

2.2 INSTRUMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE LA SEÑAL

Para la grabación de la señal fueron usados nueve electrodos activos colocados en la superficie del cuero cabelludo. Las posiciones utilizadas para la colocación de los electrodos fueron: F3, F4, T7, T8, C3, C4, P3, P4 y Cz, de acuerdo con el sistema internacional 10-20. El electrodo de tierra fue situado en Fpz. Estos canales fueron combinados para dar lugar a dos canales laplacianos alrededor de C3 y C4. Todas las señales fueron amplificadas y digitalizadas a 200 Hz por un amplificador actiCHamp (BrainProducts GmbH, Munich, Alemania). El procesamiento de la señal y la



generación del *feedback* basaron en el procedimiento detallado en [13]. Por otro lado, la banda de frecuencia reactiva de cada participante fue hallada como en [16].

2.3 DISEÑO

Fue utilizado un diseño factorial mixto (2x2x2) con dos factores intrasujeto y uno intersujeto. La variable dependiente fue el área total acumulada, que podemos definir como el promedio de área acumulada en el lado correcto de la carretera menos el área acumulada en el lado incorrecto de la misma en cada ensayo. Los factores intrasujeto fueron: la tarea, imaginación motora y estado de reposo; y la sesión, sesión de calibración (sin *feedback*) y sesión de entrenamiento (con *feedback*). Por otro lado, el factor intersujeto fue el paradigma de entrenamiento, es decir, el procedimiento estándar o el de moldeamiento. La primera sesión, en la cual los usuarios no tenían *feedback*, fue usada para calcular los parámetros que les serían aplicados en la siguiente sesión y conocer la capacidad inicial de cada participante para modular su actividad neuronal. Por otro lado, la segunda sesión se utilizó para el entrenamiento, de forma que los usuarios mejorasen su capacidad de modulación de los RSM lo mejor que pudieran.

2.4 PROTOCOLO DE ENTRENAMIENTO

Fueron usados dos paradigmas de entrenamiento. El paradigma de entrenamiento estándar se presentó con una modificación con respecto al usado en estudios anteriores, la presencia de una sola sesión con *feedback* en lugar de dos. En cuanto al paradigma de entrenamiento mediante moldeamiento, fue igual que el estándar pero con la aplicación del *feedback* manipulado mediante moldeamiento explicado en el siguiente apartado. El resto de detalles de ambos paradigmas fueron similares. Cada sesión fue dividida en cuatro bloques de 40 ensayos – 20 para cada tarea – con una duración de ocho segundos cada uno (ver figura 1) y una breve pausa de 1-1,15 segundos entre ellos. Las tareas cognitivas fueron IM de mano derecha para desplazar el coche hacia el lado derecho de la carretera y estado de reposo para mantener el coche en el lado izquierdo de la carretera. En la tarea de IM se les pedía a los participantes que realizaran una tarea de imaginación kinestésica, en vez de imaginación puramente visual, debido a que les sería más fácil así obtener un mejor rendimiento [17]. El movimiento concreto a imaginar se dejaba a voluntad de los participantes, intentando que fuera uno que les resultara fácil de imaginar, estuvieran habituados con su realización, implicase motricidad fina y fueran constantes con él durante todo el experimento (abrir y cerrar el puño, rascar una superficie, tocar el piano,

etc.). Por otro lado, en las instrucciones para la tarea de estado reposo se les indicó que estuvieran lo más relajados posible, intentando no pensar en nada y manteniendo la mente en blanco, sin cerrar los ojos ni quitar la vista de la pantalla. Entre bloques, se realizaba un descanso de aproximadamente unos tres minutos, a voluntad de los participantes, donde podían descansar y beber agua.

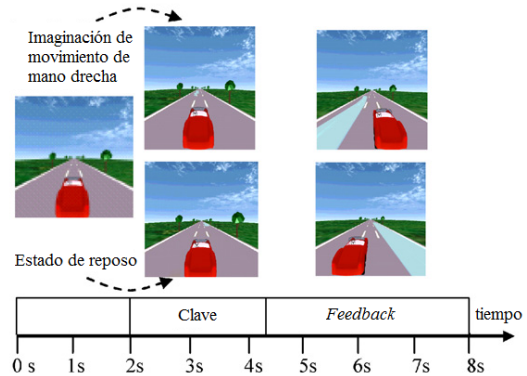
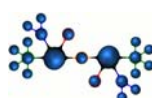


Figura 1. Paradigma de movimiento del coche y temporización. El coche comienza parado en la carretera, el sonido del motor arrancando indica el comienzo del ensayo (0-2s). Posteriormente, al fondo de la carretera, aparece un charco de agua en uno de los lados de la carretera (2-4,25s). Una vez llega el coche a la altura del charco, se ofrece el *feedback* (4,25-8s). El objetivo de la tarea es esquivar el charco de agua mediante la realización de una de las tareas; imaginación de movimiento de mano derecha para desplazar el coche a la derecha y reposo para desplazarlo a la izquierda. La tarea también contaba con determinadas claves auditivas: el sonido del coche arrancando, que marcaba el inicio del ensayo, y la existencia de un *feedback* negativo que indicaba la presencia del coche pisando el charco.

2.5 APLICACIÓN DEL ÍNDICE DE MOLDEAMIENTO

El índice de moldeamiento fue aplicado tal y como en [1] con la mencionada diferencia de que el nivel de ayuda fue independiente para cada tarea cognitiva. Esta técnica consistió en la modificación del *feedback* visual, reforzando las conductas correctas (esquivar el charco) y atenuando las incorrectas. Reforzar las respuestas correctas de forma positivamente sesgada significaba desplazar el coche al lado correcto de la carretera más allá de donde el participante hubiera llegado con su rendimiento real; mientras que atenuar los errores consistía en minimizar el desplazamiento hacia el lado incorrecto de la carretera. El índice inicial de moldeamiento es calculado en base al rendimiento obtenido en la sesión de calibración. Posteriormente, en la sesión



con *feedback*, este índice era actualizado bloque a bloque, es decir, cada 20 ensayos de cada tarea mental. En caso de que el participante mejorase el rendimiento, se bajaba el índice de moldeamiento, obteniendo un *feedback* más real; en caso de desempeñar una peor ejecución, se mantenía el índice actual. Se establecieron diez posible índices de moldeamiento a aplicar en función de la tasa de error cometida, un índice diferente cada 5% de tasa de error desde el 0% hasta el 50%. En la figura 2 puede observarse la relación entre la distancia moldeada y la distancia real en cada uno de estos índices.

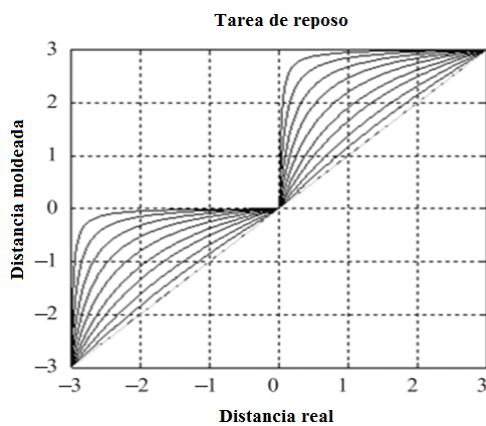


Figura 2. Cada una de las líneas hace referencia a la relación existente entre la distancia moldeada y la real. Cuanta mayor curvatura presente la línea, mayor índice de moldeamiento implica.

2.6 ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Debido a que el principal interés de nuestro estudio es comparar el aprendizaje producido de una sesión a otra en cada uno de los grupos, la prueba utilizada fue un ANOVA. La muestra cumple el criterio de normalidad para cada una de las condiciones según la prueba de Shapiro-Wilk, por lo que es correcto aplicar dicho análisis. El rendimiento de la primera sesión se obtiene de forma simulada, ya que esta sesión de calibración no tiene *feedback* y no se tienen los parámetros iniciales que permiten el movimiento del coche. Una vez realizado el análisis offline de la sesión y obtenidos los parámetros que maximizasen el rendimiento, se calculó el desempeño del participante en base a su actividad EEG durante la tarea. Por otro lado, estos parámetros optimizados fueron los usados en la segunda sesión para poder ofrecer el *feedback*. No obstante, el rendimiento de esta sesión se calculó de igual manera que en la primera, se obtuvieron los nuevos parámetros optimizados a la sesión con *feedback* y se halló el rendimiento que hubiera tenido el usuario. No se procedía a comparar el rendimiento simulado de la primera sesión frente al obtenido en la segunda con

los parámetros de la primera ya que, al ser éstos propios de la sesión de calibración, habría cierto nivel de desajuste que sería malinterpretado como una disminución de la capacidad del usuario para modular los RSM de una sesión a otra.

3 RESULTADOS

El ANOVA mostró un efecto principal de la tarea ($F(1) = 29.893$; $p < .001$); mostrando un mayor rendimiento la tarea de IM ($\bar{x} = 298.433$; $\sigma = 24.46$) que la de reposo ($\bar{x} = 176.319$ y $\sigma = 24.019$). Dicha diferencia, es obtenida de forma independiente tanto en la sesión de calibración ($t(18) = 5.953$; $p < .001$), como en la segunda con *feedback* ($t(18) = 3.381$; $p = .003$). Por otro lado, se observó un efecto de interacción entre la sesión y el grupo ($F(1) = 5.565$; $p = .031$) (ver figura 3), observándose un mayor incremento del rendimiento entre sesiones en el grupo al que se le aplicó el paradigma de moldeamiento. Por último, se halló un segundo efecto de interacción entre la tarea y la sesión ($F(1) = 5.038$; $p = .038$), habiendo un mayor incremento del rendimiento en la tarea de reposo (ver figura 4).

