



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS
DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

**UNIDAD ZACATENCO
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
SECCIÓN DE BIOELECTRÓNICA**

**“Desarrollo de un sistema de Interfaz Cerebro-Computadora (BCI)
aplicado a la rehabilitación neurológica de pacientes con deficiencias
motoras”**

T E S I S

Que presenta

M. EN C. JESSICA CANTILLO NEGRETE

Para obtener el grado de

DOCTORA EN CIENCIAS

EN LA ESPECIALIDAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA

Director de Tesis:

Dr. David Elías Viñas.

México, D.F.

Enero de 2015

Dedicatorias

Al amor de mi vida, Ruben Isaac, porque desde que estoy a su lado ha sido mi inspiración y mi apoyo.

A mis padres, Ricardo y Reyna, por ser el mejor ejemplo de esfuerzo y sacrificio que Dios me pudo dar.

A mis hermanos, a Ricardo por ser un ejemplo de entrega y pasión por el trabajo, y a Sandra por rogar por nosotros desde el cielo.

Agradecimientos

A Dios por darme siempre la fuerza para seguir adelante y cumplir esta meta a pesar de los obstáculos y las caídas.

A mis Padres, Ricardo y Reyna, por siempre creer en mí y apoyarme en mi carrera profesional.

A Ruben Isaac, por ser el mejor compañero profesional y de vida, por brindarme su ayuda y por sus opiniones, siempre objetivas, para mejorar este trabajo.

A Gustavo por ser el mejor amigo que pude encontrar en el CINVESTAV, por sus consejos para terminar esta tesis y, por su habilidad de hacerme reír en los momentos buenos y malos.

Al Dr. David Elías Viñas por sus conocimientos transmitidos para la realización de esta tesis y por su invaluable apoyo en cada uno de los resultados obtenidos.

A la Dra. Josefina Gutiérrez Martínez por su apoyo y por darme la oportunidad de adquirir y desarrollar mis conocimientos en el Instituto Nacional de Rehabilitación.

Al Dr. Paul Carrillo Mora, al Dr. Teodoro Flores Rodríguez y al Dr. Héctor Brust Carmona, por compartir sus conocimientos conmigo y por estar siempre dispuestos a brindarme su ayuda.

A todos los voluntarios que participaron en este trabajo, pero sobre todo, a los pacientes con EVC, por su disponibilidad y el gran esfuerzo que realizaron para completar los estudios.

Al pueblo de México, que a través del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT), me otorgó una beca para culminar mis estudios de doctorado.

Contenido

Resumen.....	1
Abstract.....	2
Introducción.....	3
Capítulo 1. Antecedentes	6
1.1 Enfermedad Vascolar Cerebral.....	6
1.1.1 Tipos de EVC	6
1.1.2 Signos y síntomas.....	7
1.1.3 Rehabilitación.....	7
1.2 Sistemas de Interfaz Cerebro-Computadora	8
1.3 Adquisición de la Señal Eléctrica Cerebral	10
1.3.1 Electroencefalografía	11
1.4 Imaginación Motora	16
1.5 Procesamiento de la señal de EEG	16
1.5.1 Pre-procesamiento	17
1.5.2 Métodos de Extracción de Características	22
1.5.3 Análisis de discriminante lineal.....	25
1.5.4 Evaluación de los sistemas BCI	26
1.6 Estado del arte.....	29
1.7 Planteamiento del Problema.....	32
1.8 Justificación	33
Capítulo 2. Objetivos	36

2.1	Objetivos General	36
2.1.1	Objetivos Específicos	36
Capítulo 3.	Desarrollo	37
3.1	Grupo fuente	39
3.1.1	Criterios de Inclusión	39
3.1.2	Criterios de Exclusión.....	39
3.1.3	Criterios de Eliminación.....	39
3.1.4	Evaluación Neuropsicológica de los participantes.....	40
3.1.5	Evaluación cualitativa de los registros de EEG	40
3.2	Grupo de prueba.....	41
3.3	Grupo de EVC.....	41
3.3.1	Criterios de Inclusión	42
3.3.2	Criterios de Exclusión.....	42
3.3.3	Criterios de Eliminación.....	42
3.3.4	Evaluación Neuropsicológica	43
3.3.5	Evaluación cualitativa de los registros de EEG	43
3.4	Protocolo experimental	44
3.5	Adquisición de señales	46
3.6	Construcción de un sistema de Electromiografía.....	47
3.7	Interfaz visual para presentación de guías visuales.....	49
3.8	Pre-procesamiento de las señales de EEG	52
3.8.1	Etapas de filtrado temporal	53
3.9	Análisis tiempo-frecuencia de las señales de EEG del grupo fuente	54
3.9.1	Análisis estadístico de la potencia espectral	55
3.9.2	Etapas de filtrado espacial	62

3.10	Extracción de Características	65
3.11	Clasificación.....	66
3.12	Pruebas realizadas	67
3.12.1	Prueba con sujetos sanos	67
3.12.2	Prueba del potencial uso con pacientes con EVC.....	68
3.13	Nivel práctico de aleatoriedad.....	73
3.14	Análisis estadístico	74
3.15	Implementación en línea de un sistema BCI no personalizado	74
Capítulo 4.	Resultados	79
4.1	Porcentajes de exactitud en la clasificación en la etapa de validación	79
4.2	Porcentajes de exactitud en la clasificación en la etapa de prueba.....	81
4.2.1	Sujetos sanos.....	81
4.2.2	Pacientes con EVC	83
4.3	Pruebas de la implementación en línea de un BCI no personalizado	85
Capítulo 5.	Discusión.....	86
Capítulo 6.	Conclusiones y perspectivas	92
Apéndice 1.....		104
Apéndice 2.....		107
Anexo 1.....		109

Lista de figuras

Figura 1. Elementos que integran un sistema BCI	9
Figura 2. Sistema 10-20 para la colocación de electrodos.....	13
Figura 3. Ondas cerebrales.....	15
Figura 4. Potencia espectral de imaginación de mano derecha contra mano izquierda con diferentes filtros espaciales.....	21
Figura 5. Diagrama a bloques del sistema BCI no personalizado propuesto.....	38
Figura 6. Diagrama a bloques de las etapas implementadas para el BCI no personalizado.	38
Figura 7. Línea de tiempo del protocolo experimental.....	45
Figura 8. Participante sano durante el registro de señal de EEG mientras ejecuta e imagina movimientos de las manos.....	46
Figura 9. Paciente con EVC durante el registro de señal de EEG mientras ejecuta e imagina movimientos de las manos.....	47
Figura 10. Vista anterior (arriba) y posterior (abajo) del amplificador de EMG construido.....	48
Figura 11. Colocación de los electrodos de EMG para registrar los movimientos de la mano.	49
Figura 12. Conexión de la salida del microcontrolador a una entrada digital del amplificador g.Tec.	51
Figura 13. Pantalla del visualizador del amplificador g.TEC®.....	52
Figura 14. RTFs promedio de 10 ensayos de movimiento real de mano izquierda (MOVIZQ) y de movimiento de mano derecha (MOVDER) para el grupo fuente.	58
Figura 15. RTFs promedio de 10 ensayos de imaginación de movimiento de mano izquierda (IMIZQ) y de imaginación de movimiento de mano derecha (IMDER) para el grupo fuente.	58
Figura 16. RTFs de los canales C3, Cz y C4 para la tarea de movimiento de mano izquierda (MOVDER) y, mano derecha (MOVIZQ).....	59
Figura 17. RTFs de los canales C3, Cz y C4 para la tarea de imaginación de movimiento de mano izquierda (IMDER) y, mano derecha (IMIZQ).....	60

Figura 18. a) Representaciones topográficas promedio de todos los sujetos de la ERD generada durante el movimiento de las manos, y b) durante la intención de movimiento de las manos.....	61
Figura 19. a) Intervalos seleccionados para la clase 1 y clase 2 para la comparación de IMDER vs. REP e IMIZQ vs. REP. b) Intervalos seleccionados para la clase 1 y clase 2 para la comparación de IMDER vs. IMIZQ.	63
Figura 20. Patrones espaciales comunes para la discriminación entre IMDER vs. IMIZQ, obtenidos con los datos del grupo fuente.	64
Figura 21. Patrones espaciales comunes para la discriminación entre IMIZQ vs. REP, obtenidos con los datos del grupo fuente.....	64
Figura 22. Patrones espaciales comunes para la discriminación entre IMDER vs. REP, obtenidos con los datos del grupo fuente.....	65
Figura 23. Análisis de la IM del paciente 1.....	69
Figura 24. Análisis de la IM del paciente 2.....	69
Figura 25. Análisis de la IM del paciente 3.....	70
Figura 26. Análisis de la IM del paciente 4.....	71
Figura 27. Análisis de la IM del paciente 5.....	71
Figura 28. Análisis de la IM del paciente 6.....	72
Figura 29. Señales de EEG de los 11 canales de un paciente con EVC leídas en línea.....	76
Figura 30. Señales de EEG de los 11 canales de un paciente con EVC leídas en línea, filtradas de 8 a 30 Hz y re-referenciadas con CAR.....	76
Figura 31. Representación gráfica de la salida del clasificador LDA.....	77
Figura 32. Elementos de la implementación en línea de un sistema BCI no personalizado	78
Figura 33. Resultados de la etapa de validación.....	80
Figura 34. ACC promedio de todos los sujetos en cada BCI para las tres condiciones analizadas.	81

Resumen

Los sistemas de interfaz cerebro-computadora (BCI) interpretan las intenciones del usuario a partir de la señal eléctrica cerebral y las convierten en comandos para controlar dispositivos externos. Los sistemas BCI son una herramienta que tiene un buen potencial para ayudar a la rehabilitación de pacientes con discapacidad neuromotora, pero a la fecha, no existen un BCI que pueda usarse fuera de los centros de investigación. Una de las dificultades para la implementación de un BCI es el tiempo de diseño y calibración del sistema. Los pacientes no tienen las condiciones físicas, ni psicológicas para completar todo el proceso de diseño. Por esta razón, la mayoría de los BCI son diseñados en un esquema personalizado usando datos de sujetos sanos. El desarrollo de sistemas no personalizados es una opción para disminuir el número de sesiones de entrenamiento para el diseño de un BCI funcional para pacientes.

En este trabajo se propone el diseño de un BCI no personalizado basado en la imaginación de movimiento considerando el género de los sujetos. Para el diseño del sistema se usan señales de EEG de sujetos sanos filtradas temporal y espacialmente con el método de Patrones Espaciales Comunes. De las señales de EEG se obtienen características de varianza logarítmica y se catalogan las señales con un clasificador de análisis de discriminante lineal. El desempeño se evalúa comparando los resultados con un BCI no personalizado tradicional y, posteriormente, se compara con el desempeño de los diseños personalizados para seis sujetos sanos que no fueron incluidos en la muestra inicial. Finalmente, se evalúa el uso potencial de la propuesta con pacientes con discapacidad motora debida a enfermedad vascular cerebral (EVC) de localización subcortical.

Los resultados muestran que en la mayoría de los casos evaluados, los BCI por género tienen un mejor desempeño que el BCI personalizado que no toma en cuenta el género, y que el desempeño es similar a los diseños personalizados de cada sujeto sano. También se demostró que es posible utilizar los BCI por género para los pacientes con EVC subcortical.

Abstract

Brain computer interface (BCI) systems translate the intentions of a user, through the Electroencephalographic (EEG) signals, which are converted into commands used to control external devices. The BCI systems are a tool with potential to help in the rehabilitation process of motor impaired patients. However, it is not yet possible to have BCI systems that can be used outside of the research centers. One of the difficulties for the implementation of BCI systems for patients is the time consumed in the design process of these systems, since patients do not have the adequate physical nor psychological conditions to complete the process. For this reason most of BCIs are designed in a subject-dependent approach using data of healthy subjects. The developing of subject-independent systems is an option to decrease the required training sessions to design a BCI with patient functionality.

This work presents an approach of a subject-independent system based on hand motor imagery taking gender into account. Subject-Independent BCIs are proposed using Common Spatial Patterns and log variance features of healthy subjects. The performance of the developed gender-specific BCI designs was evaluated with respect to a subject-independent BCI designed without taking gender into account, and afterwards its performance was evaluated with data of six healthy subjects that were not included in the initial sample. Finally, the potential use for subcortical stroke patients was evaluated with six patients with right or left hand weakness.

For most of the tested conditions, the designed gender-specific BCIs have a statistically significant better performance than those that did not take gender into account. It was also observed that with a BCI designed with healthy subjects' data, it was possible to classify hand motor imagery of subcortical stroke patients.

Introducción

La vida en el mundo actual representa un gran reto para las personas con alguna discapacidad motora, pues para ellos es complicado el acceso a la infraestructura, la educación, el campo laboral y los servicios de salud. La Enfermedad Vascul ar Cerebral (EVC) es la primera causa de discapacidad a nivel mundial [1] y generalmente tiene como consecuencia la pérdida o disminución de la movilidad de una o varias extremidades, especialmente las extremidades superiores (hemiparesia), por lo que los pacientes requieren de rehabilitación física y ocupacional para reincorporarse a sus actividades de la vida diaria. A pesar de recibir rehabilitación, la función motora de las manos es una de las últimas funciones en recuperarse después de un EVC. La mano es un órgano indispensable para el ser humano, ya que asegura su independencia, le permite comunicarse con otras personas y realizar sus actividades laborales.

La rehabilitación integral de los pacientes con secuelas motoras debido a un EVC, representan una gran inversión tanto en tiempo como en dinero, lo que hace que muchas personas no estén dispuestas a realizarla, ya que no solo existe una inversión de tiempo por parte del paciente, sino también por parte de un cuidador primario que puede ser un familiar o un profesional contratado. Además, en muchas ocasiones el paciente no concluye las terapias al notar una lenta mejoría o por el cansancio generado en el proceso. Esto ha sugerido que estos procesos requieren de nuevos equipos y técnicas que contribuyan a mejorar la rehabilitación del paciente.

Actualmente se están desarrollando sistemas denominados interfaz cerebro-computadora o BCI (por sus siglas en inglés), que se utilizan para ayudar a personas con discapacidad motora a mejorar su interacción con el entorno mediante la detección de patrones, generados voluntariamente, en su actividad cerebral, por ejemplo: para controlar el puntero en la pantalla de una computadora, seleccionar letras en un teclado virtual para escribir palabras, controlar sillas de ruedas, prótesis

y órtesis. De igual manera, se ha planteado que estos sistemas pueden ayudar a contribuir al proceso de rehabilitación neurológica del paciente.

Los sistemas BCI basados en electroencefalografía de superficie (EEG) son los más estudiados, esto es debido a las ventajas de bajo costo y fácil acceso que ofrecen para adquirir las señales cerebrales con respecto a otras técnicas como, la magneto-encefalografía (MEG), resonancia magnética funcional (RMf) o espectroscopia funcional por infrarrojo cercano (fNIR). El análisis de la señal de EEG permite determinar los cambios de amplitud, energía y potencia que representan las intenciones del usuario. Una de las estrategias más utilizadas para generar cambios en los ritmos de la señal de EEG, es la imaginación de movimiento (IM), la cual se ha demostrado que genera cambios similares al movimiento real [2] [3], por lo que es una estrategia muy útil en el caso de los pacientes con hemiparesia que no pueden mover su mano, pero si pueden intentar moverla debido a que sus habilidades cognitivas están intactas. Al decodificar la intención de movimiento, el sistema la traduce en señales de control para un dispositivo externo que contribuya a lograr su rehabilitación.

Los sistemas BCI han tenido gran auge en los últimos 20 años, por lo que muchos grupos de investigación en el mundo, trabajan en fortalecer los puntos débiles que aún tienen. Por ejemplo, los BCI basados en IM, continúan diseñándose y probándose solamente en centros de investigación, y la mayoría de ellos se basan en señales de EEG de sujetos sanos [4] [5] [6] [7]. Uno de los problemas más grandes que se enfrenta para tener una aplicación clínica para pacientes con discapacidad, es el largo proceso de diseño y calibración del sistema, pues se requieren muchas sesiones de registro de EEG, tanto para entrenar al paciente como al sistema [8]. El diseño de sistemas que permitan a un usuario nuevo obtener un buen desempeño con mínimo entrenamiento podría disminuir las sesiones extenuantes para los pacientes, y aceptar su uso en la práctica clínica.

En México la investigación y desarrollo de los sistemas BCI basado en IM aún no cuenta con antecedentes importantes, por lo que considerando el potencial de estos

sistemas, y la gran cantidad de personas discapacitadas en el país que necesitan rehabilitación, con métodos que mejoren los resultados y disminuyan el tiempo de las terapias físicas, en este trabajo se propone el diseño de un sistema de interfaz cerebro-computadora basado en la imaginación de movimiento de la mano para apoyar la rehabilitación de pacientes con hemiparesia debido a un EVC, que disminuya las sesiones de entrenamiento del paciente. Un BCI basado en imaginación de movimiento además de permitir controlar dispositivos externos, permitiría ofrecer un método efectivo para la neurorehabilitación de los pacientes, pues se ha demostrado que el estímulo generado al realizarla contribuye a la recuperación de las funciones de la corteza cerebral [9] [10]. El trabajo se propuso para resolver una necesidad del Instituto Nacional de Rehabilitación, y se desarrollará con el apoyo de esta institución de salud nacional, pionera en la atención de las personas con alguna discapacidad, para la implementación y validación del proyecto.

La estructura de la tesis es la siguiente, en Capítulo 1, se presentan los antecedentes del proyecto, la obtención del EEG y la teoría de los sistemas BCI. También se describen los métodos de adquisición de la señal cerebral, de procesamiento y clasificación usado en el desarrollo del trabajo y, el estado de la investigación actual en este tema. Finalmente, se plantea el problema a resolver y la justificación de este trabajo. En el Capítulo 2, se presentan los objetivos, tanto generales como particulares, de este proyecto. En el Capítulo 3, se presenta la metodología que se siguió para alcanzar los objetivos planteados. Posteriormente, en el Capítulo 4, se presentan los resultados del proyecto, y en el Capítulo 5, la discusión de los mismos. Finalmente, en el Capítulo 6 se presentan las conclusiones y el trabajo a futuro.

Capítulo 1. Antecedentes

En este capítulo se presentan los conceptos teóricos del EVC, la adquisición de las señales de EEG y las bases fisiológicas de la imaginación de movimiento. También se describen los métodos de procesamiento y clasificación de la señal de EEG usados en el diseño de la interface cerebro-computadora propuesta en este trabajo. Y al final, se presenta una revisión de algunos estudios recientes que abordan el tema de BCI no personalizados.

1.1 Enfermedad Vascular Cerebral

La Organización Mundial de la Salud (OMS) define a la enfermedad vascular cerebral (EVC) como un síndrome clínico caracterizado por el rápido desarrollo de síntomas y/o signos correspondientes usualmente a una afección neurológica focal, y que persiste más de una hora, sin otra causa aparente que el origen vascular [11]. También se le conoce como ictus y es una de las primeras causas de ingreso hospitalario. Aunque se puede presentar en cualquier edad, su incidencia se incrementa a partir de los 55 años.

1.1.1 Tipos de EVC

Debido a la heterogeneidad de los EVC, conviene agruparlos en dos tipos: isquémicos y hemorrágicos. Los primeros ocurren en 70 a 80% de las veces y los hemorrágicos en 20 a 30%.

La EVC isquémica es causada cuando las arterias que irrigan al cerebro son obstruidas mecánicamente de manera súbita, lo que genera una disminución en el suministro de sangre y por lo tanto de oxígeno y glucosa al tejido cerebral, lo que conduce a daño y muerte neuronal. Esta obstrucción frecuentemente es causada por trombos, los cuales puede formarse tanto en las arterias que conectan al cerebro como en otra zona lejana antes de ser transportados por el flujo sanguíneo a las

delgadas arterias del cerebro. Los trombos pueden formarse sobre las placas de grasa que se desarrollan dentro de las arterias (ateroesclerosis).

La EVC hemorrágica es causada por la ruptura de las arterias cerebrales. La hemorragia genera presión en las células cerebrales y las daña. Los vasos sanguíneos pueden derramar sangre en la zona central del cerebro o cerca de la superficie del cerebro, enviando sangre dentro del espacio entre el cerebro y el cráneo. Las rupturas pueden provocarse por condiciones como hipertensión, trauma, medicamentos y aneurismas (debilidad en las paredes de los vasos sanguíneos).

1.1.2 Signos y síntomas

La EVC generalmente tiene un inicio súbito con síntomas focales, que incluyen, asimetría facial, debilidad de un brazo o una pierna particularmente de un lado del cuerpo (hemiparesia), alteración de la sensibilidad hemicorporal, disminución del campo visual, problemas de lenguaje, cefalea intensa, problemas de coordinación y marcha.

1.1.3 Rehabilitación

La EVC es un evento que cambia la vida y que puede afectar a una persona, tanto física como emocionalmente. Es por ello que, después del tratamiento primario con medicamentos o procedimientos quirúrgicos, es necesario un proceso de rehabilitación para que la persona pueda recuperarse completamente. La rehabilitación incluye:

- 1) Terapia de lenguaje para ayudar con los problemas del habla. Practicar, relajarse y cambiar el estilo de comunicación, por ejemplo, usando gestos o diferentes tonos.
- 2) Terapia física para ayudar con el reaprendizaje del movimiento, incremento de la fuerza y la coordinación muscular.
- 3) Terapia ocupacional para ayudar a mejorar la realización de las actividades de la vida diaria, como bañarse, cocinar, vestirse, comer, leer y escribir.

- 4) Grupos de ayuda para evitar problemas mentales como la depresión. Así como el apoyo de la familia y amigos [12].

1.2 Sistemas de Interfaz Cerebro-Computadora

Un sistema de interfaz cerebro-computadora o BCI, es un sistema de comunicación que traduce las intenciones del usuario, registradas a partir de las señales eléctricas, magnéticas, térmicas o químicas que genera nuestro cerebro, en órdenes que son interpretadas y ejecutadas por una máquina o computadora [13]. De esta forma, un sistema BCI crea un nuevo canal que permite a los usuarios con discapacidades motoras, interactuar con su entorno únicamente mediante su actividad cerebral, sin utilizar el sistema nervioso periférico ni el sistema muscular, esto para controlar dispositivos electrónicos, como computadoras, sillas de ruedas, prótesis, etc.

Las tecnologías BCI constituyen un área de investigación relativamente joven, fue hasta la década de 1970 cuando comenzaron a surgir diferentes programas de investigación en torno a BCI, motivados entre otras razones por la observación científica de la correlación entre los cambios de la señal EEG y los movimientos reales (e incluso imaginados), así como con determinadas actividades mentales [14].

El potencial médico de la tecnología BCI quedó patente a finales de los 90 mediante la implantación de un electrodo en la corteza motora de un paciente que presentaba parálisis por debajo de su cuello y había perdido la facultad del habla, de forma que el paciente era capaz de comunicarse moviendo un cursor en la pantalla de una computadora [15].

Hoy en día los sistemas BCI se consideran una herramienta con un enorme potencial para establecer alternativas de comunicación, restablecer funciones y ofrecer procesos de rehabilitación a pacientes con discapacidad neuromotora.

La Figura 1 muestra el modelo funcional genérico al que podrían responder la práctica totalidad de los sistemas BCI [16] [17] [18], aunque ciertamente muchos de ellos no integran todos los componentes o funciones recogidas en dicho modelo.

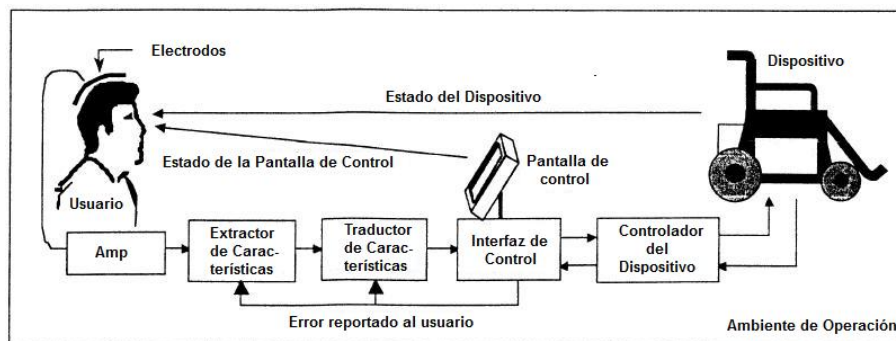


Figura 1. Elementos que integran un sistema BCI. Modificado de Mason y Birch, 2003

Se distinguen los siguientes bloques funcionales:

- 1) Adquisición de la señal. Se capturan la actividad cerebral mediante electrodos (colocados en el cuero cabelludo o implantados en la superficie de la corteza cerebral) y se acondiciona la señal para su procesamiento posterior mediante etapas de amplificación, filtrado y digitalización.
- 2) Procesamiento de la señal. Recibe la señal digitalizada y la transforma en comandos que entiende el dispositivo que el usuario desea controlar. Este bloque se divide en tres etapas que actúan de forma secuencial.
 - a. Pre-procesamiento: Se encarga de eliminar artefactos debidos a otros tipos de actividades eléctricas como las que resultan del movimiento ocular y muscular o el producido por la línea eléctrica.
 - b. Extracción de características: En esta etapa se traduce la señal cerebral de entrada en un conjunto de características correlacionado con el fenómeno asociado a la señal.
 - c. Traducción de características: Se transforma el conjunto de características en una señal de control adecuada para el dispositivo que se pretende controlar.
- 3) Interfaz de control. Este bloque recibe los comandos de control y realiza las acciones correspondientes en el dispositivo. Puede incorporar una pantalla que proporcione retroalimentación al usuario.
- 4) Estimulador externo. Algunos sistemas incluyen un estimulador que es manejado por la interfaz de control. Las señales de estimulación son

enviadas al extractor de características para sincronizar la obtención de las mismas.

- 5) Configuración. Permite a un operador definir y ajustar los parámetros del sistema. El operador no tiene que ser una persona técnica, sino que puede ser el propio usuario o, en el caso más deseable, algoritmos automáticos que ajustan el comportamiento del sistema en función de los resultados obtenidos y la retroalimentación del usuario.
- 6) Dispositivo. Existe un rango ilimitado de dispositivos que pueden ser usados en un sistema BCI, como computadoras, sintetizadores de voz, neuroprótesis y otros objetos en el ambiente del usuario como la televisión o la luz. Estos dispositivos son usualmente físicos, pero también pueden ser virtuales.
- 7) Ambiente de operación. Se refiere al ambiente físico (paredes, piso, superficies, temperatura ambiente y ruido) así como objetos y personas en el ambiente que afectan o pueden afectar en el funcionamiento del sistema.

Un punto importante que deben de considerar los diseñadores es caracterizar su población objetivo, actividades o tareas potenciales. Pues al considerar estos factores contextuales se tendrá un mejor éxito cuando los diseños de llevar del laboratorio al mundo real.

Para controlar un BCI, el usuario debe de adquirir destreza para el control consciente sobre su actividad cerebral, y el BCI debe identificar adecuadamente los cambios generados, para ello es necesario obtener un registro confiable de dicha actividad. En seguida se describen las técnicas que se utilizan para registrar la actividad cerebral y las señales neurofisiológicas empleadas en el diseño de sistemas BCI.

1.3 Adquisición de la Señal Eléctrica Cerebral

Las señales cerebrales pueden ser detectadas mediante varias técnicas que se pueden agrupar en dos categorías, en métodos basados en obtención de imágenes, como son, la Resonancia Magnética Funcional (MRIf), Tomografía por Emisión de

Positrones (PET) y espectroscopia funcional por infrarrojo cercano (fNIR); y métodos basados en el registro de campos magnéticos, como la magnetoencefalografía (MEG), y campos eléctricos, registrados en el cuero cabelludo (Electroencefalografía, EEG), en la superficie cortical (electrocorticografía, ECoG), o dentro del cerebro (potenciales de acción neuronal).

La adquisición de la mayoría de estas señales no es conveniente para la aplicación BCI debido a sus requerimientos técnicos complejos, el costo y las capacidades de tiempo real limitadas. Solamente el registro de campos eléctricos ha demostrado tener valor práctico para su uso clínico. Pero tanto la ECoG como el registro de potenciales de acción neuronal, tienen la desventaja de ser métodos invasivos, por lo que se deben vigilar las reacciones adversas del tejido, garantizar la seguridad del paciente y la estabilidad en registros de largo plazo [19]. A pesar de que los registros de EEG son susceptibles a contaminación de actividad de electro-oculografía o electromiografía de los músculos craneales, es el único método que ha demostrado tener ventajas debido a que no es invasivo, es simple y su costo es accesible. Por lo que, en seguida se describe esta técnica utilizada en el desarrollo de este trabajo.

1.3.1 Electroencefalografía

La Electroencefalografía es el registro y evaluación de los potenciales eléctricos generados por el cerebro. Se obtiene por medio de electrodos situados sobre la superficie del cuero cabelludo, conectados a un amplificador que adquiere y muestra estas señales eléctricas. Dicho registro posee formas muy complejas que varían mucho con la localización de los electrodos y entre individuos. Esto es debido al gran número de interconexiones que presentan las neuronas y por la estructura no uniforme del encéfalo. El término electroencefalograma (EEG) se le atribuye al neurosiquiata alemán Hans Berger, quién fue el primero en registrar actividad eléctrica cerebral en el humano, en 1929.

1.3.1.1 Descripción del estándar 10-20

En la electroencefalografía clínica se emplea un estándar de 21 electrodos para un registro global de todas las regiones del cerebro y para establecer comparaciones entre registros. Este estándar, conocido como sistema 10-20 emplea referencias anatómicas para la colocación de los electrodos; con esto se pretende muestrear la misma región de la corteza con cada electrodo a pesar de las diferencias anatómicas de la cabeza entre cada individuo.

La forma de colocación de los electrodos consiste en medir primeramente la distancia entre el nasión y el inión, a lo largo de la línea media y marcar cinco puntos a 10, 20 y 20% desde el nasión, y a 10, 20 y 20% desde el inión. El primer punto corresponde al polo frontal (empleado como marca de referencia únicamente) y los siguientes cuatro puntos corresponden a los electrodos Fz, Cz, Pz, Oz respectivamente. El electrodo central Cz queda localizado exactamente a la mitad entre el nasión y el inión. La siguiente referencia anatómica consiste en medir la distancia entre las orejas, tomada a partir de la depresión localizada justo enfrente de cada una de ellas y pasando por el punto definido por Cz. Esta distancia se divide igualmente en porcentajes (el 50% cae en Cz) en intervalos de 10-20-20-20-10. Esto define las posiciones de los electrodos T4 y C4 en el hemisferio derecho y C3 y T3 en el hemisferio izquierdo. De la misma manera, las posiciones de los electrodos restantes se determinan midiendo las distancias a lo largo de las líneas definidas por los electrodos y colocadas aproximadamente en las mismas proporciones (ver Figura 2). Actualmente se manejan versiones extendidas del sistema 10-20 que incluyen más de 100 electrodos [20].

El EEG se registra con la ayuda de un sistema de amplificación y filtrado para poder obtener las señales adecuadamente, las cuales están en el rango de los microvolts.

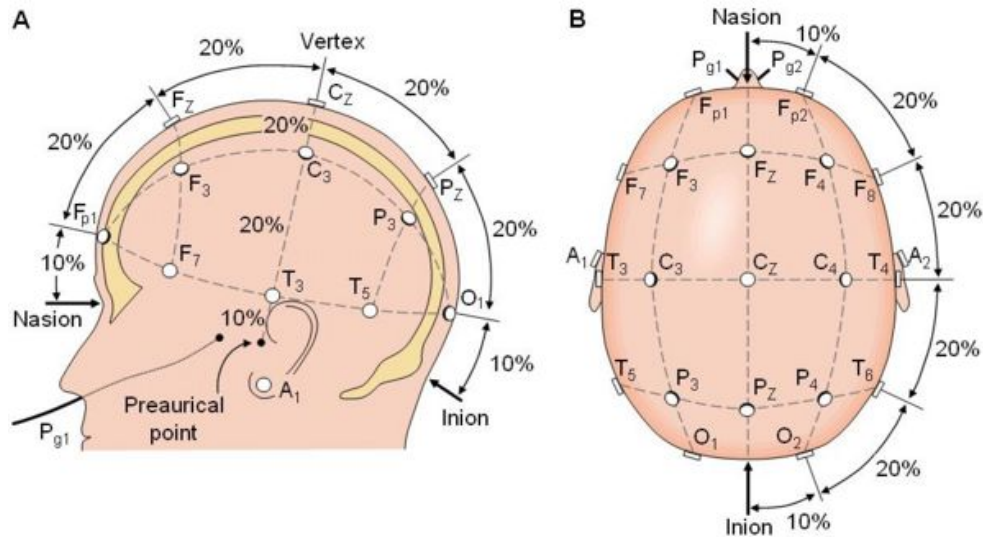


Figura 2. Sistema 10-20 para la colocación de electrodos. (Fuente: wiki.ingenierosderadio.com)

1.3.1.2 Ritmos y bandas espectrales presentes en el EEG

La interpretación de los trazos del EEG es un proceso que requiere un alto grado de conocimiento y entrenamiento. Generalmente se realizan tres tipos de análisis, espectral, espacial y temporal, para comparar deformidades o cambios en la señal con respecto de registros obtenidos en sujetos normales, por lo que también se realiza un análisis estadístico.

La amplitud del EEG puede variar de manera considerable en función de diversos parámetros de registro (posición de los electrodos, referencia, etc.) o de las maniobras empleadas para potenciar alguna respuesta específica (apertura y cierre de párpados, hiperventilación, fotoestimulación, etc.); por lo general, la magnitud del EEG oscila entre 10 y 200 μV .

Las variaciones en frecuencia, resultado de algunos ritmos característicos del cerebro, se localizan en un máximo de 50 Hz. En el espectro del EEG se han definido bandas específicas de frecuencias que se relacionan con eventos clínicos y fisiológicos particulares. La división aceptada consiste en las bandas que se enlista en la Tabla 1.

Tabla 1. Banda espectral de las ondas cerebrales

Banda Espectral	Rango en Hertz
Delta (δ)	0-4
Theta (θ)	4-8
Alfa (α)	8-14
Beta (β)	14-30

Las ondas delta son de amplitud variable y aparecen principalmente durante etapas de sueño profundo, en el registro electroencefalográfico de infantes o, en el adulto, en presencia de enfermedades orgánicas serias.

Las ondas theta ocurren principalmente en las regiones parietal y temporal en los niños, pero también aparecen durante estrés emocional en algunos adultos, particularmente periodos de decepción y frustración. Poseen amplitudes que generalmente superan los 20 μ V.

Las ondas alfa son ondas rítmicas que ocurren en el EEG de casi todas las personas normales cuando están despiertas en un estado quieto, descansado y con los ojos cerrados. Estas ondas ocurren más intensamente en la región occipital, pero a veces pueden registrarse en las regiones parietal y frontal. Su voltaje es aproximadamente de 20-200 μ V. Cuando el sujeto está dormido, las ondas alfa desaparecen completamente. Cuando la atención del sujeto despierto se dirige hacia algún tipo de actividad mental específica, las ondas alfa son reemplazadas por ondas asíncronas de mayor frecuencia pero menor amplitud.