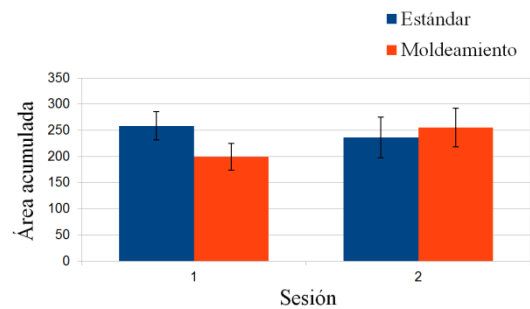


Figura 3. Área acumulada media para cada uno de los grupos en las dos sesiones de entrenamiento.

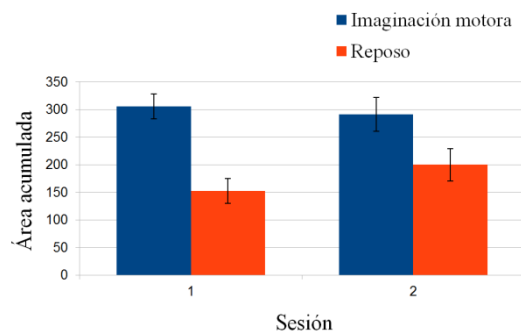
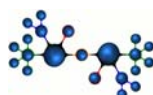


Figura 4. Área acumulada media para cada una de las tareas en las dos sesiones de entrenamiento.



4 DISCUSIÓN

En el presente estudio, se ha propuesto la utilización de un conocido procedimiento de aprendizaje, el moldeamiento, como paradigma de entrenamiento en el manejo de un BCI basado en la modulación de los RSM. Tal y como apuntó el estudio anterior de [1], la tarea de reposo se ha mostrado significativamente más difícil de realizar que la tarea de IM en ambas sesiones. Existen varias hipótesis para este fenómeno. Por un lado, el bajo rendimiento en la tarea de reposo puede ser debido a la dificultad del usuario para mantener un estado de relajación durante una situación experimental – imposibilidad de moverse, molestias, cansancio, etc. – en la que, además, debe estar atento y motivado para lograr un buen rendimiento. Otra posible explicación para esta diferencia entre tareas puede ser la falta de precisión y lo abstracto de las instrucciones de la tarea con peor rendimiento. Esta hipótesis, iría en la línea del estudio de [18], en el cual defienden la importancia de utilizar instrucciones concretas y bien definidas para obtener un manejo adecuado de un BCI basado en RSM. Este efecto también puede ser explicado por la experiencia previa que tienen los usuarios en la realización de cada tarea; es más fácil seguir una instrucción referida a algo sobre lo que tenemos experiencia [19, 20]. La tarea de imaginación de mano derecha implica una actividad bastante cotidiana a la que cualquier persona – sin problemas de motricidad – está habituada y desempeña en su día a día. Sin embargo, no ocurre así en la tarea de reposo, en la cual la mayoría de los usuarios pueden no tener experiencia en mantener un estado de reposo controlado a voluntad. Esta hipótesis podría estar relacionada con los estudios que muestran un mejor rendimiento en usuarios con entrenamiento en técnicas de meditación en BCIs donde ambas tareas eran de IM [21, 22]; convendría observar el efecto de este entrenamiento en el caso de ser una tarea IM frente a estado de reposo. Por otro lado, se ha hallado un efecto de interacción, según el cual, la tarea de reposo mejora su rendimiento de forma significativamente mayor que la tarea de imaginación motora de una sesión a otra. Esta interacción es posible que se produjera debido a que los usuarios vieron más fácil mejorar su rendimiento mediante *feedback* en aquella tarea en la que llevaron a cabo una peor ejecución en la sesión de calibración. Por último, se obtuvo un mayor incremento del rendimiento de la sesión de calibración a la sesión con *feedback* en el grupo al que se le aplicó el protocolo de entrenamiento con moldeamiento, por lo que este procedimiento se ha mostrado como potenciador del aprendizaje en la modulación de los RSM del usuario gracias a la adaptación del *feedback* a la habilidad de éste.

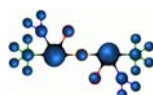
En definitiva, podemos concluir que la capacidad de modulación de los RSM puede ser mejorada a través de una técnica de aprendizaje instrumental y, por tanto, es posible mejorar el rendimiento en el manejo de un BCI basado en RSM. Esta técnica psicológica de aprendizaje, el moldeamiento, ha sido capaz de hacer más eficaz el tiempo de entrenamiento del participante en el manejo de estos sistemas mediante la adaptación del *feedback* a la capacidad del usuario de forma independiente para cada tarea cognitiva. No obstante, para futuros experimentos, sería conveniente controlar que la diferencia en la variable de área acumulada en la primera sesión entre grupos fuese similar, lo que facilitaría encontrar un efecto principal entre grupos. Asimismo, este procedimiento debería ser probado en usuarios que posean un control mínimo sobre sus RSM, es decir, eliminando el requisito de obtener una tasa de error inferior al 35% en la sesión de calibración. De igual manera, sería de interés replicar este estudio con diferentes pares de tareas cognitivas que pudieran tener dificultad similar como, por ejemplo, mano derecha frente a mano izquierda. Por último, proponemos ampliar el número de sesiones posteriores para observar de forma progresiva los resultados a los que podría llegarse con un entrenamiento prolongado.

Agradecimientos

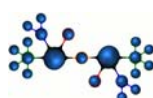
Este trabajo ha sido subvencionado por el Ministerio de Economía y Competitividad de España, proyecto TEC 2011-26395, el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) y la Universidad de Málaga. También queremos agradecer la participación de los voluntarios, por su tiempo y contribución al experimento.

Referencias

- [1] L. da Silva-Sauer, L. Valero-Aguayo, F. Velasco-Álvarez, R. Ron-Angevin y S. Sancha-Ros. Brain-computer interface: Proposal of a shaping-based training. *Revista Brasileira De Engenharia Biomedica* 29(2), pp. 123-132. 2013.
- [2] F. Velasco-Álvarez, R. Ron-Angevin, L. da Silva-Sauer y S. Sancha-Ros. Audio-cued motor imagery-based brain-computer interface: Navigation through virtual and real environments. *Neurocomputing* 121(0), pp. 89-98. 2013.
- [3] L. da Silva-Sauer, L. Valero-Aguayo, F. Velasco-Álvarez y R. Ron-Angevin. Psychological variables in the control of brain-computer interfaces. *Psicothema* 23(4), pp. 745-751. 2011.



- [4] F. Velasco-Álvarez, R. Ron-Angevin y M. J. Blanca-Mena. Free virtual navigation using motor imagery through an asynchronous brain-computer interface. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* 19(1), pp. 71-81. 2010.
- [5] C. Neuper y G. Pfurtscheller, "Motor imagery and ERD" en, *Event-Related Desynchronization. Handbook of Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, Revised Series*, G. Pfurtscheller y F. H. Lopes da Silva, Eds. Amsterdam: Elseiver, 1999, pp. 303-325.
- [6] D. Marshall, D. Coyle, S. Wilson y M. Callaghan. Games, gameplay, and BCI: The state of the art. *Computational Intelligence and AI in Games, IEEE Transactions On* 5(2), pp. 82-99. 2013.
- [7] B. van de Laar, H. Gurkok, D. Plass-Oude Bos, M. Poel y A. Nijholt. Experiencing BCI control in a popular computer game. *Computational Intelligence and AI in Games, IEEE Transactions On* 5(2), pp. 176-184. 2013.
- [8] N. Birbaumer. Breaking the silence: Brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control. *Psychophysiology* 43(6), pp. 517-532. 2006.
- [9] F. Nijboer, N. Birbaumer y A. Kübler. The influence of psychological state and motivation on Brain-Computer interface performance in patients with amyotrophic lateral sclerosis: a longitudinal study. *Frontiers in Neuroscience* 4pp. 55. 2010.
- [10] C. Neuper y G. Pfurtscheller. "Neurofeedback training for BCI control," en, B. Graimann, G. Pfurtscheller and B. Allison, Eds. 2010.
- [11] F. Lotte, F. Larrue y C. Mühl. Flaws in current human training protocols for spontaneous brain-computer interfaces: Lessons learned from instructional design. *Front. Human Neurosci. (SEP)*, 2013.
- [12] Á Barbero y M. Grosse-Wentrup. Biased feedback in brain-computer interfaces. *J. NeuroEng. Rehabil.* 7(1), 2010.
- [13] R. Ron-Angevin y A. Díaz-Estrella. Brain-computer interface: Changes in performance using virtual reality techniques. *Neurosci. Lett.* 449(2), pp. 123-127. 2009.
- [14] B. F. Skinner. *Contingencies of Reinforcement: A Theoretical Analysis* 1969.
- [15] A. Kübler, N. Neumann, J. Kaiser, B. Kotchoubey, T. Hinterberger y N. P. Birbaumer. Brain-computer communication: Self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication. *Arch. Phys. Med. Rehabil.* 82(11), pp. 1533-1539. 2001.
- [16] F. Velasco-Alvarez, R. Ron-Angevin y M. A. Lopez-Gordo. BCI-based navigation in virtual and real environments. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* 7903 LNCS(PART 2), pp. 404-412. 2013.
- [17] C. Neuper, R. Scherer, M. Reiner y G. Pfurtscheller. Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. *Cognitive Brain Research* 25(3), pp. 668-677. 2005.
- [18] V. Corbit, L. A. Gabel y Y. C. Yu. Improving mu rhythm brain-computer interface performance by providing specific instructions for control. Presentado en Bioengineering Conference (NEBEC), 2013 39th Annual Northeast. 2013.
- [19] R. Moreno y R. Mayer. Interactive multimodal learning environments. *Educational Psychology Review* 19(3), pp. 309-326. 2007.
- [20] J. Hattie y H. Timperley. The power of feedback. *Review of Educational Research* 77(1), pp. 81-112. 2007.
- [21] L. Tan, Z. Dienes, A. Jansari y S. Goh. Effect of mindfulness meditation on brain-computer interface performance. *Conscious. Cogn.* 23(0), pp. 12-21. 2014.
- [22] P. Eskandari y A. Erfanian. Improving the performance of brain-computer interface through meditation practicing. Presentado en Engineering in Medicine and Biology Society, 2008. EMBS 2008. 30th Annual International Conference of the IEEE. 2008.