Las ondas beta ocurren, particularmente durante una actividad mental intensa. Se registran más a menudo en las regiones parietal y frontal y se dividen en dos tipos principales, beta I y beta II. Las ondas beta I tienen una frecuencia de aproximadamente el doble de las ondas alfa y se ven afectadas por la actividad mental en forma similar a las ondas alfa (es decir, desaparecen y en su lugar aparecen ondas asíncronas de menor amplitud). Por otro lado, las ondas beta II aparecen durante una activación intensa del sistema nervioso central (SNC) o

cuando hay tensión. Es decir, un tipo de actividad beta se facilita con la actividad mental, mientras que otro tipo se ve inhibido por ella [21]. En la Figura 3 se observan las formas de onda de los ritmos descritos arriba.

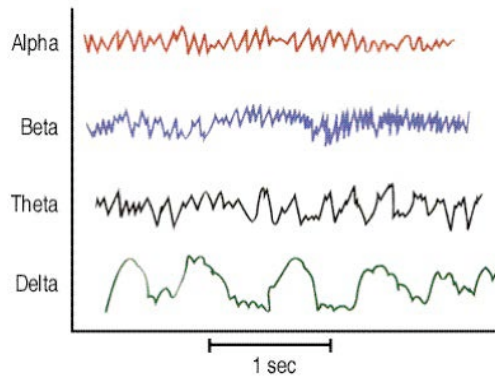


Figura 3. Ondas cerebrales

1.3.1.3 Ritmos sensorial-motores

Otro tipo de ritmo identificado en el EEG son los ritmos sensorimotrices (RSM), que se definen como actividad rítmica registrada sobre la corteza sensorial-motora. También se le conoce como ritmo de mu y usualmente se encuentra en el rango de las ondas alfa (8-13 Hz), aparece con los ojos abiertos y disminuye al mover la extremidad contralateral. La modulación del ritmo mu se cree que refleja la salida eléctrica de la sincronización de grandes porciones de neuronas piramidales de la corteza motora, la cual controla el movimiento de la mano y el brazo cuando está inactivo. En 1950 Gastaut y sus colaboradores reportaron desincronización de estos ritmos no solamente durante movimientos activos de los sujetos, sino que también mientras los sujetos observaban acciones ejecutadas por alguien más [22] [23]. Estos resultados fueron confirmados después por otros grupos de investigación, incluyendo un estudio utilizando una malla de electrodos subdurales en pacientes epilépticos [24]. El último estudio demostró supresión del ritmo mu mientras los pacientes observaban de partes del cuerpo movibles en áreas somáticas de la corteza que correspondían a las partes del cuerpo movida por el actor. Otros estudios han mostrado que los ritmos mu también pueden ser desincronizados por acciones imaginadas, como imaginación de movimientos [3] [25] [26].

1.4 Imaginación Motora

La imaginación de movimiento (IM), se define como un ensayo mental de un acto motor sin la ejecución real del movimiento. Hay evidencia que sugiere que la IM puede modificar o, incluso, mejorar el desempeño motriz, además de que es una terapia atractiva, fácil de aprender y aplicar, y la realización no es físicamente agotable ni peligrosa [27] [28] [29].

Existen estudios que describen que el movimiento o la preparación del movimiento es acompañado de cambios de la señal de EEG. Típicamente se observa un decremento en los ritmos sensorial motores beta central (en el rango de 14-18 Hz) y mu (8-13 Hz), particularmente en el hemisferio contralateral a la extremidad utilizada. Este decremento ha sido denominado “desincronización relacionada a eventos” o ERD [2] [30]. Por el contrario, el incremento del ritmo, o “sincronización relacionada a eventos” (ERS) ocurre después del movimiento y con la relajación [30]. Generalmente, estos ritmos se registran en la corteza sensorial-motora, localizada en la zona central, principalmente en las posiciones C3 y C4 del sistema internacional 10-20 [31] [32] [6]. También se ha demostrado que la MI genera patrones de EEG similares a los que genera el movimiento ejecutado [3].

Hoy en día se está difundiendo el uso de la IM como una técnica en terapias de rehabilitación física para mejorar las capacidades motoras de la mano y la rehabilitación neurológica en pacientes después de un infarto cerebral o de una lesión medular [9] [10] [33].

1.5 Procesamiento de la señal de EEG

En esta sección se describen los métodos utilizados en la etapa cancelación de artefactos, la extracción y traducción de características, las cuales son la parte esencial de un BCI.

1.5.1 Pre-procesamiento

Para preparar la señal de EEG para la etapa de extracción de características y la clasificación, es necesario aplicar algunas técnicas de acondicionamiento de la señal entre las que se incluye el filtrado temporal y espacial, lo cuales se describen en seguida.

1.5.1.1 Filtrado temporal

Como se sugiere en la literatura de las neurociencias, la actividad mental está asociada con la ocurrencia de ritmos cerebrales específicos. Las tareas motoras generan cierto patrón en los ritmos mu y beta en la señal de EEG. Para los BCI basados en EEG que detectan este tipo de tareas, es necesario aplicar técnicas de filtrado pasa-banda para aislar componentes de frecuencia en los rangos deseados [34]. Esto es útil para eliminar componentes de muy baja y alta frecuencia. Otro beneficio del filtrado temporal es la eliminación del nivel de DC, lo cual significa que la señal de EEG filtrada será de media cero. Los filtros IIR y los FIR son los dos tipos de filtros temporales más usados en la investigación de BCIs.

1.5.1.2 Filtrado espacial

Se sabe que los potenciales registrados con el EEG tienen resolución espacial pobre debido a los efectos de la conducción de volumen. En un estudio de simulación se demostró que la mitad de la contribución de cada electrodo colocado en el cuero cabelludo viene de fuentes dentro de un radio de 3 cm [35]. Este es un problema, especialmente porque la señal de interés es de baja amplitud, como es el caso de los ritmos sensorial-motores, mientras que otras fuentes producen señales de mayor amplitud en el mismo rango de frecuencia, como el ritmo alfa de la corteza visual o los artefactos por parpadeo y musculares.

En los BCI, se ha optado por calcular un filtro espacial para mejorar el desempeño del sistema con buenos resultados. Los filtros espaciales más utilizados en la literatura BCI son: Referencia Común Promedio (CAR), Filtrado Laplaciano (LAP) y Patrones Espaciales Comunes (CSP).

En CAR se obtiene el valor promedio de todos los electrodos del montaje y se le resta a los canales de interés. Provee un registro de EEG que es cercano a libre de referencia, puesto que enfatiza componentes que están presentes en una porción grande de la población de electrodos y los elimina. Funciona como un filtro espacial pasa-altas pues acentúa componentes con distribuciones altamente focales [36]. Se calcula de acuerdo con la ecuación 1.

$$V_i^{CAR} = V_i^{ER} - \frac{\sum_{j=1}^n V_j^{ER}}{n} \quad (1)$$

Donde V_i^{ER} es el potencial entre el i -ésimo electrodo y la referencia (generalmente, el lóbulo de la oreja) y n es el número de electrodos en el montaje.

El LAP calcula, para cada electrodo, la segunda derivada de la distribución espacial del volumen y enfatiza la actividad originada en fuentes radiales inmediatamente debajo del electrodo. Es un filtro espacial pasa-altas que acentúa la actividad localizada y reduce la actividad más difusa. Es posible alcanzar una resolución alta usando muchos electrodos colocados (por ejemplo, 64 electrodos) sobre todo el cuero cabelludo. El valor del Laplaciano de cada electrodo se calcula combinando el potencial de ese electrodo con los potenciales de los cuatro electrodos circundantes, de acuerdo a la ecuación 2 [37].

$$V_i^{CAR} = V_i^{ER} - \frac{\sum_{j=1}^n V_j^{ER}}{n} \quad (2)$$

Donde $g_{ij} = \frac{1}{d_j} / \sum \frac{1}{d_{ij}}$, S_i es el conjunto de electrodos circundantes del i -ésimo electrodo y d_{ij} es la distancia entre electrodos de i y j (j es un miembro de S_i).

CSP es un algoritmo computacional de tipo supervisado que se basa en transformaciones lineales de los canales originales, lo cual resulta en un conjunto de "canales virtuales" que son optimizados para discriminar entre dos clases. CSP fue introducido en el análisis de EEG por Koles [38] para detectar anomalías y ha sido consecuentemente usado en muchos trabajos de clasificación de los ritmos

sensorial-motores. CSP se basa en la diagonalización simultánea de matrices de covarianza para construir filtros espaciales. CSP utiliza la covarianza de la señal de EEG porque toda la información de la distribución de la clase existe solamente en la covarianza. Para el análisis, la señal de EEG es representada por una matriz E de tamaño $N \times T$, donde N es el número de canales (electrodos registrados) y T es el número de muestras por canal. Las entradas para el algoritmo necesitan tener media cero, lo cual se garantiza utilizando un filtrado temporal previo. CSP inicia con el cálculo de las matrices de covarianza $\{\bar{C}_1, \bar{C}_2\}$ de la señal de EEG para cada clase.

$$\bar{C}_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} \frac{E_{ij}E'_{ij}}{\text{trace}(E_{ij}E'_{ij})}}{N_i} \quad (3)$$

Donde E_{ij} es el j -ésimo ensayo de la clase i . N_i es el número de ensayos para la clase i . E'_{ij} denota la transpuesta de E_{ij} . Las matrices de covarianza espacial compuesta son transformadas mediante un proceso de “blanqueamiento” (en inglés, whitening) para generar una matriz lineal (P) que transforma la matriz de covarianza espacial compuesta en un vector blanco (S_c) el cual tiene variables aleatorias no correlacionadas con varianzas igual a uno.

$$C_c = U_c \lambda_c U_c' \quad (4)$$

$$P = \sqrt{\lambda^{-1}} U_c' \quad (5)$$

$$S_c = P C_c P' \quad (6)$$

Si P es usado para blanquear a C_1 y C_2 , se tiene que,

$$S_1 = P \bar{C}_1 P' \text{ y } S_2 = P \bar{C}_2 P' \quad (7)$$

Dado que S_1 y S_2 comparten los mismo eigenvectores. La suma de su matriz diagonal de eigenvalores será la matriz de identidad (I), esto es,

$$S_1 = \beta \lambda_1 \beta' \text{ y } S_2 = \beta \lambda_2 \beta' \text{ donde } \lambda_1 + \lambda_2 = I \quad (8)$$

Como ambas clases comparten los mismos eigenvectores β , de acuerdo a la ecuación 7, el eigenvector con el eigenvalor más grande para S_1 tiene el eigenvalor más pequeño para S_2 y viceversa. Esta propiedad hace que los eigenvectores sean útiles para la clasificación de dos clases. La matriz de proyección W es la proyección de los ensayos de EEG blanqueados sobre los eigenvectores seleccionados. Las columnas de W^{-1} son los patrones espaciales comunes y pueden ser vistos como vectores invariantes en el tiempo.

$$W = (\beta' P)' \quad (9)$$

CSP puede resolver problemas multiclase usando la técnica “*one-versus-rest*”. Para encontrar el filtro espacial para una cierta clase, los ensayos son divididos en ensayos objetivo o no objetivo [39] [40].

En la Figura 4, se observa una demostración de la importancia de los filtros espaciales. Se observa la potencia espectral de la imaginación motora de la mano derecha contra la mano izquierda en el hemisferio derecho de la corteza sensorial-motora. Todas las gráficas fueron calculadas de los mismos datos pero usando diferentes filtros espaciales.

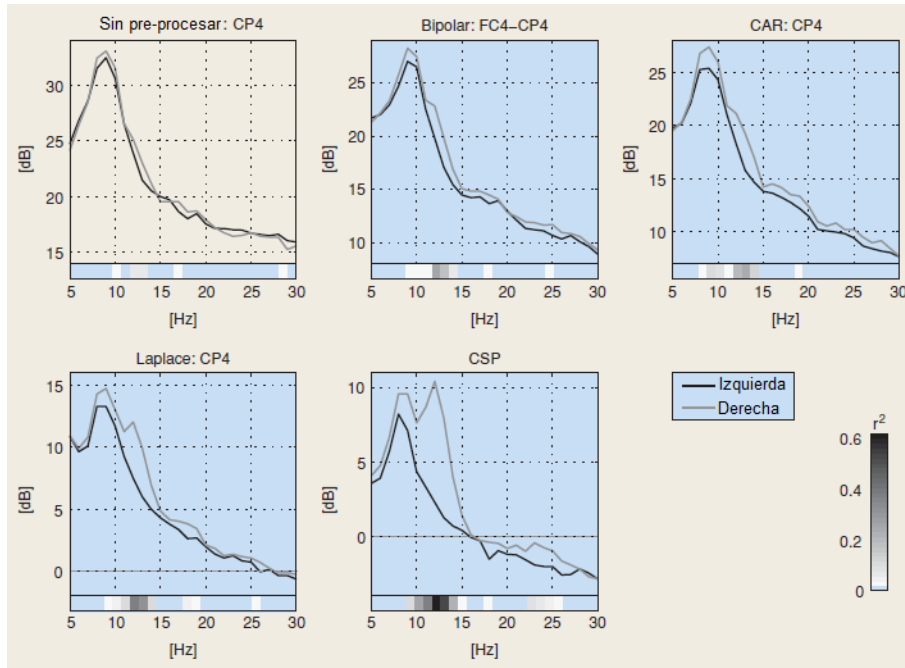


Figura 4. Potencia espectral de imaginación de mano derecha contra mano izquierda con diferentes filtros espaciales. La discriminación entre las dos condiciones es cuantificada por el valor r^2 . (Modificada de Blankertz, et al., 2008)

1.5.1.3 Coeficiente de correlación

Es una medida estadística que se calcula a partir de un par de distribuciones, dando una medición de que tan significativamente la media de las dos distribuciones difieren en relación a la varianza. En el contexto BCI, el coeficiente de determinación es calculado sobre señales que han sido medidas en dos diferentes condiciones, y representa una medida de que tan bien la condición de la tarea original (intención del usuario) puede ser inferida de la señal cerebral.

Primero se separan los datos en amplitudes a diferentes frecuencias y localizaciones (electrodos). Estas amplitudes son llamadas características, y su correspondencia con la imaginación de movimiento de los sujetos puede ser graficada en un Mapa de Características. De éste es posible determinar aquellas frecuencias y electrodos en las que las dos condiciones son más diferentes. Para obtener las características se calculan los coeficientes de determinación (r^2).

El coeficiente de determinación es de hecho el cuadrado del coeficiente de correlación para una sola distribución bivalente construida de dos conjuntos de datos univariantes. Se calcula a partir de n_1 valores de $x_i^{(1)}$ medidos bajo la condición 1 y n_2 valores de $x_i^{(2)}$ medidos bajo la condición 2 de acuerdo a la siguiente fórmula [41].

$$r^2 = \frac{\text{cov}(x, y)^2}{\text{var}(x)\text{var}(y)} \quad (10)$$

Definiendo:

$$S_K = \sum_i x_i^{(k)} \text{ y } q_K = \sum_i x_i^{(k)2} \quad (11)$$

Se tiene que,

$$\text{cov}(x, y) = \frac{S_1 + S_2}{n_1 + n_2} \quad (12)$$

$$\text{var}(x) = \frac{q_1 + q_2}{n_1 + n_2} - \frac{(S_1 + S_2)^2}{(n_1 + n_2)^2} \quad (13)$$

$$\text{var}(y) = 1 - \frac{(n_1 - n_2)^2}{(n_1 + n_2)^2} \quad (14)$$

Este método no es en sí, una técnica de pre-procesamiento, pero es muy útil como etapa previa a la obtención del vector de características. Generalmente es para determinar el rango de frecuencias, el intervalo de tiempo y los electrodos donde hay diferencia significativa entre las dos condiciones.

1.5.2 Métodos de Extracción de Características

En esta etapa se calculan características representativas de las señales de EEG y se almacenan en un vector de características, el cual, será la entrada de la etapa de clasificación. La extracción puede ser vista como una reducción de la dimensionalidad de los datos. Lo que permite utilizar solamente las propiedades de

los datos que son relevantes a la tarea motora y ayuda a facilitar la clasificación de estos datos en las clases de interés. En seguida se presentan dos métodos ampliamente usados para el diseño de BCIs.

1.5.2.1 Análisis tiempo-frecuencia basado en Transformada Wavelet

La señal de EEG muestra cambios relacionados al movimiento o a la imaginación de movimiento y estos cambios no están necesariamente enganchados a la fase del evento por lo que no serán representados en potenciales relacionados a eventos. La obtención de la potencia espectral utilizando un análisis tiempo-frecuencia basado en la Transformada de Fourier o en la Transformada Wavelet es un método útil para cuantificar estos cambios. En este apartado se describe solamente el segundo método, ya que utilizar wavelets, proporciona un mejor compromiso entre la resolución en el tiempo y la resolución en frecuencia [42]. Esto da como resultado la potencia de la señal a lo largo del tiempo en cada banda de frecuencia, lo que conduce a una representación tiempo-frecuencia (RTF) de la señal. La potencia de cada ensayo de la tarea realizada puede ser promediada para analizar componentes no enganchados a la fase, logrando así una mejor relación señal a ruido.

Para calcular RTFs de la potencia de la señal de EEG se usan ventanas de tiempo desplazadas y traslapadas. La señal se convoluciona con wavelets del tipo Morlet compleja $w(t, f_0)$ [43], las cuales tienen una forma Gaussiana, tanto en el dominio del tiempo (σ_t) como en el dominio de la frecuencia (σ_f), ambas alrededor de su frecuencia central f_0 :

$$w(t, f_0) = A \exp(-t^2/2\sigma_t^2) \exp(2i\pi f_0 t) \quad (15)$$

Con $\sigma_f = 1/2\pi\sigma_t$. Las wavelets se normalizan para que su energía total sea igual a 1, por lo que el factor de normalización A es igual a:

$$(\sigma_t \sqrt{\pi})^{-1/2} \quad (16)$$

Una familia wavelet se caracteriza por un radio constante (f_0/σ_f), el cual debe ser elegido en la práctica, y se recomienda que sea mayor que cinco [44]. La resolución

temporal de este método incrementa con la frecuencia, mientras que la resolución en frecuencia disminuye.

La potencia variante en el tiempo $[P(t, f_0)]$ de la señal, en una banda de frecuencia, es el cuadrado de la norma del resultado de la convolución de una wavelet compleja $[w(t, f_0)]$ con la señal $[e(t)]$.

$$P(t, f_0) = |w(t, f_0) \times e(t)|^2 \quad (17)$$

La convolución de la señal de EEG con la familia de wavelets provee una RTF de la señal. Al promediar la RTF de cada ensayo, se sumará la actividad enganchada a la fase, la no enganchada a la fase y el ruido, y solo emergerán las actividades lo suficientemente grandes en comparación con el EEG de alta frecuencia de fondo [45].

Para visualizar en las RTFs, los cambios de potencia relacionados a la tarea motora, es necesario realizar una normalización con respecto a un intervalo de línea base. Para ello, en cada frecuencia, se resta la potencia promedio en un intervalo de línea base de todos los otros valores de potencia. Esto da, para cada frecuencia, el cambio absoluto en potencia con respecto a la línea base.

1.5.2.2 Varianza Logarítmica

El cálculo de la varianza de la señal de EEG es una herramienta útil sobre todo después de aplicar CSP. En ese proceso se retienen solamente los m primeros y m últimos renglones de la matriz de proyección (W) como filtros espaciales y con ellos se filtran los ensayos de EEG. El vector características del ensayo i está compuesto por, las $2m$ varianzas var_p^i para p que corre desde 1 hasta m , normalizadas al total de la varianza de las proyecciones retenidas, y transformadas a base logarítmica. La transformación a valores logarítmicos se hace para que los elementos en el vector f^i sigan una distribución normal [39].

$$f_p^i = \log\left(\frac{var_p^i}{\sum_{p=1}^{2m} var_p^i}\right) \quad (18)$$

1.5.3 Análisis de discriminante lineal

Después de obtener características relevantes de la señal de EEG es importante determinar a qué clase corresponden, es decir, clasificarlas. Para ello existen diversas técnicas, entre las cuales se puede mencionar, las máquinas de soporte vectorial, redes neuronales artificiales y regresión logística, pero a la fecha el algoritmo más utilizado en la investigación BCI es el clasificador de Análisis de Discriminante Lineal (LDA) puesto que diversos trabajos muestran que el desempeño obtenido es similar a otros métodos, tanto lineales como no lineales, y que tiene ventaja en cuanto a su menor costo computacional [46].

El LDA [47] busca aquellos vectores en el espacio que mejor discriminan entre dos clases. Más formalmente, dado un número de características independientes relativas a los datos que son descritos, LDA crea una combinación lineal de estas, la cual produce la diferencia de medias más grande entre las clases deseadas. Matemáticamente, para todas las muestras de todas las clases, se definen dos mediciones: 1) una llamada matriz de varianza intra-clases dada por la ecuación:

$$S_w = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^{N_j} (x_i^j - \mu_j)(x_i^j - \mu_j)^T \quad (19)$$

Donde x_i^j es la i -ésima muestra de la clase j , μ_j es la media de la clase j , c es el número de clases, y N_j es el número de muestras en la clase j , y 2) la otra es llamada, matriz de dispersión entre-clases, y está dada por:

$$S_b = \sum_{j=1}^c (\mu_j - \mu)(\mu_j - \mu)^T \quad (20)$$

Donde μ representa la media de todas las clases.

La meta es maximizar la varianza entre-clases mientras se minimiza la varianza intra-clase. La matriz de proyección son los eigenvectores de la matriz

$$\hat{w} = \text{inv}(S_w) * S_b \quad (21)$$

Con este dato obtenemos el valor de la función discriminante y de ahí es posible evaluar nuevos datos (x_0) con la fórmula (22) y discriminar en función de los valores obtenidos.

$$\hat{w}x_0 \quad (22)$$

1.5.4 Evaluación de los sistemas BCI

La evaluación de los sistemas BCI es complicada debido al hecho de que la mayoría de los sistemas incluye un lazo de retroalimentación. Cada componente en este lazo, puede fallar. Si un componente falla (por ejemplo, características de EEG no adecuadas, clasificadores con bajo desempeño, falta de motivación del sujeto), el sistema completo puede no funcionar adecuadamente. Si esto sucede es muy difícil determinar cuál es el componente que casusa el problema. Para lograr esto, se requiere de un análisis fuera de línea y en línea. Los criterios de evaluación más usados en la investigación BCI se describen en seguida.

1.5.4.1 Exactitud en la Clasificación y Tasa de Error

La exactitud en la clasificación (ACC) o tasa de error ($ERR=1-ACC$) son los criterios más ampliamente usados en la investigación BCI. Una de las razones de su popularidad es que puede ser calculado e interpretado con facilidad. Lo cual también permite comparar los resultados con otros trabajos de la literatura.

Es importante hacer notar que la exactitud de un clasificador trivial (aleatorio) es $100\%/M$, donde M es el número de clases. Si el ACC es más pequeño que este límite, puede existir un error y se requiere mayor exploración de los resultados. Por otro lado, la máxima exactitud nunca puede exceder al 100%. Algunas veces estas mediciones del desempeño del sistema pueden ser una desventaja, especialmente

cuando dos sistemas de clasificación deben ser comparados y ambos dan resultados cercanos al 100%. La exactitud generalmente se reporta como porcentaje y se calcula de acuerdo con la ecuación 22.

$$\%ACC = \frac{\sum_{i=1}^M n_{ii}}{N} \times 100 \quad (23)$$

La ACC también puede ser obtenida de la matriz de confusión y puede ser llamado la exactitud general.

1.5.4.2 Matriz de confusión

Muestra la relación entre las clases de salida que el usuario intentó (clases verdaderas) y la salida actual del clasificador (esto es, clases predichas). Ver la Tabla 2 para ver la estructura de una matriz de confusión de dos clases.

Tabla 2. Ejemplo de matriz de confusión de dos clases.

Clases	1	2
1	VP	FN
2	FP	VN

Donde VP son los verdaderos positivos, FN son falsos negativos, FP son falsos positivos y VN son verdaderos negativos. De la matriz se pueden calcular las siguientes relaciones:

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN} \quad (24)$$

$$Precisión = \frac{VP}{VP + FP} \quad (25)$$

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FP} \quad (26)$$

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (27)$$

Cuando se tienen un problema de dos clases, que consiste de un estado activo y uno pasivo (no control), VP, FN, FP y VN son usados para correctos, fallados, falsa activación (FA), y rechazo correcto (RC), respectivamente.

Para un problema de M clases, los elementos n_{ij} en la matriz de confusión indican cuantas muestras i tienen que ser predichas como clase j . Los elementos de la diagonal n_{ii} , representan el número de muestras clasificadas correctamente. Y los elementos fuera de la diagonal n_{ij} representan cuantas muestras de la clase i han sido clasificadas incorrectamente como clase j . El número total de muestras es:

$$N = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M n_{ij} \quad (28)$$

A pesar de sus ventajas, las matrices de confusión son presentadas raramente. Lo cual puede ser explicado por la dificultad de comparar dos matrices.

1.5.4.3 Tasa de transferencia de información

Es la cantidad de información comunicada por unidad de tiempo, incorpora en un solo valor tanto la velocidad como la exactitud en la transferencia de información. Y se calcula considerando la cantidad de información que genera una fuente de información, que se obtiene con la siguiente expresión matemática:

$$TTI = B(\text{bit/clase})/t_s \quad (29)$$

$$B(\text{bit/clase}) = \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 [(1 - P)/(1 - N)]$$

Donde N es el número de clases distintas transmitidas por la fuente, P es la probabilidad de decodificar una clase correctamente en recepción y t_s es el tiempo que se tarda en transmitir una clase, o el tiempo de una prueba. Este valor se considera muy útil para la evaluación del sistema BCI completo no solo del algoritmo de traducción.

1.6 Estado del arte

En la literatura existen diversos trabajos en los que se diseñan sistemas BCI basados en los cambios de los ritmos sensorial-motores que se generan al imaginar movimiento de las manos. La mayoría de los grupos de investigación han centrado su trabajo en el esquema denominado BCI personalizado [48] [49], en el cual el sistema se diseña con datos de EEG de un solo sujeto y después son necesarias varias sesiones de entrenamiento tanto para que el sujeto esté capacitado para usar el BCI como para que el BCI reconozca los patrones de imaginación de movimiento de ese sujeto en particular. La persona a la que se le desea diseñar un BCI se le suele llamar sujeto objetivo.

En los últimos años se han planteado sistemas que sean entrenados con los datos de un grupo de sujetos en lugar de usar los datos de un solo sujeto, a este tipo de sistemas se le ha denominado BCI no personalizado [50]. El diseño de BCIs no personalizados se basa en la hipótesis de que es posible encontrar información común en las señales de EEG de algunos sujetos y, han ganado interés en la comunidad científica internacional por las ventajas de mínimo entrenamiento que pueden ofrecer.

En este apartado se describen los principales trabajos que utilizan el esquema no personalizado. Lotte y colaboradores [51] evaluaron la posibilidad de construir un BCI no personalizado con los datos de 9 sujetos sanos que realizan imaginación de movimiento de mano derecha e izquierda (de una base de datos disponible en internet). Para ello, compararon diferentes métodos de extracción de características usando diferentes bandas de frecuencia: potencia de banda logarítmica, coeficientes de modelo auto-regresivo de Burg, densidad espectral de potencia obtenida con el periodograma de Welch, CSP y patrones espaciales comunes con banco de filtros (FBCSP, por sus siglas en inglés); así como diferentes métodos de clasificación: LDA, análisis de discriminante cuadrático (QDA) y un modelo de mezclas gaussiano. Sus resultados revelaron que los clasificadores lineales y los FBCSP fueron los más

apropiados para su diseño no personalizado. Con esta combinación obtuvieron un %ACC promedio para los nueve sujetos de 71%.

Fazli y colaboradores [50] expusieron el procedimiento de diseño de una etapa de clasificación no personalizada construida con un ensamble de clasificadores derivados de filtros espaciales y temporales específicos para cada sujeto. Utilizaron una regresión cuadrática con regularización para lograr que generalice a otros sujetos. Como características estimaron la potencia espectral de varias bandas definidas entre 7 y 30 Hz. Para los clasificadores específicos utilizaron un clasificador LDA y la muestra para la implementación de su sistema es de 45 sujetos que realizan imaginación de movimiento de ambas manos. Demostraron que es posible clasificar datos de sujetos nuevos con %ACC de entre 64.3 y 74.6%, la cual es similar a las técnicas que dependen de datos específicos de un sujeto. Los autores mencionan que su principal aporte no es el método de extracción de características, ni de clasificación personalizada, ni en el uso del ensamble de clasificadores, sino más bien es el desempeño conseguido por su sistema al evaluarlo con 29 personas que no fueron incluidas en la fase inicial de entrenamiento del clasificador.

Lotte y Guan [52], propusieron un método para reducir el tiempo de calibración de un BCI. El método se basa en un esquema de regularización para obtener una estimación de las matrices de covarianza usadas tanto en la calibración del CSP como del LDA, usando matrices de covarianza de otros sujetos. Proponen un algoritmo para seleccionar automáticamente un subconjunto de sujetos relevante para un sujeto objetivo dado y un método para seleccionar automáticamente la extensión de la regularización. Utilizaron los datos de 9 sujetos que realizan imaginación de movimiento de mano derecha e izquierda. Las señales de EEG fueron registradas con 22 electrodos y filtradas de 8 a 30 Hz. Los conjuntos de cada sujeto se componen de 72 ensayos por clase. Sus resultados muestran que es posible entrenar a un BCI para un nuevo usuario con menos datos de EEG que los que se usarían en el diseño de un BCI personalizado, con lo que se reduciría el número de sesiones de registro y entrenamiento del usuario. Los porcentajes de

exactitud en la clasificación van de 69 a 79%, dependiendo del número de ensayos de entrenamiento para el sujeto objetivo usados.

Samek y colaboradores [53] mostraron una propuesta para compensar los cambios entre la fase de entrenamiento y la fase de prueba en un BCI, lo cual disminuye el desempeño del sistema cuando los sujetos tienen características de EEG muy diferentes, estos cambios se dan por las diferencias entre los esquemas de adquisición de la señal, en el tipo de indicación, o por la ausencia de una guía que marca el inicio de la tarea motora, conocer estos cambios es de gran importancia para diseños no personalizados, pues son similares entre los sujetos por lo que pueden ser estimados confiablemente usando datos de otros sujetos y usarlos para construir un espacio de características invariantes y con ellas construir un BCI no personalizado. Utilizan dos conjuntos de datos, el primero compuesto por cinco participantes que realizan imaginación de movimiento de la mano izquierda y de ambos pies (132 ensayos por tarea). Las señales de EEG fueron registradas usando 85 electrodos y filtradas de 8 a 30 Hz. El segundo conjunto contiene, datos de cinco sujetos que imaginaron movimiento de mano derecha y ambos pies (280 ensayos por tarea). Las señales se registraron con 68 electrodos y también se filtraron de 8 a 30 Hz. Compararon el desempeño de su propuesta (66 a 93%) con diferentes métodos clásicos de diseño de BCI con patrones espaciales comunes (CSP) y muestran que reducir el corrimiento entre los datos de entrenamiento y de prueba permite un incremento en el desempeño.

Los pacientes con EVC sufren de daño neurológico, por lo que la región del cerebro que es responsable de general ERD/ERS puede estar comprometida. A la fecha, existe poca información acerca del uso de un BCI basado en IM implementado para este tipo de pacientes. Buch y colaboradores [54] presentaron un estudio de 8 pacientes con EVC pero con un diseño BCI basado en MEG. Prasad y colaboradores [55], así como, Zhou y colaboradores [56], presentan estudios con 5 o menos pacientes con EVC. El estudio más representativo para dar conclusiones sobre si es posible diseñar un BCI para pacientes con EVC lo presentaron Ang y colaboradores [57]. En ese trabajo se reportó la habilidad de 54 pacientes para usar un BCI basado

en IM. Para ello evaluaron el porcentaje de exactitud en la clasificación de la MI de un dedo contra la señal de EEG registrado durante el reposo en 8 pacientes con EVC; luego, la exactitud de la IM de la mano afectada (paralizada parcial o completamente) contra el reposo de 46 pacientes; y finalmente, la exactitud de la IM de la mano izquierda contra el reposo de 16 sujetos sanos. En todos los casos se realizaron 80 ensayos por tarea. La señal de EEG se registró usando 27 canales y fue filtrada de 0.05 a 40 Hz. Para el diseño del BCI personalizado usaron el algoritmo FBCSP. Sus resultados demostraron que la mayoría de los pacientes podría manejar un BCI obteniendo un desempeño arriba de la aleatoriedad y similar al desempeño de los sujetos sanos.

1.7 Planteamiento del Problema

A pesar del potencial que tienen los sistemas BCI para contribuir a mejorar las terapias de rehabilitación motora y neurológica de los pacientes con discapacidad, estos sistemas aún no están disponibles en la práctica clínica, puesto que se siguen diseñando y evaluando únicamente en centros de investigación, usando, en la mayoría de los casos, señales de sujetos sanos [48] [49]. A la fecha, se han realizado también pruebas en animales de experimentación [58] y, existe un caso en el que se realizaron pruebas en un paciente tetraplégico voluntario [59]; pero a pesar de haber tenido buenos resultados, la desventaja de esos sistemas es que utilizan electrodos implantados en la corteza cerebral, lo cual implica que el paciente, o el animal, sea sometido a una intervención quirúrgica para implantar los electrodos, y que se tengan que enfrentar los riesgos consecuentes que se generan, tales como, el tiempo de vida de los electrodos, infecciones, lesiones a otra zonas del cerebro, entre otras.

La mayoría de los investigadores, se ha concentrado en desarrollar algoritmos complejos para mejorar los porcentajes de exactitud en la clasificación obtenidos por los sistemas BCI personalizados, pero ello no ha contribuido a acercar a estos sistemas a la práctica clínica. El principal problema al que se enfrentan los sistemas BCI personalizados basados en EEG, es el tiempo requerido para el diseño y la

calibración del sistema. En la etapa de traducción de características, se necesita una gran cantidad de características de la señal de EEG para aprender y reconocer los patrones de la imaginación de movimiento de un sujeto en específico, con un desempeño aceptable, lo cual implica largas sesiones de registro y después, varias sesiones de entrenamiento para capacitar al sujeto para utilizar el sistema.

Los pacientes con EVC tendrán la disponibilidad física o mental, para completar todo el proceso de diseño del sistema BCI. Un BCI no personalizado que reduzca el número de sesiones de entrenamiento, es una opción deseable que permitiría trasladar estos sistemas a la práctica clínica. Los diseños de BCI no personalizados actuales, presentados en el estado del arte, tienen la desventaja que los algoritmos de caracterización y clasificación propuestos no se han evaluado en línea, ya que requieren de microprocesadores robustos para su funcionamiento. Lo cual también limita su implementación en una aplicación portátil. Además, estos sistemas, requieren un número elevado de electrodos para lograr un desempeño aceptable (arriba del nivel de aleatoriedad).