CONTROL DE UNA SILLA DE RUEDAS MEDIANTE BCI

Francisco Velasco-Álvarez, Álvaro Fernández-Rodríguez, Sergio Varona-Moya, Ricardo Ron-Angevin
Depto. Tecnología Electrónica, E.T.S.I. Telecomunicación, Universidad de Málaga
{fvelasco, aferandezrguez, sergio.varona, rron}@uma.es

Salvador Sancha-Ros
Eneso Tecnología de Adaptación, S.L. , ssancha@eneso.es

María José Blanca-Mena
Depto. Psicobiología y Metodología de las Ciencias del Comportamiento, Facultad de Psicología,
Universidad de Málaga, blamen@uma.es

Resumen

Una de las líneas de investigación del grupo UMA-BCI es el desarrollo de un sistema capaz de permitir a un paciente en estado locked-in controlar una silla de ruedas. En estudios previos hemos probado protocolos de entrenamiento y paradigmas de control de movimientos en entornos virtuales y en situaciones reales con robots móviles. En el presente trabajo estudiaremos el uso del mencionado sistema para controlar una silla de ruedas real en un sencillo laberinto. Los resultados preliminares obtenidos de una muestra de tres sujetos sanos sugieren que se trata de una opción efectiva que a la larga podría proveer a pacientes con severas discapacidades motoras con cierta autonomía, mejorando su calidad de vida.

Palabras Clave: BCI, navegación, silla de ruedas, entrenamiento, tareas mentales, ritmos sensomotores.

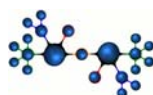
1 INTRODUCCIÓN

Para controlar de manera eficiente un robot móvil, un usuario debe ser capaz de generar cierto número de comandos de control de una manera fiable y veloz. Este requerimiento resulta ser crucial si estos comandos deben ser transmitidos por un paciente en estado de *locked-in* [1]. Estos pacientes no pueden controlar sus propios músculos debido a diferentes causas, como la Esclerosis Lateral Amiotrófica (ELA; o ALS por sus siglas en inglés), daños en el cerebro o la columna vertebral. Estos pacientes que han perdido la movilidad mantienen sin embargo sus funciones cognitivas en un alto grado. Por tanto, el registro y análisis de su actividad cerebral constituye un canal de comunicación y control con el que se puede optar a transmitir los comandos de navegación

necesarios para mover una sillas de ruedas motorizada. En este caso, para evitar maniobras arriesgadas es imprescindible garantizar una fiabilidad alta en la selección de los comandos.

El enfoque de control de nuestro grupo se basa en permitir la navegación en un entorno no marcado, es decir, dejar al sujeto que se mueva libremente mediante comandos de navegación de bajo nivel (aunque, como se verá a continuación, se implementa cierta inteligencia en el sistema de navegación para evitar colisiones). En estas condiciones resulta más adecuado un sistema endógeno (en el que la actividad mental espontánea del sujeto es la que controla el sistema) frente a los exógenos (que dependen de eventos externos para poder generar los comandos). Un caso paradigmático de BCI endógeno son los basados en los ritmos sensomotores (SMR, por sus siglas en inglés). Cuando una persona realiza un movimiento, la actividad de las neuronas correspondientes en la corteza motora se desincroniza respecto a un estado de reposo, causando una pérdida en la potencia de la señal captada en las bandas μ y β del electroencefalograma (EEG). Este fenómeno se conoce como desincronización relacionada a eventos (ERD, Event-Related Desynchronization) [2] y ocurre también, aunque en menor grado [3], cuando una persona solamente imagina que realiza dicho movimiento, lo que se conoce como Imaginación Motora (MI, por Motor Imagery); aquí radica la funcionalidad de los SMR-BCI, en que con ciertas tareas motoras mentales controladas por el sujeto se consigue detectar una activación/desactivación de cierta parte del cerebro, pudiendo ser usada para generar una decisión binaria, incluso para pacientes en estado *locked-in*.

De acuerdo con una revisión reciente [4], la mayoría de los sistemas SMR-BCI que operan con robots móviles se controlan con varias tareas mentales ligadas a sendos comandos de control. Aunque se trata de una aproximación intuitiva, la precisión en la



clasificación de las tareas mentales decrece a medida que aumenta el número de tareas mentales/comandos [5,6].

Con el objetivo de proponer un sistema SMR-BCI que mantenga alta la precisión en la clasificación, nuestro grupo ha trabajado en el desarrollo de un sistema que con sólo dos tareas mentales (requiriendo pues una distinción entre dos clases, en nuestro caso MI de la mano derecha frente a un estado de reposo mental) permita generar tres o más comandos de control: avance, giro derecha, giro izquierda y (opcionalmente) retroceso [7, 8, 9]. En principio los usuarios disponen de un interfaz gráfico para la selección de los comandos, pero en los últimos trabajos solo un interfaz auditivo es necesario, ya que el sistema BCI informa en cada momento del comando disponible para ser seleccionado, siendo éste un método más eficaz si se plantea ser usado con pacientes en estado *locked-in*, pues en ciertos casos dichos pacientes no mantienen siquiera el control de la mirada [10].

Este sistema BCI de dos clases, basado en ritmos sensomotores en el que no se requiere interfaz gráfica, ya ha sido probado en entornos virtuales para mover una silla de ruedas, en entornos reales con un robot móvil [11] y se ha hecho una prueba piloto con un sujeto en una silla de ruedas real [12]. En este trabajo se resume el experimento llevado a cabo con tres sujetos sanos controlando la silla de ruedas en un entorno real [13].

2 METODOLOGÍA

2.1 Paradigma BCI

La base del paradigma usado radica en las propuestas del grupo de Graz-BCI [14] para diferenciar dos tareas mentales. A diferencia de sus trabajos, nuestro grupo ha añadido en la primera fase de entrenamiento entornos virtuales muy básicos que pueden mejorar dicho entrenamiento. En concreto, se les pide a los sujetos que respondan con una tarea mental u otra ante las indicaciones dadas por la presencia o no de un charco en una carretera de tres carriles, por la que un coche circula en el carril central. Cada ensayo dura ocho segundos; los dos primeros se toman como referencia ya que no aparece todavía ninguna indicación de la tarea mental a realizar; entre el segundo 2 y el 4 puede aparecer un charco en el carril izquierdo, indicando al sujeto que debe realizar la tarea mental de MI de la mano derecha. En los ensayos con *feedback* el coche se mueve a derecha e izquierda entre los segundos 4 y 8 según sea la tarea mental detectada (MI de la mano derecha movería el coche a la derecha, evitando el charco que aparece a la izquierda). El entorno virtual para esta fase se ha desarrollado en VRML 2.0 y la interacción con el

sistema se ha programado en MATLAB 2013 mediante su herramienta Virtual Reality Toolbox.

2.2 Materiales

Se registraron nueve canales EEG mediante electrodos superficiales activos colocados en las posiciones F3/F4, T7/T8, C3/C4, P3/P4 y Cz según el sistema internacional 10/20. El electrodo de tierra se situó en la posición Fpz. Dichos canales formaban una combinación Laplaciana en torno a los canales C3 y C4. Las señales fueron ampliadas y digitalizadas a 200Hz mediante un amplificador "actiCHamp" (Brain Products GmbH). La aplicación de navegación usada es la misma (salvo detalles menores) que en [11], en la que una barra, cuya extensión controla el sujeto mediante MI, da vueltas en un interfaz gráfico circular apuntando a los posibles comandos de navegación de que dispone el sujeto en cada momento.

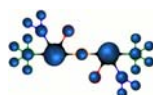
La silla de ruedas robotizada se trata de una adaptación de un modelo "Mistral³" (Figura 1). En ella, se incluyó una placa de control que emula los movimientos de un joystick analógico y recibe información de varios sensores a través de un bus I²C. La placa está conectada a través de USB a una aplicación de control escrita en C que corre en un ordenador portátil. A su vez, esta aplicación recibe los comandos de control a través de una conexión TCP establecida con una aplicación MATLAB que analiza en tiempo real el EEG del sujeto.