Por lo anterior, es necesario realizar más exploraciones tanto de los protocolos de adquisición, como de las técnicas extracción y traducción de características de la señal eléctrica cerebral que mejore los resultados obtenidos hasta el momento. Pero también es muy importante, implementar nuevas metodologías de diseño de sistemas BCI basadas en las características de los pacientes con discapacidad.

1.8 Justificación

Entre las diversas patologías neurológicas que provocan discapacidad motora se encuentra el EVC, con una incidencia estimada de 16 millones de nuevos casos por año. Su elevada incidencia representa la primera causa de discapacidad y la tercera causa de mortalidad en el mundo [1] [60]. En México, el EVC tiene una incidencia de 118 por 100,000 habitantes al año, una prevalencia de 8 por 1000 habitantes y mortalidad de 38.1 por 100,000 habitantes [61]. Aproximadamente, el 60% de los sobrevivientes sufren de disfunción de la extremidad superior, que provoca la pérdida o disminución de la función motora y sensitiva de la mano, con la consecuente

limitación en la ejecución de las actividades funcionales y, de independencia en la vida cotidiana. Los déficits crónicos son especialmente frecuentes en la mano, siendo la extensión de los dedos la función motora con más probabilidades de verse afectada [60].

Los datos del Sistema Nacional de Información en Salud, muestran que solo en instituciones de salud pública del país (Secretaría de Salud, IMSS e ISSSTE) se han atendido de 2008 a 2013 un total de 113891 casos, es decir, un promedio anual de 18982 pacientes con diagnóstico de EVC [62]. Específicamente, en el Instituto Nacional de Rehabilitación (INR), se han atendido de 2008 al 2013 un total de 2296 casos, lo cual se traduce en un promedio anual de 383 pacientes con secuelas debido a un EVC. De los casos atendidos en el INR, la mayor incidencia se observa en personas mayores a 60 años con un porcentaje de 53%, seguido de un porcentaje de 21% en el rango de edad de 50 a 59 años y de un porcentaje de 20% en el rango de 30 a 49, y el restante 6% corresponde a personas menores de 29 años. Un punto a destacar es el hecho de que al sumar los casos en el rango desde los 30 a los 59 años, se obtiene un porcentaje de incidencia de 41%, lo cual es un porcentaje alarmante, dado en esta etapa de la vida las personas están en su máximo nivel de productividad para la sociedad, la familia y para ellos mismos.

En la actualidad, las terapias para rehabilitación de la función de la mano se basan en la utilización de herramientas simples, como, pelotas, semillas, donas de plástico, o de aditamentos meramente mecánicos, como, tenedores y bolígrafos acondicionados para que los pacientes puedan colocarlos en su mano y aprendan a utilizarlos. Las terapias también incluyen la realización de sesiones de hidroterapia, mecanoterapia y electroterapia. No existe un dispositivo complementario que ofrezca la posibilidad de realizar una rehabilitación neuromotora integral del miembro superior, es decir, que permita recuperar la función motora de la mano afectada y, que al mismo tiempo permita coadyuvar los procesos de neuroplasticidad en los pacientes con EVC.

Puesto que los sistemas BCI aplicados a la rehabilitación de pacientes con daños neuromotores debido a un EVC, solo se han desarrollado con fines de experimentación y aún se encuentran en etapas tempranas, es necesario realizar más investigaciones acerca de métodos efectivos de pre-procesamiento y clasificación de los patrones generados en los ritmos sensorial-motores de la señal de EEG, que permitan discriminar adecuadamente las intenciones de movimiento de la mano de los pacientes. Así como el desarrollo de nuevas metodologías para disminuir el tiempo requerido para el diseño y calibración del sistema, que permitan acercar a los BCI a la práctica clínica.

Capítulo 2. Objetivos

2.1 Objetivos General

Diseñar e implementar un sistema de interfaz cerebro-computadora (BCI) que genere los comandos de control para que una persona con lesión neuromotora debido a una Enfermedad Vasculat Cerebral (EVC), pueda controlar la apertura y cierre de una órtesis de mano con la señal de su actividad eléctrica cerebral.

2.1.1 Objetivos Específicos

- Definir el protocolo clínico de adquisición de las señales eléctricas cerebrales (EEG).
- Obtener y analizar señales electroencefalografías de sujetos sanos mientras ejecutan e imaginan movimientos de las manos.
- Obtener y analizar señales electroencefalografías de pacientes con EVC mientras ejecutan e imaginan movimientos de las manos.
- Definir algoritmos de procesamiento que sean eficientes para obtener y clasificar características de la señal de EEG y que decodifiquen adecuadamente las intenciones de movimiento del usuario.
- Implementar un instrumento de neuro-retroalimentación en un entorno virtual amigable para el entrenamiento del usuario.

Capítulo 3. Desarrollo

Después de analizar, los antecedentes, el estado del arte y el problema al que nos enfrentamos, en esta sección se plantea la solución propuesta, así como los materiales y métodos que se utilizaron para desarrollarla.

En primer lugar es importante mencionar que, la población objetivo de este sistema son los pacientes con hemiparesia de la mano izquierda o derecha debido a una Enfermedad Vasculal Cerebral (EVC), por lo que, para el diseño del sistema BCI no personalizado, era necesario tener un grupo de pacientes para extraer información de sus señales de EEG y con ello clasificar la información del paciente objetivo. Pero dada la complejidad de acceder a un grupo grande de pacientes para recabar la información necesaria para el diseño del sistema, primero se diseñó y validó la propuesta con un grupo de sujetos sanos y posteriormente se realizaron pruebas de su uso potencial en pacientes con EVC. Para ello se formaron tres grupos, un grupo de sujetos sanos cuyos datos se usaron para la etapa de diseño del sistema BCI propuesto, al que se le denominó grupo fuente; un grupo de sujetos sanos con varias sesiones de registro de EEG, al que se le denominó, grupo de prueba y, un grupo de pacientes con secuelas por EVC, al que se le denominó, grupo de EVC. Estos grupos se describen en los siguientes apartados.

En la Figura 5, se presenta un diagrama a bloques de los elementos que forman el sistema BCI no personalizado. La solución propuesta consta de la etapa de adquisición de la señal de EEG de voluntarios sanos mientras realizan imaginación de movimiento de sus manos, la etapa de procesamiento de la señal de EEG y la generación de comandos de control para abrir y cerrar una órtesis robótica de mano. En este trabajo se establecieron los protocolos de adquisición de las señales de EEG tanto de sujetos sanos, como de pacientes con EVC, y se implementó la etapa de procesamiento de la señal: eliminación de artefactos, extracción de características y traducción de características.

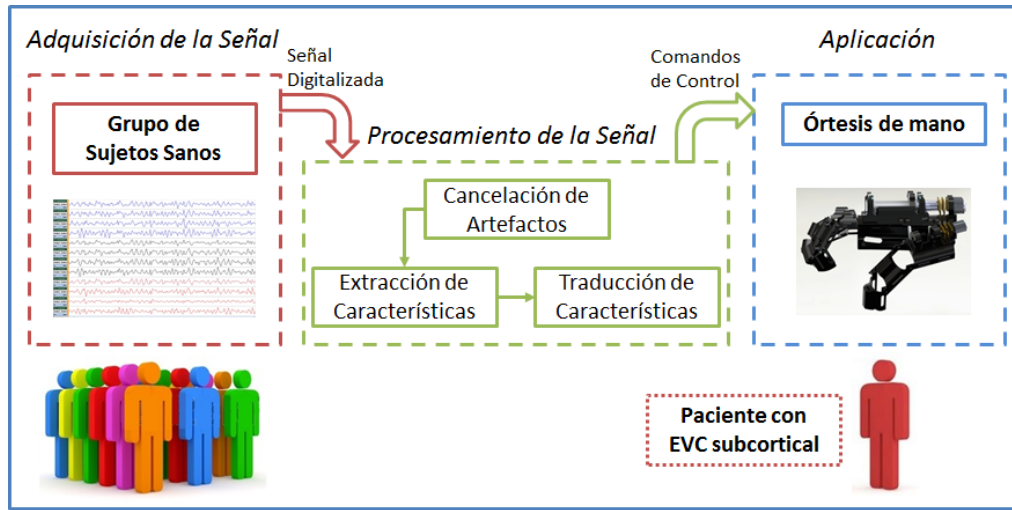


Figura 5. Diagrama a bloques del sistema BCI no personalizado propuesto

En la Figura 6 se muestran las etapas y los métodos empleados en el desarrollo de este trabajo. La órtesis robótica, así como la etapa de control, aún se encuentran en proceso de fabricación y diseño como parte de otro trabajo de tesis.

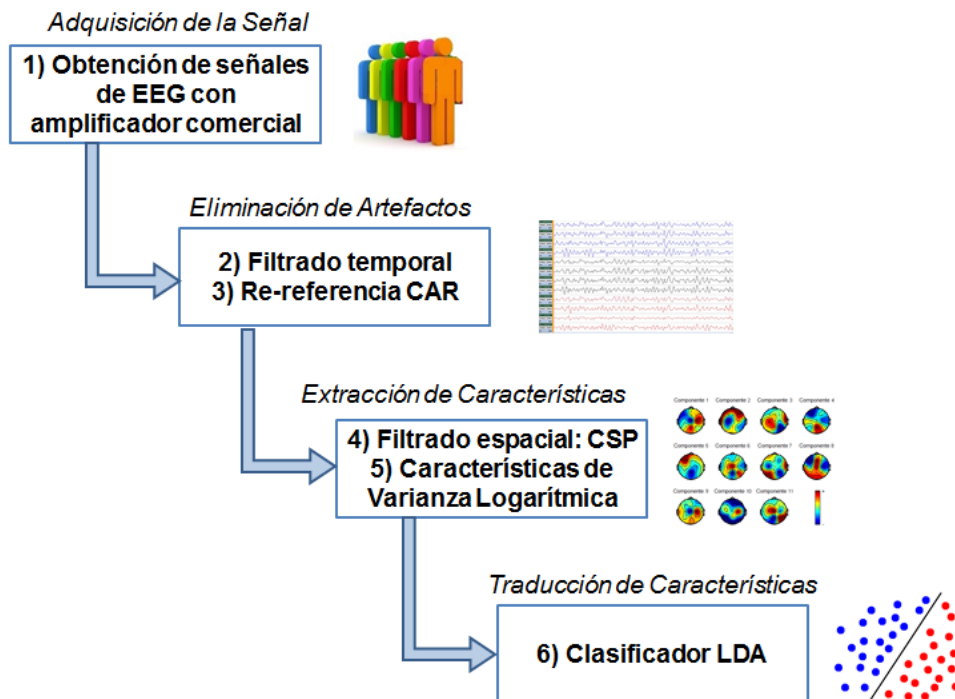


Figura 6. Diagrama a bloques de las etapas implementadas para el BCI no personalizado.

3.1 Grupo fuente

Para la selección de los sujetos sanos que integran el grupo fuente, se definieron los criterios de inclusión, exclusión y eliminación, junto con el médico especialista en electrofisiología. Dichos criterios se enlistan en seguida.

3.1.1 Criterios de Inclusión

Se incluyeron personas sanas de entre 21 y 30 años de edad:

- Con mano derecha dominante
- Con visión normal o corregida a normal
- Sin antecedentes de enfermedades neurológicas
- Sin antecedentes de enfermedades psiquiátricas
- Sin antecedentes de enfermedades tóxico-metabólicas
- Sin antecedentes de traumatismos craneoencefálicos
- Sin antecedentes de familiares con epilepsia o alguna otra enfermedad heredo-degenerativa.

3.1.2 Criterios de Exclusión

Se excluyeron del protocolo aquellas personas con:

- Antecedentes de enfermedades neurológicas
- Antecedentes de enfermedades psiquiátricas
- Antecedentes de enfermedades tóxico-metabólicas
- Antecedentes de traumatismos craneoencefálicos
- Antecedentes de familiares con epilepsia o alguna otra enfermedad heredo-degenerativa.

3.1.3 Criterios de Eliminación

Los registros de EEG se eliminaron en caso de existir alguno de los siguientes casos:

- Retiro voluntario del protocolo
- Imposibilidad para realizar el estudio (vista cansada, excesivo movimiento palpebral en ojos abiertos e incluso en ojos cerrados)
- Presencia de electromorfogramas anormales.

3.1.4 Evaluación Neuropsicológica de los participantes

Puesto que el protocolo experimental (que se explica en el apartado 4.3) involucra que el participante realice varias repeticiones de una misma tarea, se decidió evaluar la capacidad de los sujetos de seguir instrucciones y de atender tareas repetidas sin distraerse con otros estímulos. Con la asesoría de una experta en neuropsicología se definió utilizar las sub-escalas de Detección de Dígitos y Detección Visual del instrumento neuropsicológico NEUROPSI Atención y Memoria [63]. Todos los participantes fueron evaluados antes de los registros de EEG y los que obtuvieron un rendimiento normal y cumplieron los criterios de inclusión se integraron al grupo fuente.

3.1.5 Evaluación cualitativa de los registros de EEG

Los registros de EEG fueron revisados, por un experto en electrodiagnóstico, en un entorno igual para todos los sujetos sanos, el cual consiste en que el participante se encuentre despierto con ojos cerrados y ojos abiertos en condiciones de reposo psicomotor. El montaje seleccionado fue un montaje bipolar denominado AP Lateral basado en sistema internacional 10-20. A cada uno de los estudios se les analizó frecuencia, amplitud y morfología. Se consideraron electroencefalogramas normales por la presencia de actividad alfa organizada sin presencia de grafoelementos anormales o sugestivos de descarga o irritación neuronal. Se consideraron anormales en el caso contrario. Los participantes con EEG anormales se eliminaron del grupo control.

La muestra final del grupo fuente consta de 30 participantes sanos con estudios de licenciatura en curso o titulados (media de 25.9 años y desviación estándar de 2.94 años), 15 sujetos son del género femenino y 15 son del género masculino.

3.2 Grupo de prueba

Los mismos criterios de inclusión, exclusión y eliminación se aplicaron para los sujetos sanos que integran este grupo. También se le realizaron las pruebas neuropsicológicas y el análisis cualitativo de su EEG. Las señales de EEG de estos sujetos se registraron en una etapa posterior a los registros del grupo fuente, con el objetivo de tener una muestra específicamente tomada para realizar la etapa de prueba del sistema diseñado. La muestra consta de 6 participantes sanos con estudios de licenciatura en curso o concluida, con una media de 29 años y desviación estándar de 2 años. Tres son de género masculino y tres sujetos son del género femenino.

3.3 Grupo de EVC

El sistema se plantea para pacientes con hemiparesia que hayan perdido la capacidad motora y/o sensorial de la mano derecha o izquierda, debido a un EVC (hemorrágico o isquémico) localizado en la región subcortical de alguno de los hemisferios del cerebro. Para este grupo se seleccionaron pacientes que exclusivamente presentaran lesiones subcorticales, con la finalidad de evitar que la afectación cortical modificara de forma significativa el trazo del EEG basal o aumentará la probabilidad de encontrar electromorfogramas anormales. Por lo que se seleccionó un grupo de pacientes para evaluar la metodología propuesta de acuerdo a los criterios de inclusión, exclusión y eliminación que se presentan en seguida.

Los integrantes este grupo son pacientes atendidos en el Instituto Nacional de Rehabilitación (INR), a donde asisten, después de recibir atención primaria en otras instituciones de salud, para recibir terapias de rehabilitación integral y disminuir las secuelas del EVC, lo cual les permite recuperar independencia en sus actividades de la vida diaria.

3.3.1 Criterios de Inclusión

Se incluyeron pacientes con un primer evento de EVC de localización subcortical, ya sea isquémica o hemorrágica, comprobada mediante estudios de neuroimagen (Tomografía Axial Computarizada o Resonancia Magnética Nuclear) de entre 45 y 80 años de edad:

- Con mano derecha dominante
- Con visión normal o corregida normal
- Con paresia de mano derecha o izquierda
- Sin antecedentes de enfermedades psiquiátricas
- Sin antecedentes de enfermedades tóxico-metabólicas
- Sin antecedentes de traumatismos craneoencefálicos
- Sin antecedentes de familiares con epilepsia o alguna otra enfermedad heredo-degenerativa.

3.3.2 Criterios de Exclusión

Se excluyeron del protocolo aquellas pacientes con:

- Antecedentes de EVC previa
- Antecedentes de enfermedades psiquiátricas
- Antecedentes de enfermedades tóxico-metabólicas
- Antecedentes de traumatismos craneoencefálicos
- Antecedentes de familiares con epilepsia o alguna otra enfermedad heredo-degenerativa.

3.3.3 Criterios de Eliminación

Los registros de EEG se eliminaron en caso de existir alguno de los siguientes casos:

- Retiro voluntario del protocolo
- Imposibilidad para realizar el estudio (vista cansada, excesivo movimiento palpebral en ojos abiertos e incluso en ojos cerrados)

- Presencia de electromorfogramas anormales.

3.3.4 Evaluación Neuropsicológica

Como parte de la revisión clínica integral, los pacientes son evaluados en el INR por una experta en neuropsicología, quien aplica en su totalidad el instrumento neuropsicológico NEUROPSI Atención y Memoria [63]. Los resultados fueron consultados antes de invitar al paciente a participar en este estudio y solo se incluyeron aquellos que tuvieran un rendimiento normal en las sub-escalas de Detección de Dígitos y Detección Visual.