Un conjunto de once sensores de ultrasonidos SRF08 dispuestos alrededor de la silla permiten hacer en tiempo real un mapa de ocupación de las cercanías de la silla, de modo que se puedan evitar las colisiones o rodear obstáculos mediante varias estrategias de navegación de bajo nivel.

El control de la odometría se basa en la información de dos sensores de giro (*encoders*) AS5048 acoplados a las ruedas traseras de la silla. Esta información es fundamental ya que en los experimentos aquí llevados a cabo los movimientos eran discretos: siendo los avances de un metro y los giros de 90°, es preciso disponer la información de desplazamiento y orientación en todo momento.



Figura 1: Silla robótica adaptada al control BCI



2.3 Procesado EEG y generación del *feedback*

Tras analizar las trazas EEG de los sujetos en una primera fase de calibración, se detecta automáticamente la banda de frecuencias reactiva más favorable para cada sujeto (i.e. aquella en la que la diferencia entre los estados mentales es mayor). Este análisis se lleva a cabo entre 5 y 17 Hz, con un mínimo de 2Hz de ancho en la banda; se filtra el EEG en cada posible combinación de frecuencias y se obtiene un porcentaje mínimo de error para cada banda. Este error mínimo se calcula gracias a un esquema de validación cruzada 10x10 [15] con el que se obtiene la mejor precisión para un clasificador LDA (*Linear Discriminant Analysis*).

En función de la clasificación anterior, se proporciona *feedback* cada 25 ms actualizando bien el movimiento del coche en la etapa de calibración, bien la extensión de la barra que controla el paradigma de navegación. Todo el procesado se llevó a cabo en MATLAB.

2.4 Procedimiento

2.4.1 Entrenamiento y calibración

Antes de controlar la silla de ruedas, es preciso que los participantes pasen por una fase de caracterización, entrenamiento y calibración del sistema, dividido en tres fases. En primer lugar, los sujetos realizan durante 160 ensayos las tareas mentales a evaluar, sin recibir *feedback*. Los datos de esta primera fase se utilizan para obtener los mínimos porcentajes de error. Aquéllos sujetos con un error en la clasificación superior al 30% fueron descartados para continuar en el experimento, con un criterio similar a [16].

Los participantes que eran seleccionados para continuar pasaban por una fase de entrenamiento en el mismo entorno (el coche en realidad virtual), pero esta vez proporcionándoles *feedback* que les permitiera controlar mejor sus señales EEG.

La tercera fase del entrenamiento consistía finalmente en navegar por un entorno virtual (Figura 2) usando las tareas mentales entrenadas en las fases anteriores. Los sujetos perciben un entorno en primera persona como si estuviesen sentados en una silla de ruedas que pueden mover por un sencillo parque. Mediante movimientos discretos, debían completar el recorrido en ambos sentidos. La primera vez lo hacían con un interfaz gráfico y auditivo de control, mientras que en el segundo recorrido solo disponían del interfaz auditivo, que más adelante sería el que utilizaran en la fase de control de la silla de ruedas. Esta parte del entrenamiento no está pensada para evaluar a los sujetos, sino para

facilitarles la toma de control, de modo que ante una colisión o un comando erróneo, un zumbido informando del error era escuchado, pero no se ejecutaba el comando erróneo en cuestión para evitar complicaciones y frustración en la ejecución de la tarea durante el entrenamiento. Para cada tarea se les dejó a los sujetos un tiempo de 10 minutos.

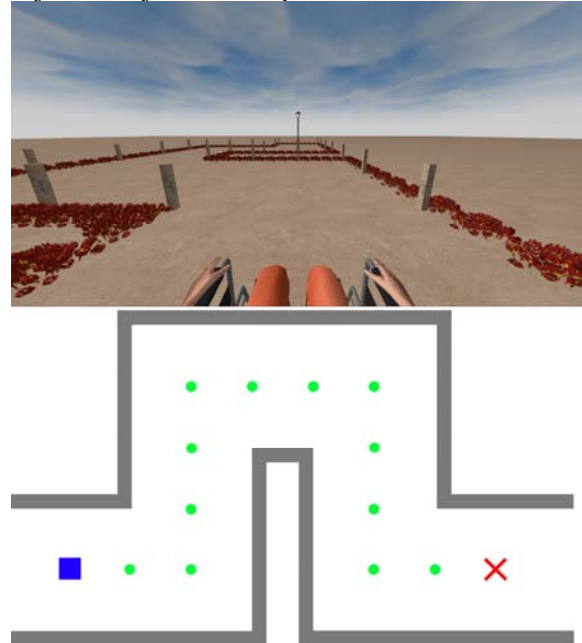
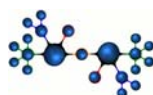


Figura 2: Arriba: Entorno virtual para la tercera fase del entrenamiento. Abajo: vista esquemática del mismo. La tarea a realizar es llegar desde el punto azul a la cruz roja.

2.4.2 Control de la silla de ruedas

Los sujetos que completaron el entrenamiento anterior volvían un tercer día a realizar la tarea de control de la silla de ruedas real. Usando sillas de oficina como paredes de un laberinto, se marcó un camino similar al ya visto en el entorno virtual, con las dimensiones reales adaptadas a la silla de ruedas de modo que los avances fuesen de 1m y los giros de 90°. El laberinto era tal que se necesitaban 13 movimientos de avance y 4 de giro para completarlo (marcado con cuadros verdes en la Figura 2). En caso de ocurrir una colisión con las paredes del laberinto, un zumbido avisando del error era escuchado y la silla automáticamente recuperaba la posición anterior al comando. Al igual que en el caso del mundo virtual, la primera tarea era recorrer el laberinto en un sentido; tras un descanso, el sujeto debía dar un giro de 180° a la silla y recorrer el laberinto en sentido contrario.



2.5 Participantes

Cinco adultos sanos participaron voluntariamente en el estudio, que cumplía los estándares éticos de la Declaración de Helsinki. Ninguno tenía experiencia previa en BCI. En la primera fase del entrenamiento, dos sujetos fueron descartados dado que superaron el máximo porcentaje de error establecido. Los otros tres (dos de ellos mujeres), con edad entre 18 y 20 años, continuaron con las siguientes fases de entrenamiento y, finalmente, con la evaluación de la silla de ruedas en un entorno real. Según los cuestionarios cumplimentados, ninguno tenía historial de enfermedades neurológicas o psiquiátricas ni estaban tomando medicación regularmente. Las bandas reactivas encontradas y los porcentajes mínimos de error en la clasificación (entre paréntesis) fueron 9–13 Hz (23%), 11–14 Hz (20%), y 10–13 Hz (22%) para los sujetos 1, 2 y 3, respectivamente.

3 RESULTADOS

La Tabla 1 muestra los resultados en las tareas de navegación en la silla de ruedas. El sujeto 2 no pudo completar la segunda tarea, por lo que esos datos se han excluido de la tabla. Como puede verse, todos los sujetos pudieron completar la menos una de las tareas con relativamente poco entrenamiento, lo que supone un resultado prometedor. El mínimo número de comandos necesarios para completar cada tarea de navegación era de 17 y 19 respectivamente. Por otro lado, las notables variaciones en el tiempo empleado (variando desde 1.43 hasta 3.22 veces el tiempo mínimo estipulado, que era 4', 3", y 5' para cada tarea de navegación respectivamente), recuerda la importancia de considerar las características de cada sujeto para adaptarse a ellas. Se destacará aquí también que los patrones de tiempo empleado en las tareas en el entorno virtual y real son muy parecidos.

Tabla 1: Resultados en las tareas de navegación de la silla de ruedas

Sujeto	Tiempo	Nº de comandos
Primera tarea de navegación		
1	5' 46"	18
2	9' 09"	18
3	14' 55"	32
Segunda tarea de navegación		
1	7' 18"	21
3	8' 20"	22

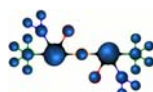
4 CONCLUSIONES

El sistema BCI propuesto parece ser una manera efectiva de controlar una silla robótica de manera autónoma. En cuanto a su fiabilidad, nuestra propuesta solamente cuenta con un sistema básico de esquivas de obstáculos que prevenía de las consecuencias negativas de una selección errónea. En la actualidad, nuestro grupo se encuentra trabajando en los experimentos para controlar la silla con un paradigma y entrenamiento similares, pero en el que los sujetos puedan controlar la extensión de cada movimiento; es decir, que pueda mover la silla con movimientos continuos en lugar de con avances y giros discretos.

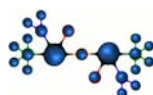
Agradecimientos. Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad, proyecto TEC 2011-26395, por los fondos europeos FEDER y por la Universidad de Málaga.

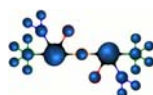
Referencias

- [1] J. R. Patterson and M. Grabois, Locked-in syndrome: A review of 139 cases, *Stroke*, vol. 17, pp. 758–764, July–August, 1986.
- [2] G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles, *Clin. Neurophysiol.*, vol. 110, pp. 1842–1857, November 1999.
- [3] C. Neuper and G. Pfurtscheller, Motor imagery and ERD, in *Eventrelated desynchronization*, vol. 6, G. Pfurtscheller and F. H. Lopes da Silva, Eds. Amsterdam: Elsevier, 1999, pp. 303–325.
- [4] L. Bi, X. Fan, and Y. Liu, EEG-based brain-controlled mobile robots: A survey, *IEEE T. Hum.-Mach. Syst.*, vol. 43, pp. 161–176, March 2013.
- [5] J. Kronegg, G. Chanel, S. Voloshynovskiy, and T. Pun, EEG-based synchronized brain-computer interfaces: A model for optimizing the number of mental tasks, *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 15, pp. 50–58, March 2007.
- [6] B. Obermaier, C. Neuper, C. Guger, and G. Pfurtscheller, Information transfer rate in a five-classes brain-computer interface, *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 9, pp. 283–288, September 2001.



- [7] R. Ron-Angevin, A. Diaz-Estrella and F. Velasco-Alvarez, A two class brain computer interface to freely navigate through virtual worlds/Ein zwei-klassen-brain-computer-interface zur freien navigation durch virtuelle welten, *Biomed. Eng.-Biomed. Tech.*, vol. 54 pp. 126–133, June 2009.
- [8] F. Velasco-Álvarez and R. Ron-Angevin, Asynchronous Brain– Computer Interface to Navigate in Virtual Environments Using One Motor Imagery, in *Bio-Inspired Systems: Computational and Ambient Intelligence*, vol. 5517, J. Cabestany, F. Sandoval, A. Prieto, and J. M. Corchado, Eds. Berlin: Springer, 2009, pp. 698–705.
- [9] F. Velasco-Alvarez, R. Ron-Angevin, and M. J., Blanca-Mena, Free virtual navigation using motor imagery through an asynchronous brain– computer interface, *Presence-Teleoper. Virtual Env.*, vol. 19, pp. 71–81, February 2010, 2010.
- [10] F. Velasco-Alvarez, R. Ron-Angevin, L. da Silva-Sauer, S. Sancha- Ros and M. J. Blanca-Mena, Audio-Cued SMR Brain–Computer Interface to Drive a Virtual Wheelchair, in *Advances in Computational Intelligence*, vol. 6691, J. Cabestany, I. Rojas, and G. Joya, Eds. Berlin: Springer, 2011, pp. 337–344.
- [11] F. Velasco-Alvarez, R. Ron-Angevin, L. da Silva-Sauer, and S. Sancha- Ros, Audio-cued motor imagery-based brain–computer interface: Navigation through virtual and real environments, *Neurocomputing*, vol. 121, pp. 89–98, December 2013.
- [12] F. Velasco-Alvarez, S. Varona-Moya, M. J. Blanca-Mena, S. Sancha- Ros, and R. Ron-Angevin, BCI-controlled Wheelchair; Audio-cued Motor Imagery-based Paradigm, in *Proc. 6th Int. BCI Conf., Graz (Austria)*, 2014, pp. 178–181.
- [13] S. Varona-Moya, F. Velasco-Alvarez, S. Sancha- Ros, A. Fernandez-Rodriguez, M. J. Blanca-Mena, R. Ron-Angevin, Wheelchair Navigation with an Audio-cued, Two-Class Motor Imagery-based Brain–Computer Interface System, in *7th International IEEE EMBS Neural Engineering Conference*
- interface: A case study in a patient with severe motor impairment, *Clinical Neurophysiology*, vol. 114, pp. 399–409, March 2003.
- [15] C. M. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford, UK: Clarendon, 1995.
- [16] A. Kubler, N. Neumann, J. Kaiser, B. Kotchoubey, T. Hinterberger, and N. P. Birbaumer, Brain–computer communication: Self-regulation of slow cortical potentials for verbal communication, *Arch. Phys. Med. Rehabil.*, vol. 82, pp. 1533–1539, November 2001.
- [14] C. Neuper, G. R. M`uller, A. K`ubler, N. Birbaumer, and G. Pfurtscheller, Clinical application of an EEG-based brain–computer





Optimización multiobjetivo en la extracción de características para BCI

Eduardo Pérez Valero, Julio Ortega Lopera, Pedro Martín-Smith
Departamento de Arquitectura y Tecnología de Computadores, CITIC, Universidad de Granada
(evalero93@correo.ugr.es, jortega@ugr.es, pmartin@ugr.es)

Andrés Ortiz García
Departamento de Ingeniería de Comunicaciones, Universidad de Málaga
(aortiz@ic.uma.es)

Miguel A. López Gordo
Departamento de Teoría de la Señal, Telemática y Comunicaciones, Universidad de Granada
(malg@ugr.es)

Resumen

La extracción de características constituye una etapa esencial en la clasificación de electroencefalogramas (EEG), usual en muchas aplicaciones de BCI. En este artículo se comparan distintas alternativas de extracción de características a partir de las prestaciones obtenidas por el correspondiente procedimiento de clasificación, en el que se utiliza la optimización multiobjetivo para seleccionar características y evaluar el clasificador.

Palabras Clave: BCI, clasificación de EEGs, extracción de características, selección multiobjetivo de características.

1 Introducción

Una posible configuración de interfaz cerebro-computador (BCI) [1] basada en la clasificación de electroencefalogramas (EEG) para generar las órdenes de control de los dispositivos, se muestra en la Figura 1.

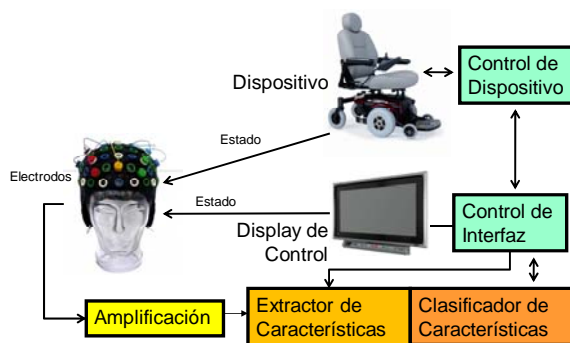
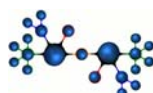


Figura 1: Componentes de un sistema BCI.

El sistema está compuesto por un módulo amplificador y acondicionador de la señal, seguido de un módulo extractor de características y un módulo clasificador de características que permite

traducirlas a órdenes para el controlador de una interfaz y un driver que interactúa sobre un dispositivo actuador concreto (una silla de ruedas en la Figura 1). El bucle se cierra mediante el uso de *biofeedback* (con la ayuda de una pantalla como monitor de estado en la Figura 1). Las BCI basadas en EEG presentan problemas como son una relación señal/ruido muy baja, la necesidad de largas sesiones de entrenamiento del usuario, y el carácter no estacionario de la actividad recogida en los EEG, que dan lugar a altas tasas de error en clasificación, y a prestaciones muy pobres en transferencia de información (aproximadamente del orden de 1 bit/s). En [2] se revisan las aproximaciones que se han propuesto para la clasificación de EEG, junto con los problemas más importantes que plantea. Uno de esos problemas es la reducción de dimensiones de los patrones a clasificar. De hecho, abordar estas aplicaciones con garantía de éxito requiere recopilar, y ser capaz de procesar, una gran cantidad de información multimodal y multiregistro de bioseñales, y la clasificación de EEG debe realizarse a partir de patrones con un número muy elevado de componentes (características) en relación con el número de patrones disponibles para entrenar el clasificador. Como ejemplo, en la base de datos de la Universidad de Essex que utilizaremos en este trabajo se incluyen alrededor de 180 patrones con varios miles de componentes. Se produce, por tanto, un problema de “maldición de dimensionalidad” (*curse of dimensionality*) y de ahí la necesidad de seleccionar características que no sean ruidosas, redundantes, o irrelevantes tanto para evitar dicho problema, como para disminuir el coste de la clasificación.

Este trabajo se centra en las etapas de extracción de características y clasificación de EEG que se indican en la Figura 1. A partir de las bases de datos con información de las señales de los electrodos que constituyen el EEG se extraen características, aplicando alguna transformación, y se generan los ficheros de patrones para clasificar los EEG. Aquí,



proponemos evaluar la calidad de un procedimiento de extracción a partir de las prestaciones que el clasificador elegido proporciona cuando se utilizan las características extraídas.

Además, en este trabajo evaluaremos las prestaciones del clasificador utilizado mediante dos medidas. Una está relacionada con la fracción de aciertos de clasificación para el conjunto de patrones de entrenamiento del clasificador, mientras que la otra es una medida que se define para reflejar la capacidad de generalización del clasificador. Tener en cuenta dicha capacidad de generalización es importante dado que el clasificador trabajará con patrones de entrada que no corresponden al conjunto utilizado para su entrenamiento (y ni siquiera con los patrones de test que se utilizan para su evaluación). Por lo tanto, nuestra aproximación implica utilizar un procedimiento de optimización multiobjetivo para la selección de características a partir de la calidad de la clasificación de EEG que alcanzan. Como se ha dicho antes, las prestaciones de clasificación se utilizan, a su vez, para comparar los procedimientos de extracción.

En la Sección 2 de este artículo se analiza la selección de características multiobjetivo, incluyendo referencias a artículos publicados en este ámbito, y los beneficios en los problemas de clasificación de EEGs. La Sección 3 proporciona una breve descripción de las transformaciones que se han considerado para la extracción de características. El trabajo experimental realizado y los resultados se describen en la Sección 4, para concluir con las Secciones 5 y 6 dedicadas, respectivamente, a las conclusiones y a las referencias bibliográficas.