3.3.5 Evaluación cualitativa de los registros de EEG

Un experto en neurología clínica revisó los registros de EEG de grupo de pacientes. De la misma manera que con los sujetos, se consideraron electroencefalogramas normales por la presencia de actividad alfa organizada sin presencia de grafoelementos anormales o sugestivos de descarga o irritación neuronal. Se consideraron anormales en el caso contrario.

La muestra final del grupo de pacientes consta de 6 pacientes con EVC subcortical (media de 56.5 años y desviación estándar de 12 años), 3 sujetos son del género femenino y 3 son del género masculino. Las características demográficas se detallan en la Tabla 3.

Es importante mencionar que antes del estudio, todos los participantes sanos y pacientes, firmaron un consentimiento informado aprobado por el Comité de Investigación y Ética del Instituto Nacional de Rehabilitación. También se les aplicó un cuestionario en el que negaron algún antecedente o diagnóstico de lesiones neuronales.

En el Apéndice 1 se pueden consultar el consentimiento informado utilizado en este estudio y el cuestionario aplicado a todos los participantes. En el Apéndice 2 los ejercicios neuropsicológicos aplicados a los sujetos del grupo fuente y de prueba.

Tabla 3. Descripción demográfica y clínica de los pacientes con EVC

Paciente	Género	Edad	Tiempo de Evolución	Hemiparesia	Localización de la Lesión
1	Femenino	49	4 meses	Derecha	Infarto subcortical que afecta núcleo lenticular y brazo anterior de la cápsula interna izquierda
2	Masculino	50	7 meses	Derecha	Infarto subcortical a nivel del brazo posterior de la cápsula interna izquierda
3	Femenino	57	36 meses	Derecha	Infarto subcortical a nivel del núcleo pulvinar talámico izquierdo con extensión a la cápsula interna izquierda y ventrículo lateral ipsilateral
4	Masculino	58	2 meses	Izquierda	Hemorragia en ganglios basales derechos con afectación del brazo posterior de la capsula interna ipsilateral
5	Femenino	79	1 mes	Izquierda	Infarto cerebral en territorio de la subdivisión superior de la arteria cerebral media derecha
6	Masculino	46	3 meses	Izquierda	Infarto subcortical que afecta núcleo lenticular, cápsula interna y corona radiada del lado derecho

3.4 Protocolo experimental

En esta sección se describe el protocolo experimental utilizado durante los registros de EEG. Los sujetos no tenían conocimiento previo del experimento, ni entrenamiento para realizar las tareas motoras, las cuales se explicaron por medio de instrucciones verbales minutos antes de iniciar el registro.

El experimento se basó en el paradigma de Graz propuesto por Pfurtscheller y colaboradores [48]. El participante se sentó en un sillón cómodo con descansa brazos y un monitor de computadora de 15.4" se colocó a 150 cm enfrente de él. El registro de EEG inició con un periodo de 1 min de ojos cerrados, 1 min de ojos abiertos, 1 min de ojos cerrados, para evaluar la actividad cerebral basal del sujeto, seguido por una serie de ensayos de movimiento e imaginación de movimiento de la mano. Cada ensayo tiene una duración de 8 s e inicia con la presentación de una cruz en el centro del monitor, seguido de un tono auditivo de corta duración (beep) a

los 2 s. A los 3 s, la cruz fue sobrepuesta con una flecha apuntado hacia la derecha o la izquierda durante 1.5 s. Dependiendo de la dirección de la flecha, el sujeto ejecutó el movimiento continuo de abrir y cerrar de la mano derecha o izquierda, hasta que aparecía una pantalla azul de descanso sin ninguna guía visual, la cual se presentaba entre cada ensayo durante un periodo aleatorio de entre 3 a 5 s, se le indicó al sujeto que en este periodo podía parpadear para descansar la vista. En ensayo se repite 20 veces, apareciendo de manera aleatoria 10 veces de flecha derecha y 10 de izquierda, para evitar la habituación del sujeto.

Después de realizar las tareas de movimiento real, los participantes realizaron las tareas de imaginación de movimiento, en las cuales la instrucción fue imaginar la sensación de realizar el mismo movimiento de apertura y cierre de la mano derecha o izquierda pero sin ejecutar el movimiento real. Una corrida consta de 20 tareas de movimiento y 20 tareas de IM. La Figura 7 muestra la línea de tiempo del procedimiento empleado.

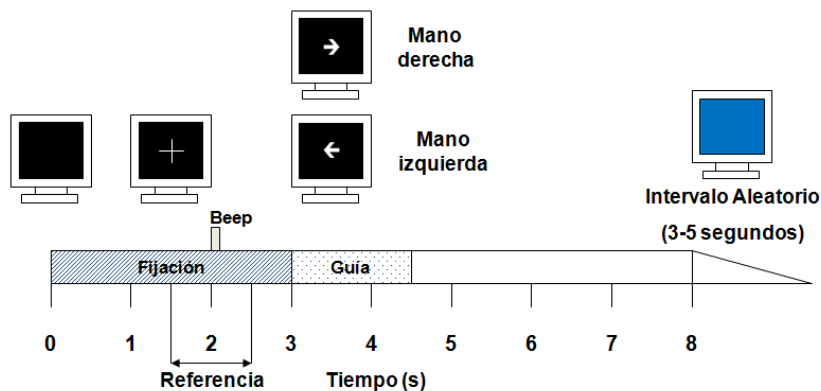


Figura 7. Línea de tiempo del protocolo experimental.

Los 30 sujetos sanos del grupo fuente realizaron solamente una corrida (10 ensayos por tarea) y sujetos sanos del grupo de prueba realizaron dos sesiones de seis corridas cada una (120 ensayos por tarea). El grupo de pacientes realizaron cuatro sesiones de tres corridas cada una (120 ensayos por tarea), las sesiones fueron realizadas una cada semana debido a la disponibilidad de los pacientes.

3.5 Adquisición de señales

Las señales del grupo fuente se registraron utilizando un amplificador marca Nicolet®, modelo NicONE de 32 canales con un convertidor analógico-digital de 16 bits de resolución, empleando una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Se colocaron 22 electrodos en el cuero cabelludo de los sujetos, de acuerdo al sistema internacional 10-20. La tierra y la referencia se colocaron en la línea central de la frente. Se colocaron electrodos en el borde palpebral de ambos ojos para registrar los movimientos oculares; así como en los maseteros para detectar los artefactos por movimientos de boca.

En la Figura 8 se observa al sujeto sentado frente a la computadora con los electrodos de EEG y EMG durante el protocolo de medición.

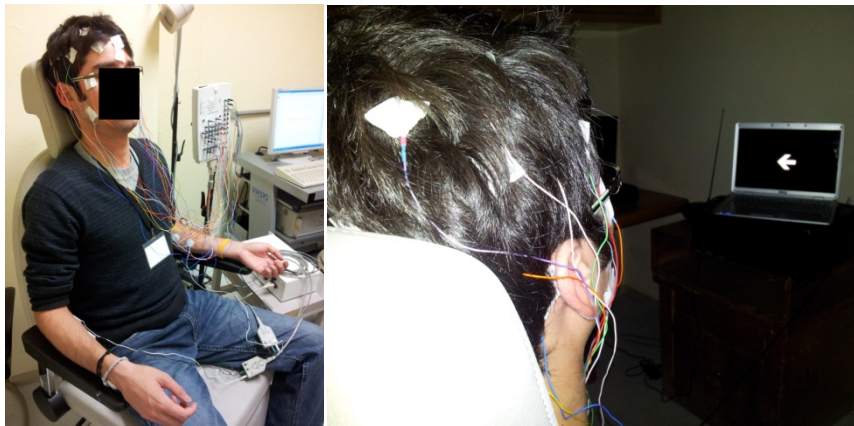


Figura 8. Participante sano durante el registro de señal de EEG mientras ejecuta e imagina movimientos de las manos.

Las señales de EEG del grupo de prueba y del grupo de EVC fueron registrados con un amplificador g.Tec®, modelo gUSBamp de 16 canales con un convertidor analógico-digital de 24 bits de resolución, con una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Se colocaron 11 electrodos en las posiciones T3, P3, C3, Cz, C4, P4, T4, F3, Fz, F4 y Pz del sistema 10-20. La tierra se colocó en el lóbulo de la oreja derecha. Un electrodo se colocó en la posición FPz para detectar artefactos por parpadeo y oculares.



Figura 9. Paciente con EVC durante el registro de señal de EEG mientras ejecuta e imagina movimientos de las manos.

En ambas configuraciones de adquisición, las impedancias de los electrodos se mantuvieron debajo de $5\text{ K}\Omega$, y se registró el EMG en los brazos de paciente (sobre el músculo flexor profundo y superficial de los dedos) para registrar el inicio del movimiento o ausencia de éste en la tarea de imaginación para lo cual se construyó un electromiógrafo que se describe a continuación.

3.6 Construcción de un sistema de Electromiografía

Se diseñó y se construyó un amplificador de electromiografía (EMG) de dos canales para registrar la flexión y extensión de las falanges del miembro torácico superior. El dispositivo consiste en una etapa de pre-amplificación de la señal, en la que se emplean amplificadores de instrumentación con ganancia una fija de 1000. Una etapa de amplificación con amplificadores operacionales que permite seleccionar entre 5 valores de ganancia. Una etapa de filtros analógicos formada por un filtro pasa-altas pasivo con una frecuencia de corte de 10 Hz y un filtro pasa-bajas digital programable de 550 Hz tipo Butterworth de segundo orden. Y una etapa de atenuación, la cual fue necesaria debido a que la señal de EMG se introdujo por dos canales de entrada analógica de ambos amplificadores de EEG utilizados (que permiten valores máximos de entrada de $100\mu\text{V}$), lo cual permitió que las señales de movimiento de mano derecha e izquierda se pudieran observar junto con los trazos de EEG y se almacenaran en el mismo archivo. También se incluyó una etapa

adicional de filtrado para el ruido debido a la línea eléctrica, para ello se diseñaron filtros digitales programables tipo Notch a una frecuencia de corte de 60Hz, el equipo cuenta con un interruptor manual para activarlos o desactivarlos.

La fuente de alimentación es una fuente tipo aislada de grado médico del fabricante XP Power que cumple con las normas médicas internacionales. En la Figura 10, se observa el amplificador construido, en la vista anterior, las perillas selectoras de ganancia de cada canal, las conexiones para el cable de electrodos y el selector de filtro de línea; en la vista posterior, las perillas selectoras para la atenuación, los cables de conexión para la salida analógica del EMG, la conexión para la línea eléctrica, el fusible y el interruptor de encendido, Así como el conector USB para comunicar con la computadora y la salida de pulsos digitales que indica los tiempos de la interfaz visual, la cual se explica en el siguiente apartado.



Figura 10. Vista anterior (arriba) y posterior (abajo) del amplificador de EMG construido.

El registro de EMG se realizó colocando electrodos desechables de tamaño pediátrico en la parte interna de la extremidad torácica superior. Los electrodos activos se colocaron en la región donde se localiza el músculo flexor superficial de las falanges y el músculo flexor profundo de las falanges, un electrodo cerca del origen de los músculos y el otro a cinco centímetros. El electrodo de referencia se

colocó en la apófisis estiloides del hueso cúbito de la extremidad superior. La Figura 11 muestra la colocación de los electrodos utilizada en los sujetos participantes.

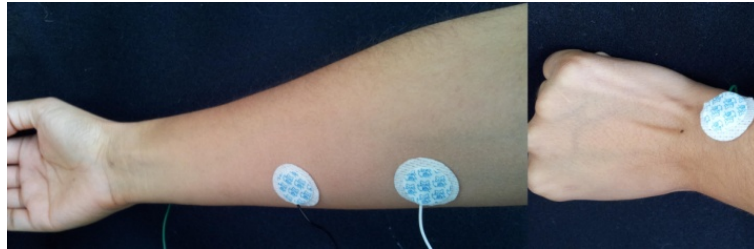


Figura 11. Colocación de los electrodos de EMG para registrar los movimientos de la mano.

3.7 Interfaz visual para presentación de guías visuales

Se desarrolló una interfaz visual que tiene como objetivos, presentar al participante las guías visuales y auditivas que indican las acciones que debe de efectuar, y enviar al amplificador de EEG una señal para que el experto pueda visualizar en el registro los marcadores que indican cada intervalo temporal del protocolo experimental detallado arriba. El sistema está constituido por una tarjeta de desarrollo marca ARDUINO® modelo “Duemilanove”, y por una computadora personal la cual ejecuta el programa de la interfaz visual desarrollada en el entorno de programación PROCESSING®.

Se implementó un código de programación en el entorno ARDUINO® para programar un microcontrolador marca AVR® modelo AT168 el cual constituye el sistema de procesamiento digital de la tarjeta “Duemilanove”. En el módulo diseñado la tarjeta marca los intervalos temporales de la interfaz por medio de un esquema de interrupciones del microcontrolador AT168, de esta forma se tiene un contador temporal, con una resolución de 200 microsegundos, dedicado exclusivamente a la medición de los intervalos designados en el paradigma. La tarjeta de adquisición cuenta con un emulador de comunicación serial por medio de un puerto USB, en el cual se implementa el protocolo RS232 para establecer comunicación con una computadora. El microcontrolador programado envía un carácter, por medio de su comunicación serial al programa en PROCESSING® de la interfaz visual, cada vez

que el contador activado por interrupciones alcanza el tiempo definido para una nueva etapa del paradigma.

La interfaz visual implementada en la computadora recibe los caracteres enviados por el microcontrolador por medio del puerto de comunicación serial, los cuales indican al programa en qué momento presentar en la pantalla el conteo numérico regresivo que comienza en 3 y termina en uno, para después presentar la figura de la cruz blanca sobre un fondo negro, el tono de corta duración, la flecha izquierda o derecha, las cuales aparece aleatoriamente dependiendo del resultado de la función de aleatoriedad programada del microcontrolador, y finalmente, la pantalla azul cuya duración temporal también es dependiente de la función de aleatoriedad del microcontrolador. El algoritmo programado en el microcontrolador asegura que se muestren en la pantalla 10 flechas derechas y 10 flechas izquierdas cada vez que se inicializa la interfaz.

Los intervalos temporales correspondientes a las etapas del protocolo experimental son desplegados como pulsos binarios de 20 milisegundos de duración y 5V de amplitud (ver Tabla 4). Los pulsos son enviados desde el microcontrolador y se reciben mediante un puerto de entradas digitales del amplificador de EEG. El amplificador detecta la entrada digital y la nombra "Trigger1", donde 1 es el número de entrada digital al que se conecta el pulso digital.

Tabla 4. Número de pulsos que indican las acciones del paradigma.

Acción en la Interfaz	Indicador
Aparece la cruz	1 pulso
Se escucha el beep	2 pulsos
Aparece la flecha derecha	3 pulsos
Aparece la flecha izquierda	4 pulsos
Desaparece la flecha	5 pulsos
Aparece la pantalla azul	6 pulsos

El suministro eléctrico de la tarjeta de adquisición proviene de la baterías de ion-litio de la computadora, debido a que estas baterías alimentan al puerto USB que a su vez energiza a un regulador que suministra corriente a la tarjeta ARDUINO®, por

lo tanto se asegura que el sistema desarrollado es eléctricamente seguro tanto para el amplificador de EEG como para el paciente. La tarjeta se colocó en el mismo gabinete metálico del amplificador de EMG. En la Figura 12 se puede observar la conexión del microcontrolador al amplificador de EEG, y en Figura 13 se muestran las señales de EEG registradas en el amplificador y los marcadores generados por el módulo de la interfaz visual.



Figura 12. Conexión de la salida del microcontrolador a una entrada digital del amplificador g.Tec.

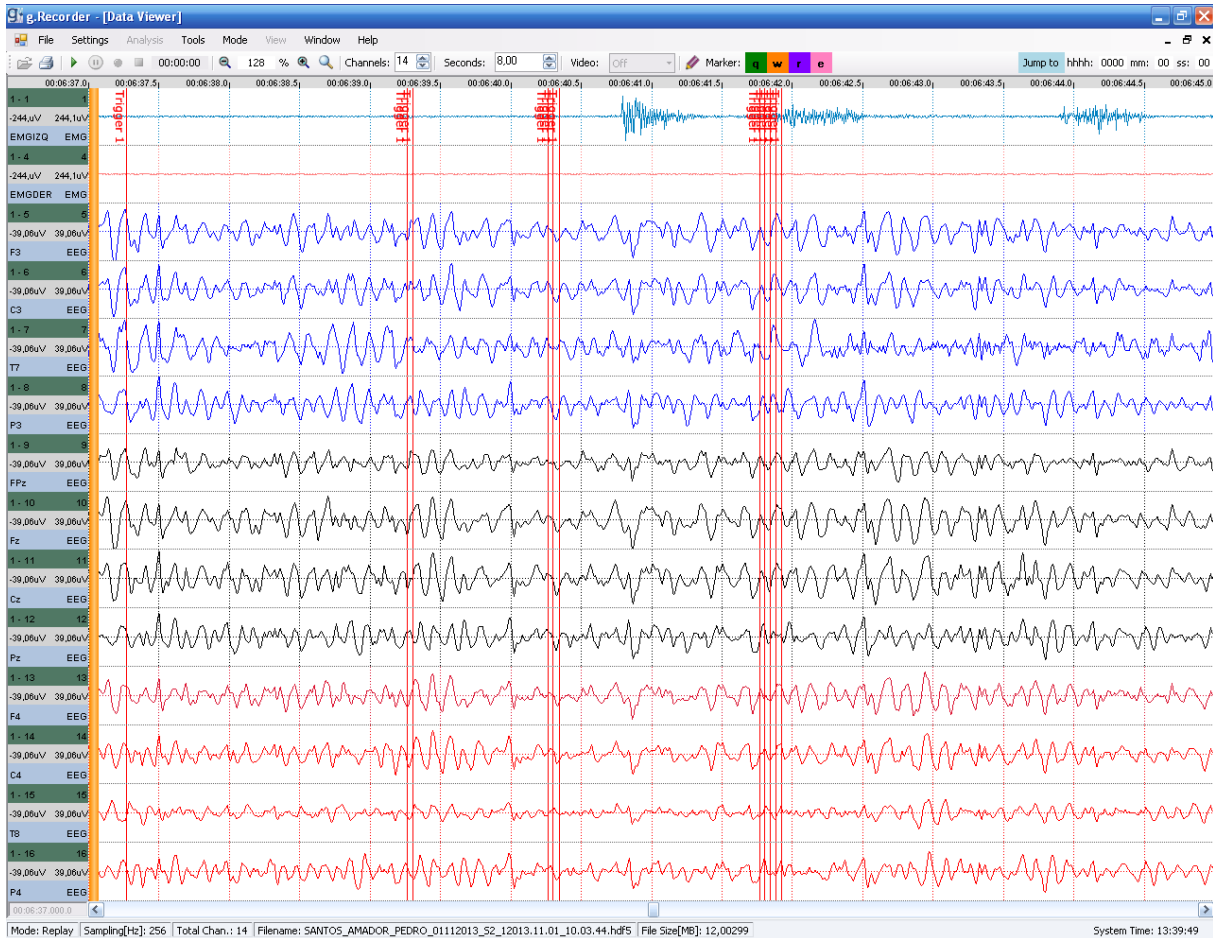


Figura 13. Pantalla del visualizador del amplificador g.TEC® donde se observan los marcadores generados por el módulo que controla la interfaz visual del paradigma. En los dos primeros canales se observan, las señales de EMG del movimiento de las manos y el resto son los 11 canales de EEG registrados. La ventana corresponde a 8 segundos de registro.

3.8 Pre-procesamiento de las señales de EEG

Se sabe que la señal de EEG es una señal bioeléctrica muy fácil de contaminar, tanto por factores internos del sujeto (el estado de ánimo, movimientos oculares y musculares), como por factores externos (red eléctrica, mal aislamiento de los cables), por lo que es muy importante acondicionar la señal de EEG con técnicas que aumenten la relación señal a ruido, antes de la etapa de procesamiento.

Es importante mencionar que, aunque los registros de EEG del grupo fuente constan de 22 canales, solamente se realizó el pre-procesamiento y, posteriormente el procesamiento, de la señal de once canales (T3, P3, C3, Cz, C4, P4, T4, F3, Fz,

F4 y Pz), los mismos que se tenían disponibles para el resto de los voluntarios, los cuales fueron registrados con el amplificador g.Tec. En seguida se presentan los pasos seguidos en el pre-procesamiento de la señal.

3.8.1 Etapa de filtrado temporal

Las señales de EEG en configuración referencial fueron re-referenciadas para que se tuvieran registros libres de referencia. Lo que permite, comparar registros que fueron adquiridos con el electrodo de referencia colocado en diferentes posiciones del sistema internacional 10-20. Para esto, se utilizó el método CAR, en el que el promedio de todos los electrodos adquiridos fue restado al electrodo de interés. Con ello, también se eliminaron componentes comunes en todos los electrodos como, artefactos por parpadeos.

Después de re-referenciar la señales de EEG, éstas fueron acondicionadas con un filtro pasa bajas a 30 Hz, un filtro pasa altas a 8 Hz y con dos filtros rechaza banda de 59-61 Hz y 119-121 Hz, tipo FIR de orden 20. La banda de frecuencia, que incluye a mu y beta, fue seleccionada porque se ha demostrado que los BCIs basados en MI tienen mejores porcentajes de desempeño que cuando se usa la banda mu o beta por separado.

Finalmente, utilizando un algoritmo computacional automático, que se basa en la detección de los marcadores enviados con el módulo de la interfaz visual hacia el amplificador de EEG, se extrajeron, del registro completo, los intervalos correspondientes a los 10 ensayos de movimiento e imaginación de mano izquierda y 10 para mano derecha para todos los participantes. Por medio de una inspección visual se identificaron los ensayos con excesivos artefactos oculares, musculares y de actividad cardíaca y se eliminaron de los datos del sujeto. Todos los archivos se leyeron, pre-procesaron y procesaron utilizando el programa Matlab® de Mathworks y el toolbox de licencia libre denominado Fieldtrip [64].

Después de acondicionar las señales de EEG el siguiente paso es el filtrado espacial, el cual se considera una etapa esencial en el desarrollo de los sistemas

BCI, pues ha demostrado que tiene ventajas como, incrementar la relación señal a ruido, disminuir artefactos comunes a todos los electrodos y tener señales más focalizadas a la ubicación del electrodo. En este trabajo, después de probar otros métodos como, el filtrado laplaciano y el análisis de componentes independientes, se seleccionó el método de Patrones Espaciales Comunes (CSP). Para aplicar esta técnica, es necesario seleccionar los intervalos de tiempo de interés en los ensayos de las tareas de movimiento e imaginación es decir, caracterizar la muestra de sujetos, para ello se realizó un análisis tiempo-frecuencia de las señales del grupo fuente que se describe en seguida.

3.9 Análisis tiempo-frecuencia de las señales de EEG del grupo fuente

De acuerdo a estudios realizados por Pfurtscheller y sus colaboradores, se sabe que el movimiento y la imaginación de movimiento generan patrones similares de desincronización del ritmo beta y mu, es decir, un decremento de potencia espectral cuando se comparan los dos periodos mencionados contra un periodo de referencia y que esta se observa, principalmente, en los canales centrales C3 y C4 [3] [25] [26]. En este trabajo se realizó un análisis tiempo-frecuencia tanto para determinar los intervalos de tiempo, como las frecuencias y los canales, en lo que se presentan los cambios de potencia relacionados a las tareas de movimiento. Se analizaron tanto los ensayos de movimiento como los de IM, con el objetivo de utilizar los patrones de movimiento como el estándar para verificar y establecer que los participantes si realizaron las tareas de IM.

El análisis tiempo-frecuencia se basa en la convolución en frecuencia con ventanas de tiempo de tipo Hanning desplazadas y traslapadas cada 50 ms; la longitud de las ventanas de tiempo es variable, siendo menor cuando incrementa la frecuencia. Se obtiene la potencia espectral para cada ventana, utilizando la transformada Wavelet tipo Morlet compleja, y con ello se genera la representación tiempo-frecuencia (RTF). El análisis se hace de 0 a 8 segundos y de 8 a 30 Hz con una resolución de 0.5 Hz.

Se obtuvieron las RTFs de cada uno de los 10 ensayos de movimiento e imaginación de movimiento de la mano izquierda y derecha, después se promediaron para obtener una RTF promedio para la mano derecha y uno para la mano izquierda, para cada uno de los participantes tanto para movimiento como para IM. Y finalmente, se obtuvo el promedio de las RTFs para las 15 mujeres, los 15 hombres, y para la muestra completa de 30 sujetos del grupo fuente.

3.9.1 Análisis estadístico de la potencia espectral

Se utilizó la prueba no paramétrica U de Mann-Whitney para muestras de una población que no sigue una distribución normal. Con la prueba se busca determinar si existen diferencias significativas entre dos tareas o condiciones realizadas por los sujetos: movimiento de mano derecha (MOVDER) vs. imaginación de mano derecha (IMDER), movimiento de mano izquierda (MOVIZQ) vs. imaginación de mano izquierda (IMIZQ), MOVDER vs. MOVIZQ, MOVDER vs. reposo (REP), MOVIZQ vs. REP, IMDER vs. IMIZQ, IMDER vs. REP, IMIZQ vs. REP. Los valores de significancia se calcularon a un intervalo de confianza de 95%.

De las RTF, se obtiene el promedio de los valores de potencia espectral de una ventana de tiempo de 1 segundo de longitud para las dos condiciones a comparar, se aplica la prueba estadística para buscar diferencias en cada uno de los canales de EEG y después se aplica para cada valor de frecuencia. El análisis se ejecutó tomando los intervalos de tiempo de 3.5 a 4.5 s, de 4 a 5 s, de 4.5 a 5.5 s y de 3.5 a 5.5 s para las tareas motoras, mientras que el periodo de reposo se consideró de 1 a 2 s, de 2 a 3 s y de 1.5 a 2.5 s. El rango de frecuencias analizado fue de 8 a 30 Hz. Se analizaron los once canales registrados en ambos amplificadores: T3, P3, C3, Cz, C4, P4, T4, F3, Fz, F4 y Pz.

En la Tabla 5, se muestran los tres canales y las frecuencias con mayor significancia estadística para discriminar entre las condiciones de movimiento real y, en la Tabla 6, para las condiciones de IM. Se presentan solamente los valores de la combinación de ventanas de tiempo con mayor significancia, esto es, el intervalo de

reposo de 1.5 a 2.5 s y el intervalo de tarea motora de 3.5 a 4.5 s. La selección se realizó para el grupo de mujeres, de hombres y para el grupo completo.

Tabla 5. Canales y rangos de frecuencias significativas para discriminar el movimiento real de la mano derecha contra mano izquierda (MOVIZQ vs. MOVDER), de mano izquierda contra reposo (MOVIZQ vs. REP) y de mano derecha contra referencia (MOVDER vs. REP)

Condición	Grupo fuente			Femenino			Masculino		
	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda
MOVIZQ vs MOVDER	Fz	7-17.5, 21.5-30	α	Fz	22.5-26.5	β	Fz	22-29.5	β
MOVIZQ vs REP	C4	8-30	α, β	Cz	8-30	α, β	T3	8-30	α, β
	Cz	8-30	α, β	P3	8-30	α, β	Cz	8-13.5, 14.5-30	α, β
	F4	8-28.5	α, β	C4	8-25.5	α, β	Fz	8-30	α, β
MOVDER vs REP	Cz	8-30	α, β	C3	8-30	α, β	Cz	8-30	α, β
	C3	8-30	α, β	P3	8-30	α, β	P4	8-13.5, 15.5-30	α, β
	Pz	8-30	α, β	T3	8-30	α, β	T3	8-17.5, 21.5-30	α, β

Tabla 6. Canales y rangos de frecuencias significativas para discriminar la imaginación de movimiento de la mano derecha contra mano izquierda (IMIZQ vs. IMDER), de mano izquierda contra reposo (IMIZQ vs. REP) y de mano derecha contra referencia (IMDER vs. REP)

Condición	Grupo fuente			Femenino			Masculino		
	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda
IMIZQ vs IMDER	T3	8.5-20.5	α, β	T3	8-17.5	α, β	P3	14.0-20	β
	C3	8.5-19	α, β	C3	9-17.5	α, β	Fz	11.0-15.5	α, β
	P3	9-19.5	α, β	F3	9-15	α, β	Pz	15.5-20	β
IMIZQ vs REP	C4	8-30	α, β	Cz	8-24.5, 26.5-30	α, β	T3	8-30	α, β
	T3	8-30	α, β	C4	5.5-25.5	α, β	C3	8-30	α, β
	Cz	8-30	α, β	P3	8-28.5	α, β	Cz	8.5-13.5, 14.5-30	α, β
IMDER vs REP	C3	8-30	α, β	T3	8-30	α, β	F3	8-9, 10-30	α, β
	T3	8-30	α, β	C3	8-28	α, β	P3	13-22.5, 24.5-30	β
	P3	8-30	α, β	C4	9.5-30	α, β	Fz	8-17.5, 25-28.5	α, β

Como se puede observar en las tablas anteriores, existen cambios significativos tanto en las frecuencias de alfa y beta, sobre todo en los canales centrales, lo cual nos indica que se trata de los ritmos sensorial-motores generados al realizar tareas

motoras o de IM. Con este análisis fue posible definir las ventanas de tiempo que se seleccionaran para posterior calibración del CSP, así como, verificar el rango de frecuencia seleccionado para el diseño del BCI (8 a 30 Hz).

Para poder visualizar los patrones de ERD/ERS generados al realizar la tarea motora, se hizo una normalización de las RTFs con respecto al intervalo de reposo seleccionado en este análisis (1.5 a 2.5 s). Después, se realizó una inspección visual de las RTFs de cada uno de los 30 sujetos en las condiciones de movimiento e IM, para determinar cualitativamente que los intervalos de tiempo y de frecuencia seleccionados eran funcionales para todos los sujetos. Se inspeccionaron todos los canales, pero se puso especial interés en los canales C3, Cz y C4. En el caso de que se presentara un descenso de potencia en alguno de los tres canales analizados se consideraba que el sujeto tuvo desincronización. En caso de que en ninguno de los canales analizados existiera un descenso de potencia, se consideró que para el sujeto no hubo desincronización. En la Tabla 7 se observa el número de sujetos que presentó ERD, en imaginación de movimiento y movimiento respectivamente. Se observa que la mayoría de los sujetos presentan cambios principalmente en el intervalo de 3.5 a 5.5 segundos y en el rango de frecuencia del ritmo mu y beta, lo cual indica que los rangos seleccionados son correctos. Además se observó que el 100% de las mujeres presenta ERD, excepto en IMIZQ.

Tabla 7. Número de sujetos en lo que se observó desincronización en los mapas tiempo-frecuencia promedio en los canales centrales al realizar movimiento e imaginación de movimiento.

Tarea	MOVIZQ		MOVDER		IMIZQ		IMDER	
Canal	C3-Cz-C4		C3-Cz-C4		C3-Cz-C4		C3-Cz-C4	
Género	M	F	M	F	M	F	M	F
ERD	7	15	8	15	7	11	10	15
Sin Cambio	9	0	6	0	5	4	4	2
Porcentaje	73%		76%		60%		83%	

En la Figura 14 se muestran las RTFs promedio (10 ensayos) de los 11 canales de EEG registrados del grupo fuente completo, en donde se observan los patrones

de ERD/ERS generados durante las tareas motoras de movimiento y en la Figura 15 los de las tareas de IM.

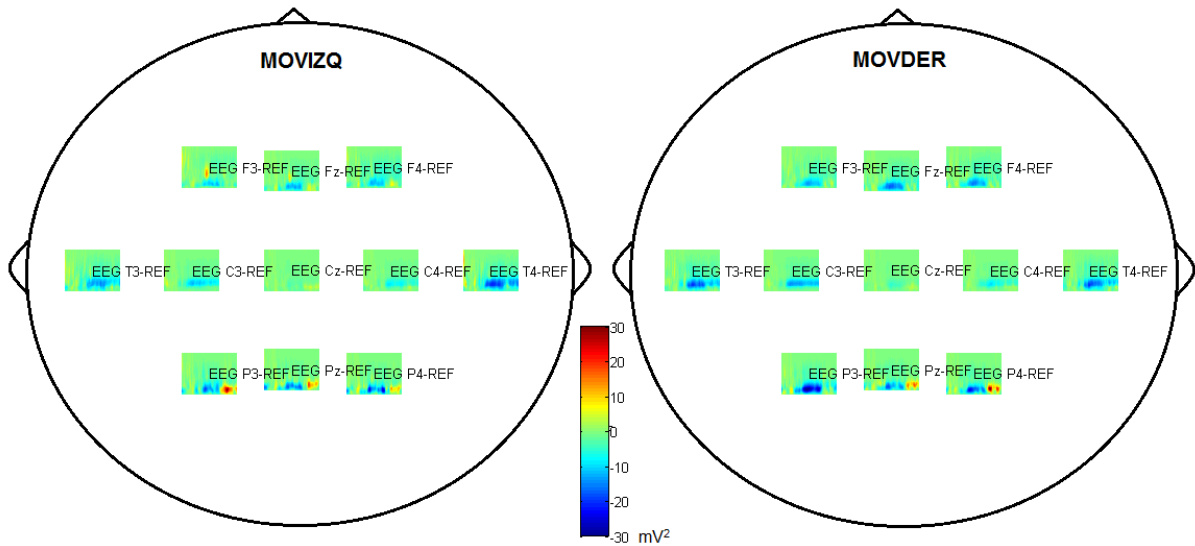


Figura 14. RTFs promedio de 10 ensayos de movimiento real de mano izquierda (MOVIZQ) y de movimiento de mano derecha (MOVDER) para el grupo fuente.

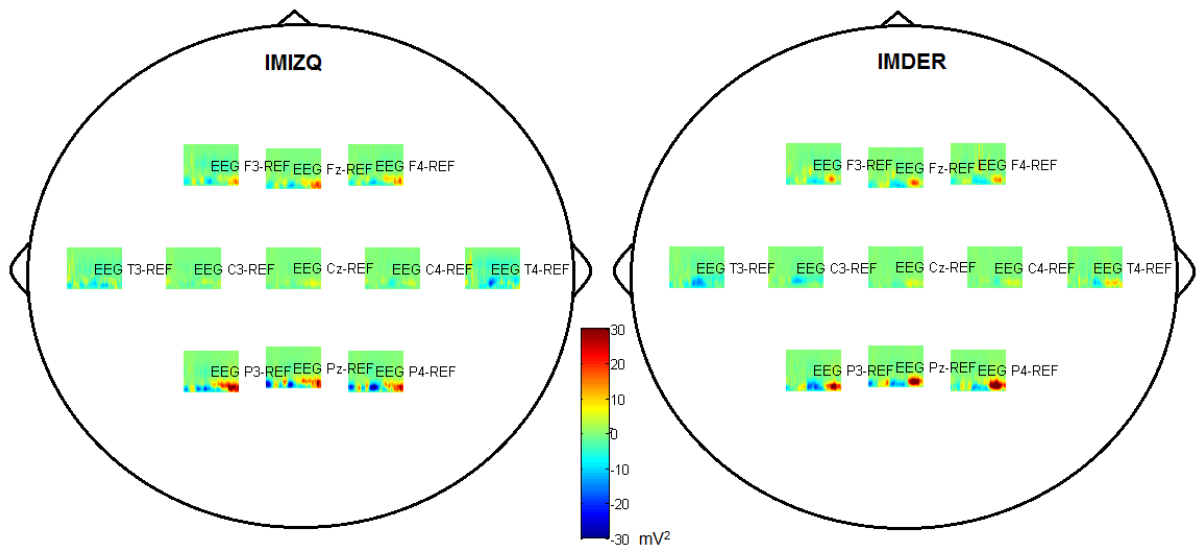


Figura 15. RTFs promedio de 10 ensayos de imaginación de movimiento de mano izquierda (IMIZQ) y de imaginación de movimiento de mano derecha (IMDER) para el grupo fuente.