2 Selección multiobjetivo

La solución de un problema de optimización multiobjetivo es un vector de variables de decisión $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ que satisface un conjunto de restricciones establecidas $g(\mathbf{x}) \leq 0$, $h(\mathbf{x}) = 0$ y optimiza (maximiza/minimiza) un vector $\mathbf{f}(\mathbf{x})$, cuyos componentes $(f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x}))$ son los objetivos a optimizar. Esos objetivos están normalmente en conflicto entre sí, de forma que optimizar uno de ellos se debe hacer a costa de empeorar los valores de otro, debiendo por tanto establecerse un compromiso. Aquí se aplica el concepto de Pareto-optimalidad: en un problema de optimización multiobjetivo, un vector de decisión \mathbf{x}^* se dice que es una solución Pareto óptima (u óptima en el sentido de Pareto) si no existe ningún vector de decisión factible, \mathbf{x} , que mejore un objetivo sin causar un empeoramiento de al menos uno de los otros objetivos. Normalmente hay muchos vectores que son óptimos en el sentido

de Pareto. A estas soluciones se les llama *no dominadas*. El conjunto de todas las soluciones no dominadas cuando se tiene en cuenta todo el espacio de decisión, determinan el frente de Pareto en el espacio de objetivos. En el caso de la selección de características multiobjetivo, el número de componentes, F , del vector de decisión es igual al número posible de características, y el valor de cada componente en el vector de decisión es 1 si se selecciona la característica correspondiente, y 0 en caso contrario. En un procedimiento de selección de tipo *wrapper*, las funciones objetivo se definen a partir de las prestaciones de la clasificación o del *clustering* obtenidos con las características seleccionadas que se evalúan, junto con otras propiedades de dicha selección (como por ejemplo el número de características que se incluyen en la misma, esto es, el número de unos que hay en el correspondiente vector de decisión).

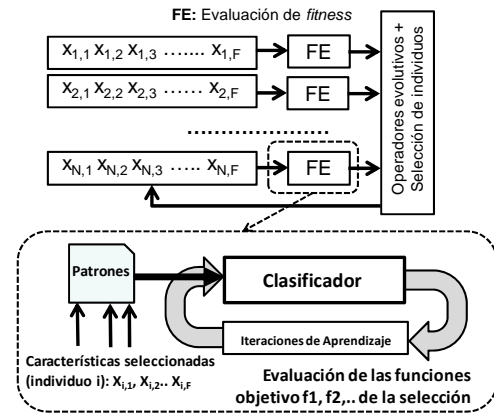
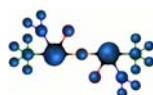


Figura 2: Procedimiento de tipo *wrapper* para la selección multiobjetivo de características

La Figura 2 proporciona un esquema del procedimiento de tipo *wrapper* para la selección de características en el que la búsqueda de la selección óptima se ha formulado como problema multiobjetivo. Las ventajas de una formulación multiobjetivo del problema de selección de características depende de si el procedimiento de clasificación considerado es supervisado o no supervisado [3]. En el caso de una clasificación supervisada, el objetivo que se plantea es maximizar las prestaciones del clasificador junto con la reducción del número de características, dado a medida que dicho número aumenta son más probables los problemas de sobreajuste (*overfitting*) y reducción de la capacidad de generalización. Esta situación es distinta en los problemas de clasificación no supervisada, donde es difícil evaluar la calidad de los *clusters* de patrones obtenidos (en el caso supervisado se conoce a qué clase pertenece cada patrón) y las técnicas utilizadas suelen estar sesgadas



bien hacia la maximización, bien hacia la minimización de características. Con una formulación multiobjetivo se puede contrarrestar este efecto.

Entre los trabajos que se han propuesto en esta línea destaca la revisión realizada en [3]. En [4,5] se proponen procedimientos de selección multiobjetivo para clasificación supervisada que tienen en cuenta el número de objetivos y las prestaciones del clasificador, y en [3,6,7] se considera la selección multiobjetivo en clasificación no supervisada. En [6] para una selección dada se utiliza el algoritmo k-medias para construir los *clusters* que se evalúan a partir de cuatro objetivos (número de características, número de *clusters*, compacidad de los *clusters*, y separación entre *clusters*). En [7] también se utiliza k-medias para generar los *clusters* pero se utiliza el índice de Davies-Boulding (DBI) [8] y el número de características. Finalmente, junto con un análisis crítico de [6] y [7], en [3] se proporciona una estrategia para seleccionar (sin incluir conocimiento externo) la solución más adecuada a partir de la aproximación al frente de Pareto obtenida por el algoritmo de optimización multiobjetivo.

3 Alternativas para la extracción de características

En esta sección se describen las transformaciones para la extracción de características de EEG que hemos considerado en este trabajo. Concretamente, se han utilizado espectrogramas, modelos autoregresivos, transformadas wavelet, y coeficientes CSP. Para realizar el estudio experimental que se muestra en la Sección 4 se ha utilizado la base de datos de laboratorio de BCI de la Universidad de Essex.

Espectrograma. La capacidad de este tipo de análisis para aportar información en los dominios del tiempo y de la frecuencia simultáneamente, lo convierte en un buen método para extraer información relevante de los EEG. El espectrograma, divide la señal de un canal en intervalos, cada uno de los cuáles tiene un número potencia de dos de muestras. Finalmente, se aplica la FFT a cada intervalo utilizando ventanas temporales y solapamiento entre segmentos, para evitar contenido en frecuencias indeseadas.

En este trabajo, se ha dividido cada una de las señales de los 15 canales de un EEG de la base de datos de la Universidad de Essex en 8 segmentos, y se ha calculado su espectrograma con un solapamiento del 50% y una ventana de Hamming. El análisis se ha realizado en el rango de frecuencias [0-60] Hz.

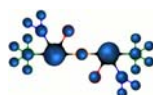
Se han considerado dos alternativas para los coeficientes del vector de características: las componentes de muy baja frecuencia del espectrograma, y los coeficientes de la banda de [10 - 12] Hz, que son los que tienen una mayor amplitud.

Modelado Autorregresivo (AR). Este tipo de análisis ajusta a la señal muestreada un modelo matemático de tipo racional que únicamente tiene parámetros en el denominador. El procedimiento divide la señal registrada por cada canal en nueve segmentos temporales y, a continuación, aplica un modelado *AR* de orden 4 según el método de Burg [9]. Puesto que el primer coeficiente obtenido en el modelado de cada intervalo es siempre un 1, tan solo se utilizan los cuatro restantes como características: un total de 36 coeficientes por canal. También se ha considerado un modelado *AR* de orden 6 como método de extracción de características. En este caso, el número de coeficientes por canal es de 54.

Transformada de Wavelet. Igual que el análisis de Fourier permite reconstruir una señal a partir de la combinación de senos y cosenos de distintas frecuencias y amplitudes, la transformada de Wavelet utiliza versiones desplazadas y dilatadas o contraídas de una *Wavelet madre*. Dilatar una Wavelet permite ver la señal de forma general y ampliada, y comprimirla permite ver más detalles de la misma. La transformada Wavelet permite un análisis multiresolución con ventanas de longitud variable que se adaptan a los cambios de frecuencia de la señal.

Aquí se ha utilizado la DWT, una versión discreta de la transformada de Wavelet. Esta transformada divide la señal procesada en sus diferentes componentes de frecuencia y estudia cada una de ellas con una resolución ajustada a su escala. Concretamente, la señal original se filtra mediante una pareja de filtros, uno paso baja y otro paso alta, y posteriormente se realiza una separación de la señal en dos segmentos. Este proceso da lugar a unos coeficientes denominados de *aproximación* (cA), que corresponden a las bajas frecuencias y unos coeficientes de *detalle* (cD) para las altas frecuencias. Dado que las señales que componen los EEG presentan la totalidad de su información en las bajas frecuencias, se ha realizado una descomposición de un solo nivel mediante DWT y se usan los coeficientes cA como características. Como Wavelet madre se han utilizado la Daubechies 4 y la Coiflets 1[10].

Coficientes CSP (Common Spatial Patterns). Este procedimiento de extracción de características se fundamenta en el uso de filtros espaciales que buscan que las señales filtradas de una clase posean unas



varianzas que las discriminen respecto a las señales de otras clases [11]. Dado el vector w de N componentes (con N igual al número de canales usados para la captación de las señales), una proyección, $X_{c,i}$, de dicho vector se obtiene como:

$$y_{c,i} = w' \cdot X_{c,i}$$

La potencia de la señal proyectada sobre el vector w puede escribirse como:

$$P_{c,i} = y_{c,i} \cdot y'_{c,i} = w' \cdot X_{c,i} \cdot X'_{c,i} \cdot w$$

De ahí, se pueden obtener la matriz de covarianza de la señal $X_{c,i}$, $R_{c,i}$ (con dimensión $N \times N$) y la matriz media de covarianza de la clase C , R_c (también de dimensión $N \times N$):

$$R_{c,i} = \frac{X_{c,i} \cdot X'_{c,i}}{\text{traza}(X_{c,i} \cdot X'_{c,i})}$$

$$R_c = \frac{1}{n_c} \cdot \sum_{i \in C} R_{c,i}$$

donde n_c es el número de EEG de la clase en cuestión. La potencia media de los EEG de la clase C proyectados sobre w , será:

$$P_c = \frac{1}{n_c} \cdot \sum_{i \in C} w' \cdot X_{c,i} \cdot X'_{c,i} \cdot w = \frac{1}{n_c} \cdot \sum_{i \in C} w' \cdot R_c \cdot w$$

En el caso en que se tengan dos clases ($C = 1,2$), el algoritmo CSP tiene como objetivo maximizar la razón de potencia media de una clase sobre el eje de proyección w . Este tipo de problemas se resuelve utilizando la técnica de los multiplicadores de Lagrange, con la función objetivo:

$$f = w' \cdot R_1 \cdot w$$

sujeta a la restricción:

$$g = w' \cdot R_2 \cdot w - c = 0$$

De esta forma:

$$\Delta f = \lambda \cdot \Delta g \rightarrow \Delta f - \lambda \cdot \Delta g = 0$$

y, por tanto,

$$\frac{df}{dw} - \lambda \cdot \frac{dg}{dw} = 0$$

que, traducido al espacio de vectores y matrices que se está utilizando, implica que:

$$L(\lambda, w) = f - \lambda \cdot g =$$

$$= w' \cdot R_1 \cdot w - \lambda \cdot (w' \cdot R_2 \cdot w - c)$$

y de esta manera:

$$\frac{dL}{dw} = 2 \cdot w' \cdot R_1 - \lambda \cdot (2 \cdot w' \cdot R_2) = 0$$

donde λ es el denominado multiplicador de Lagrange. Como R_c es una matriz simétrica, la ecuación anterior puede expresarse como:

$$(R_2^{-1} \cdot R_1) \cdot w = \lambda \cdot w$$

que simplemente plantea un problema de autovalores en el que la matriz del problema es $A = (R_2^{-1} \cdot R_1)$, λ el autovalor, y w es el autovector correspondiente a dicho autovalor. Para maximizar el cociente de Rayleigh, que constituye el objetivo del problema, se debe encontrar el autovector w correspondiente al mayor de los autovalores de la matriz A . Por tanto, el filtro al que nos hemos referido se expresa como una matriz, W_{csp} , de dimensión $d \times N$, construida al tomar los $d = 2 \cdot m$ ($d \leq N$) autovectores correspondientes a los m mayores y m menores autovalores, es decir:

$$W_{csp} = [w(\lambda, 1) \dots w(\lambda, m) \dots w(\lambda, N-m+1) \dots w(\lambda, N)]'$$

siendo $w(\lambda, i)$ es el componente i -ésimo del autovector correspondiente al autovalor λ . Cada uno de estos autovectores actúa como un filtro espacial, por lo que la matriz W_{csp} no es más que un banco de filtros. Cada EEG es entonces filtrado espacialmente de la siguiente forma:

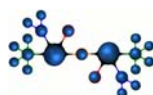
$$Z_{c,i} = W_{csp} \cdot X_{c,i}$$

Donde $Z_{c,i}$ (matriz de dimensión $d \times T$) es la señal multidimensional filtrada espacialmente usando el banco de filtros. La potencia (varianza) de cada señal a la salida del banco de filtros, calculada en una banda de frecuencias específica, representa un elemento del vector de características del EEG, es decir:

$$f_{csp_{c,i}^k} = \log \frac{\text{var } Z_{c,i}^k}{\sum_{l=1}^{2 \cdot m} \text{var } Z_{c,i}^l}$$

donde $f_{csp_{c,i}^k}$ es la característica k -ésima del vector de características $f_{csp_{c,i}}$, que tiene dimensión $d \times 1$ y que pertenece al i -ésimo EEG, y $Z_{c,i}^k$ es la fila k -ésima de $Z_{c,i}$. Se utiliza el logaritmo de la varianza para aproximar la distribución de las características a una distribución normal.

Puesto que en el caso considerado en el presente artículo, se trabaja con EEG correspondientes a tres



tipos de tareas mentales, es necesario adaptar el análisis anterior al caso de múltiples clases. En este trabajo, se ha propuesto un método que consiste en maximizar la potencia de cada clase respecto al resto. Por ejemplo, para la clase C, el algoritmo aplicado a CSP se calcularía como:

$$w_C = \arg \max \frac{w' \cdot R_C \cdot w}{\sum_{j \neq C} w' \cdot R_j \cdot w}$$

El resultado son tres matrices de filtrado espacial, una para cada clase frente al resto. La aproximación propuesta en este artículo, consiste en construir una matriz de filtrado global, concatenando las tres que se han obtenido. Al realizar el producto de dicha matriz por la correspondiente al EEG, se está filtrando el EEG con los tres filtros generados para cada clase frente a las otras dos. El número de autovectores escogido es $d=14$ ($m=7$). Los coeficientes que actúan como características se obtienen aplicando el logaritmo de la varianza, al igual que en el caso de dos clases, pero utilizando el EEG filtrado con la nueva matriz.

4 Resultados experimentales

Como se ha indicado anteriormente, en nuestros experimentos hemos utilizado datos incluidos en la base de datos de BCI de la Universidad de Essex, y correspondientes a tres diferentes clases de movimientos imaginados (mano derecha, izquierda, y pie) de diez individuos (101-110) con edades comprendidas entre 24 y 50 años (58% mujeres, y 5% no familiarizados con BCI). Se utiliza una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Más detalles de esta base de datos puede encontrarse en [12]. Los ficheros de patrones de entrenamiento incluyen 178 patrones para el entrenamiento, y los de test contienen 179 patrones. La optimización objetivo, que implementa el procedimiento de selección que se ilustra en la Figura 2, se basa en el algoritmo evolutivo NSGA-II [13] y utiliza LDA (*Linear Discriminant Analysis*) multiclase como procedimiento de clasificación (igual que en [12]). Se usan dos funciones de coste, C1 y C2, donde C1 es igual $1-K$, siendo K el índice Kappa [14] evaluado con los patrones de entrenamiento, y C2 es la capacidad de generalización evaluada como menos el valor medio de las pérdidas en una validación cruzada con 10 repeticiones, y utilizando los patrones de entrenamiento. El procedimiento multiobjetivo trata de minimizar C1 y C2, se ha implementado en MATLAB®, y se ha ejecutado en un computador con procesador P8700 a 2.53 GHz y 4 GB de RAM.

Una vez realizada la extracción de características por medio de los distintos procedimientos indicados en la

Sección 3, se aplica la selección de características sobre los ficheros de patrones obtenidos utilizando el procedimiento de selección multiobjetivo (Figura 2). Dado que los tiempos de ejecución son elevados, se realiza una primera comparación entre las distintas alternativas de extracción utilizandolos datos correspondientes al individuo 104 (los resultados publicados con estos datos, [12], están entre los mejores resultados al comparar con los de otros sujetos de la base de datos). En este caso, los experimentos se realizan con una población de 50 individuos y 30 generaciones. El número de componentes en la solución final es de 60 para PSD y la transformada Wavelet, y 25 para el resto. La Tabla 1, muestra los valores del índice Kappa (evaluados con los patrones de entrenamiento y de test) de la mejor solución encontrada con los patrones definidos por cada procedimiento de extracción. También se muestra el tiempo de ejecución del procedimiento multiobjetivo de selección para cada una de las alternativas.

Tabla 1: Comparación de los procedimientos de extracción considerados a través de sus índices Kappa de reconocimiento (sujeto 104)

Procedimiento de Extracción	K (entren.)	K (test)	T (s)
PSD bajas frec.	0,6268	0,5218	5544
PSD 10-12 Hz	0,7960	0,6060	5890
AR 4	0,2998	0,2783	3112
AR 6	0,2303	0,2250	4036
Coiflets 1	0,5586	0,4958	6170
Daubechies 4	0,7370	0,6206	6688
CSP	0,8222	0,8067	2444

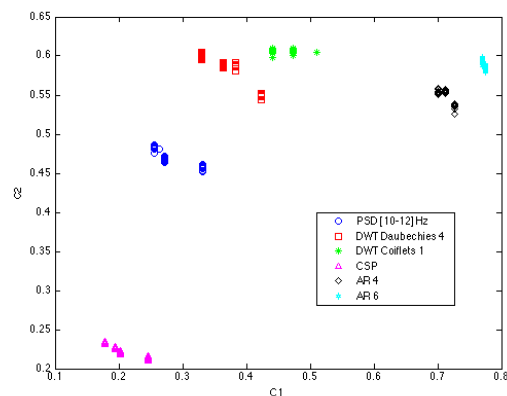
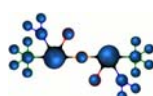


Figura 3: Valores de C1 y C2 en las poblaciones de soluciones obtenidas por optimización multiobjetivo con los procedimientos de extracción considerados (para el sujeto 104)

De la Tabla 1, se concluye que las tres alternativas que proporcionan mejores resultados (mayores valores de K para los patrones de test) son la PSD de cinco coeficientes en el intervalo [10 – 12] Hz, la



DWT Daubechies 4 y los coeficientes CSP. En cuanto a los tiempos de ejecución, el menor valor corresponde a los coeficiente CSP y el mayor, precisamente a la DWT Daubechies. La Figura 3 muestra los valores de C1 y C2 obtenidos por la población de soluciones alcanzadas utilizando los patrones cuyas componentes son las características extraídas por los distintos procedimientos de extracción que aparecen en la Tabla 1. Como se puede observar en la Figura 3, las tres alternativas que se han elegido a partir de los datos de la Tabla 1 son las que proporcionan los mejores frentes de Pareto (menores valores de C1 y C2). Seguramente, poblaciones con más individuos y un mayor número de generaciones mejorarían las prestaciones obtenidas por el procedimiento de optimización multiobjetivo. Sin embargo, hay que tener en cuenta los considerables tiempos de procesamiento que se requieren, y la necesidad de realizar un número suficiente de repeticiones de experimentos dada la componente aleatoria del algoritmo evolutivo que se utiliza para la selección de características. Como se indica en las conclusiones de este artículo (Sección 5), el aprovechamiento del paralelismo de los actuales computadores multinúcleo permitiría disponer de una mayor cantidad de resultados para extraer conclusiones.

A continuación, se realiza un análisis más exhaustivo para esos tres procedimientos considerando los datos de más individuos. Debido al considerable tiempo de ejecución de cada experimento, en una primera aproximación, se han realizado tres experimentos. La población utilizada también ha sido de 50 individuos, y se han ejecutado 50 generaciones para las extracciones mediante PSD y CSP, 20 generaciones para la DWT Daubechies 4, con un máximo de 25 características en la solución final para los casos de la PSD y CSP, y 60 para el caso de la DWT Daubechies 4. En la Tabla 2, se muestran los valores medios y las desviaciones estándar del índice Kappa, K, para la mejor solución obtenida en cada ejecución (evaluada con los patrones de test).

Tabla 2: Medias y desviaciones típicas de los mejores valores de K para los procedimientos de extracción considerados (3 repeticiones)

Sujeto	PSD	DWT	CSP
101	0,7654 ±0,0363	0,6189 ±0,0131	0,7003 ±0,0214
102	0,5997 ±0,0062	0,5275 ±0,0757	0,6391 ±0,0588
103	0,6089 ±0,0309	0,5921 ±0,0484	0,5088 ±0,0078
104	0,7052 ±0,0737	0,5691 ±0,0859	0,8235 ±0,0222
105	0,6592 ±0,0426	0,6165 ±0,0318	0,4103 ±0,0124

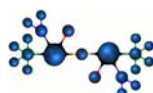
106	0,5932 ±0,0563	0,5699 ±0,0697	0,4745 ±0,0134
107	0,7483 ±0,0510	0,5469 ±0,0757	0,8044 ±0,0557
108	0,5083 ±0,0608	0,5725 ±0,0444	0,5098 ±0,0724
109	0,6899 ±0,0301	0,5835 ±0,0129	0,5532 ±0,0256
110	0,6844 ±0,0293	0,5698 ±0,0545	0,7486 ±0,0145

De los datos que muestra la Tabla 2, puede concluirse que los individuos 101 y 104 son los que presentan una mejor capacidad para la tarea de BCI considerada. También puede deducirse que, en general, la extracción de características mediante Wavelet de un solo nivel, devuelve peores resultados que las otras dos que se han empleado (salvo para uno de los individuos). El uso de coeficientes CSP proporciona muy buenos resultados, sobre todo teniendo en cuenta que, para este tipo de extracción, el tiempo de ejecución es considerablemente inferior al del resto de alternativas. También se ha observado que los resultados con la extracción mediante PSD empeoran menos que los de otras alternativas de extracción, al compararlos con los que se obtienen con el conjunto de entrenamiento.

Se ha realizado un análisis para determinar hasta qué punto las diferencias observadas entre los procedimientos PSD y CSP son estadísticamente significativas. Para ello se consideran los mejores valores de Kappa evaluados para los patrones de test que se obtienen tras 10 ejecuciones de cada uno de los procedimientos de extracción considerados, en el caso de los individuos 101 y 104. Para comprobar si los resultados obtenidos pertenecen a una distribución estadística de tipo normal, se ha realizado un test de Kolmogorov-Smirnov. Dado que en todos los casos se obtiene que los datos se ajustan a una distribución normal, se ha aplicado análisis de varianza sobre los conjuntos de índices de Kappa máximos obtenidos. El análisis realizado muestra que tanto para el caso del individuo 101 como el del 104 los valores de p son muy bajos (respectivamente $7e-3$ y $2.3e-6$, con una confianza del 95%). Por lo tanto se puede concluir que las diferencias entre los dos procedimientos son significativas. Dependiendo del individuo, el mejor procedimiento de extracción sería el CSP, o el PSD considerado.

Tabla 3: Medias de los mejores valores de K para los procedimientos de extracción considerados (10 repeticiones)

Sujeto	PSD	CSP
101	0,7502 ± 0,0242	0,6801 ± 0,0195
104	0,7444 ± 0,0529	0,8173 ± 0,0169



5 Conclusiones

En el artículo se describe una estrategia para la evaluación de la etapa de extracción de características en la clasificación de EEG basado en las prestaciones que, utilizando los patrones cuyos componentes vienen definidos por dichas características, alcanzan los clasificadores ajustados mediante optimización multiobjetivo.

Los resultados de los primeros experimentos que se han realizado ilustran el uso de la estrategia propuesta para comparar distintos procedimientos de extracción en tareas definidas en la base de datos de BCI de la Universidad de Essex. Entre los procedimientos de extracción analizados están distintas alternativas de transformación de Wavelets, modelado autorregresivo, PSD, y CSP. Precisamente el PSD 10-12Hz y el CSP son los que, tras los experimentos realizados, presentan un mejor comportamiento.

Dado que los tiempos de ejecución de la estrategia son significativos, el aprovechamiento del paralelismo frecuentemente disponible en las arquitecturas de cómputo actuales es una alternativa a considerar para agilizar el trabajo experimental y realizar comparaciones más exhaustivas basadas en un mayor número de experimentos. En [15] se pone de manifiesto que la selección de características en problemas con espacios de decisión de dimensión elevada, mediante una aproximación multiobjetivo como la que aquí se describe, se puede acelerar considerablemente aprovechando el paralelismo de arquitecturas multi-núcleo.

Por supuesto, el uso de otros clasificadores y el análisis de la influencia del clasificador utilizado en la eficacia del procedimiento de extracción son otras posibles líneas de trabajo que pueden verse beneficiadas de la propuesta que se ha descrito aquí.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el proyecto del Ministerio de Economía y Competitividad TIN2012-32039, y por el proyecto de excelencia de la Junta de Andalucía P11-TIC-7983, ambos cofinanciados con fondos FEDER. Agradecemos al profesor John Q. Gan de la School of Computer Science&Electronic Engineering el acceso a la base de datos del laboratorio de BCI de la Universidad de Essex.

6 Referencias

[1] Wolpaw, J.R.; Birbaumer, N.; McFarland, D.J.; Pfurtscheller, G.; Vaughan, T.M. (2002) "Brain-computer interfaces for communication and

control," *Clin. Neurophys.*, vol. 113, pp. 767-91.

[2] Lotte, F.; Congedo, M.; Lécuyer, A.; Lamarche, F.; Arnaldi, B. (2007) "A Review of Classification Algorithms for EEG-based Brain-Computer Interfaces". *Journal of Neural Engineering*, 4.

[3] Handl, J.; Knowles, J. (2006) "Feature selection in unsupervised learning via multi-objective optimization". *Int. Journal of Computational Intelligence Research*, Vol.2, No.3, pp.217-238, 2006.

[4] Emmanouilidis, C.; Hunter, A.; MacIntyre, J. (2000) "A multiobjective evolutionary setting for feature selection and a commonality-based crossover operator". In *Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, IEEE Press, New York, NY, pp. 309-316.

[5] Oliveira, L.S.; Sabourin, R.; Bortolozzi, F.; Suen, C.Y. (2003) "A methodology for feature selection using multiobjective genetic algorithms for handwritten digit string recognition". *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 17(6), pp. 903-929.

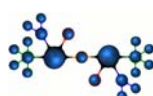
[6] Kim, Y.; Street, W.N.; Menczer, F. (2002) "Evolutionary model selection in unsupervised learning". *Intelligent Data Analysis*, 6(6), pp. 531-556.

[7] Morita, M.; Sabourin, R.; Bortolozzi, R.; Suen, C.Y. (2003) "Unsupervised feature selection using multi-objective genetic algorithms for handwritten word recognition", In *Proceedings of the Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition*, IEEE Press, New York, NY, pp. 666-671, 2003.

[8] Davies, J.L.; Bouldin, D.W. (1979) "A cluster separation measure". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1, pp. 224-227.

[9] Pardey, J.; Roberts, S.; Tarassenko, L. (1996): "A review of parametric modelling techniques for EEG analysis". *Medical Engineering & Physics*, Vol. 18, No.1, pp.2-11.

[10] Subasi, A. (2007): "EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model". *Expert Systems with Applications*, Vol.32, No.4, pp.1084-1093.



- [11] Grosse-Wentrup, M.; Buss, M. (2008): "Multiclass Common Spatial Patterns and information theoretic feature extraction". IEEE Trans. on Biomedical Engineering, Vol.55, No.8, pp.1991-2000.

- [12] Asensio-Cubero, J.; Gan, J.Q.; Palaniappan, R. (2013): "Multiresolution analysis over simple graphs for brain computer interfaces". Journal of Neural Engineering, Vol. 10, No. 4, doi:10.1088/1741-2560/10/4/046014.

- [13] Deb, K.; Agrawal, S; Pratab, A.; Meyarivan, T. (2000): "A fast elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithms for multi-objective optimisation: NSGA-II". In Proc. of the 6th Int. Conf. on Parallel Problem Solving from Nature (PPSN VI), LNCS 1917, pp.849-858, Springer-Verlag.

- [14] Cohen, J. (1960): "A coefficient of agreement for nominal scales". Educ. Psychological Meas., Vol. 20, pp. 37-46.

- [15] Kimovski, D.; Ortega, J.; Ortiz, A.; Baños, R. (2015): "Parallel alternatives for evolutionary multi-objective optimization in unsupervised feature selection". Expert Systems with Applications, Vol.42, No.9, pp.4239-4252.