En la Figura 16 se muestra las RTFs promedio de los 10 ensayos de las tareas de movimiento para el grupo fuente, y para el grupo separado por género. Se observan solamente los tres canales centrales C3, Cz y C4 para dar claridad a la comparación

entre grupos y, la comparación con la Figura 17, en donde se observan las RTF promedio para los ensayos de IM. Ambas figuras muestran la potencia calculada de 1 a 7 segundos y de 8 a 30 Hz. El color indica el cambio en la potencia espectral con respecto a la línea base. El color azul indica un decremento de potencia (ERD) y el color rojo un incremento de potencia (ERS). La línea punteada a los tres segundos indica el inicio de la tarea motora (momento en el que aparece la cruz en el centro del monitor). El círculo negro señala el electrodo en el que hubo mayor ERD en cada tarea y grupo.

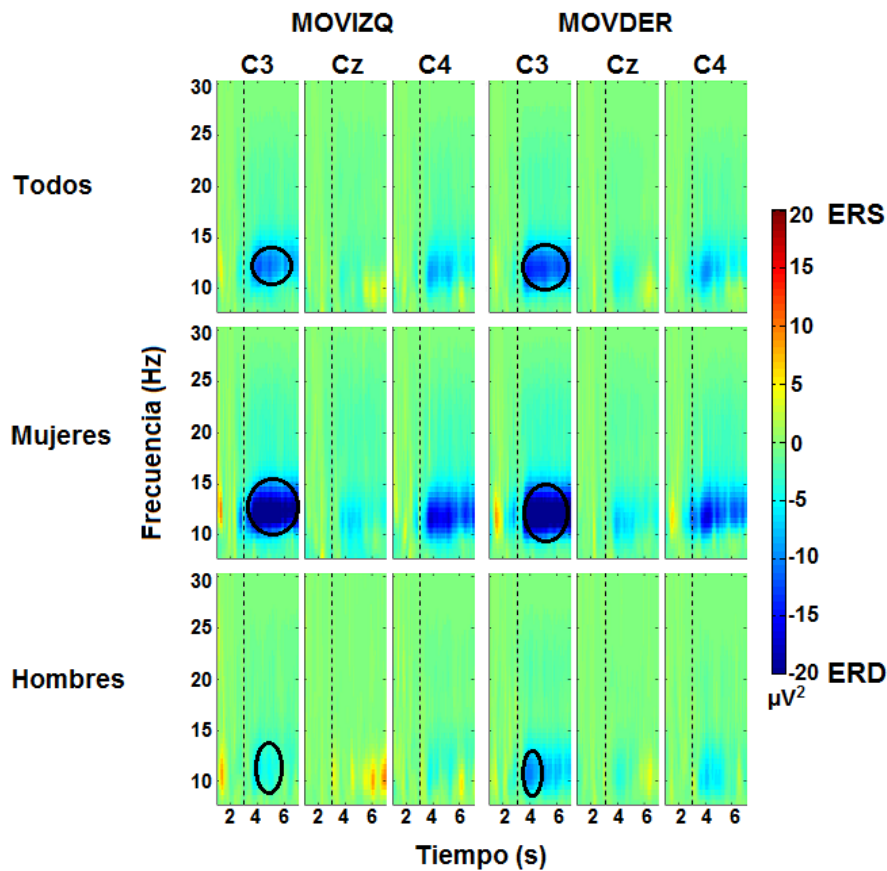


Figura 16. RTFs de los canales C3, Cz y C4. Se observa en el círculo negro la desincronización relacionada a la tarea de movimiento de mano izquierda (MOVDER) y, mano derecha (MOVIZQ), de mayor magnitud.

En la imagen anterior se puede observar que, en los tres grupos de sujetos, la ERD en MOVDER se presenta mayoritariamente en el canal C3, localizado en la corteza sensorial-motora del hemisferio izquierdo, es decir, contralateral a la tarea

realizada, lo cual concuerda con lo reportado por los neurofisiólogos. Mientras que, en MOVIZQ, la desincronización se presenta ipsilateral, es decir, del mismo lado a la tarea realizada. Esto puede deberse al hecho de los participantes son diestros y predomina la activación del hemisferio izquierdo aunque se esté ejecutando movimiento de la mano izquierda. En las dos tareas se puede observar ERD en ambos hemisferios, lo cual puede indicar que las tareas de movimiento están activando ambos lados del cerebro. Mediante la prueba de U de Man-Whitney se determinó que existen diferencias significativas ($p < 0.05$) entre la ERD generada por las mujeres y los hombres en ambas tareas.

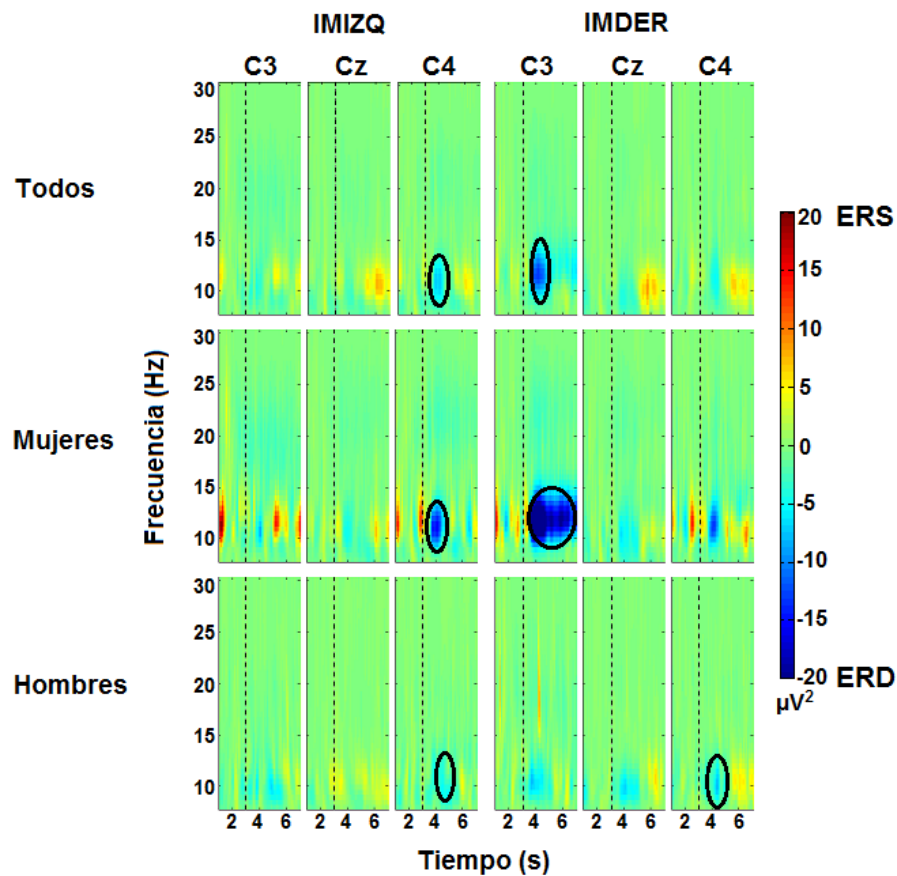


Figura 17. RTFs de los canales C3, Cz y C4. Se observa en el círculo negro la desincronización relacionada a la tarea de imaginación de movimiento de mano izquierda (IMDER) y, mano derecha (IMIZQ), de mayor magnitud.

En las RTFs de IM mostradas en la figura anterior, se observa que los sujetos generaron menor desincronización que la generada en las tareas de movimiento.

Para el grupo fuente completo y para las mujeres, la desincronización generada tanto en IMDER como en IMIZQ es contralateral a la tarea realizada, lo cual concuerda con lo reportado en la literatura. Mientras que para los hombres la ERD es de menor magnitud, en comparación con las mujeres, siendo ipsilateral en IMDER y contralateral en IMIZQ. De la misma manera que en el caso anterior, usando la prueba de U de Man-Whitney, se determinó que existen diferencias significativas ($p < 0.05$) entre la ERD generada por las mujeres y los hombres en ambas tareas.

La Figura 18 es un resumen de los cambios generados en la potencia espectral debido al movimiento real y a la IM de ambas manos. Se muestran las representaciones topográficas para cada una de las tareas, en la banda alfa y beta, para todos los sujetos del grupo fuente. En color azul se observa la ERD y en rojo la ERS. La ERD se presenta en la zona central de la corteza cerebral, en todos los casos es bilateral, es decir que se presenta en ambos hemisferios del cerebro, y en algunos casos es ligeramente superior en el hemisferio contralateral.

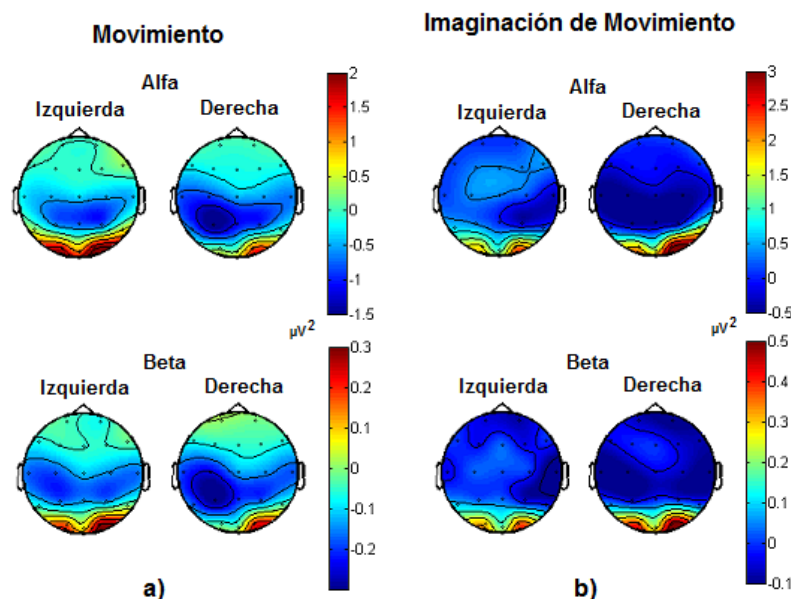


Figura 18. a) Representaciones topográficas promedio de todos los sujetos de la ERD generada durante el movimiento de las manos, y b) durante la intención de movimiento de las manos.

Ya que analizamos todos los datos del grupo fuente, podemos establecer que la mayoría de los participantes presentan desincronización relacionada a la tarea de

imaginación de movimiento y que los patrones son similares al movimiento, por lo que, en las siguientes etapas de diseño del sistema BCI no personalizado solamente se analizan los ensayos de imaginación de movimiento de ambas manos.

De este análisis surgió la hipótesis de que es posible que existan características de las señales de EEG comunes entre sujetos del mismo género, y que esta variable sea un factor importante para el diseño de BCI no personalizados. Por lo que, en busca del diseño BCI no personalizado óptimo, se implementaron tres configuraciones para calibrar el CSP (filtrado espacial), calcular el vector de características y realizar la clasificación:

1. BCI-Todos: Usando los ensayos de imaginación de movimiento de manos de todos los integrantes del grupo fuente.
2. BCI-Mujeres: Usando los ensayos de imaginación de movimiento de las manos de las 15 participantes del sexo femenino.
3. BCI-Hombres: Usando los ensayos de imaginación de movimiento de las manos de los 15 participantes del sexo masculino.

3.9.2 Etapa de filtrado espacial

Para realizar el filtrado espacial, se utilizó el método de Patrones Espaciales Comunes (CSP). En este método se encuentra una descomposición de los registros de EEG de dos clases (datos de calibración) tal que la varianza de una clase sea maximizada mientras la varianza de otra clase es minimizada al mismo tiempo [39] [40].

Para cada configuración, los filtros espaciales fueron calculados sobre una ventana de tiempo de un segundo de duración para cada tarea. En la Figura 19 se muestran las ventanas de tiempo seleccionadas como datos de calibración, de 3.5 a 4.5 segundos para IM de mano derecha e IM de mano izquierda y de 1.5 a 2.5 para el intervalo de reposo. La ventana de tiempo fue seleccionada de acuerdo al análisis tiempo-frecuencia presentado arriba.

Se obtiene una matriz de descomposición para cada una de las tres condiciones analizadas (es decir, IMDER vs. REP, IMIZQ vs. REP e IMDER vs. IMIZQ), los renglones de las matrices de descomposición son los patrones espaciales comunes y las columnas de su inversa son los filtros espaciales. Dado que se analizan 11 canales de EEG, el algoritmo presenta como salida 11 filtros espaciales. Para seleccionar el número de componentes óptimo para el diseño no personalizado, se retuvieron de 2 a 8 componentes para filtrar los canales de EEG.

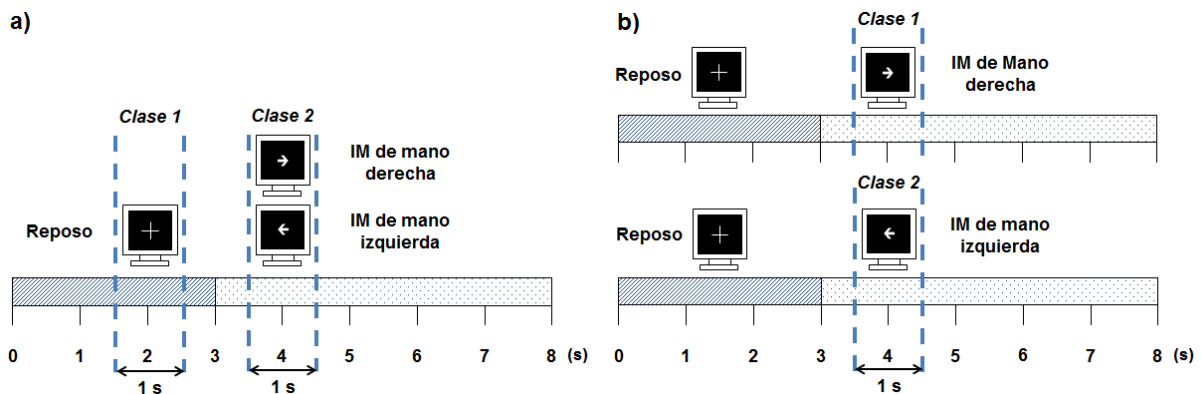


Figura 19. a) Intervalos seleccionados para la clase 1 y clase 2 para la comparación de IMDER vs. REP e IMIZQ vs. REP. b) Intervalos seleccionados para la clase 1 y clase 2 para la comparación de IMDER vs. IMIZQ.

La Figura 20, la Figura 21 y la Figura 22 muestran un vista superior 2D de la representación topográfica del cuero cabelludo para cada una de las condiciones analizadas, donde los colores indican los valores de los respectivos filtros en los sitios de los 11 electrodos. Se presentan solamente los mapas que corresponden a los patrones espaciales estacionarios obtenidos con los datos del grupo fuente (sin separar por género), de los cuales se derivan los correspondientes filtros espaciales generados usando CSP. Los patrones cubren un área más grande del cuero cabelludo y son más suaves que los filtros. Los filtros CSP serán útiles para darles un peso a los canales basados en su relevancia para la tarea mental realizada. El primer y último filtro son los mejores para una discriminación óptima. En las representaciones de los patrones espaciales se muestran las localizaciones de los electrodos como puntos negros. Los electrodos localizados en las regiones de color

rojo o azul oscuro son los electrodos más importantes para la discriminación entre las dos tareas.

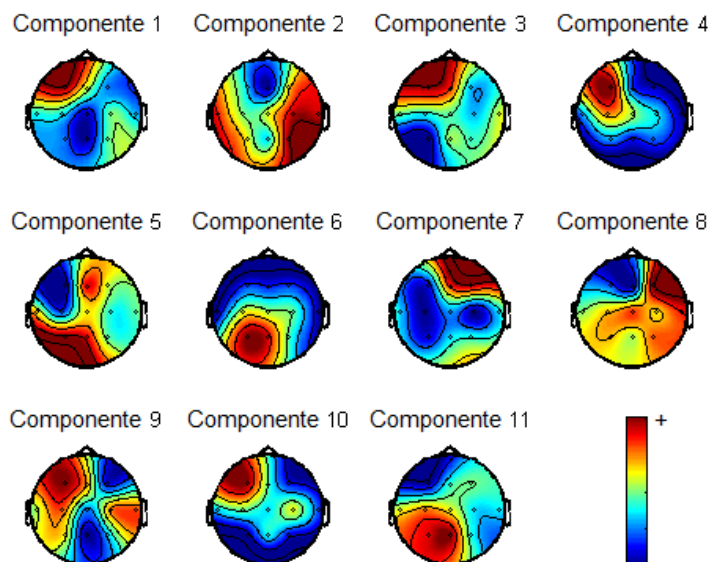


Figura 20. Patrones espaciales comunes para la discriminación entre IMDER vs. IMIZQ, obtenidos con los datos del grupo fuente (30 sujetos). Los colores indican los valores máximo y mínimos de cada componente.

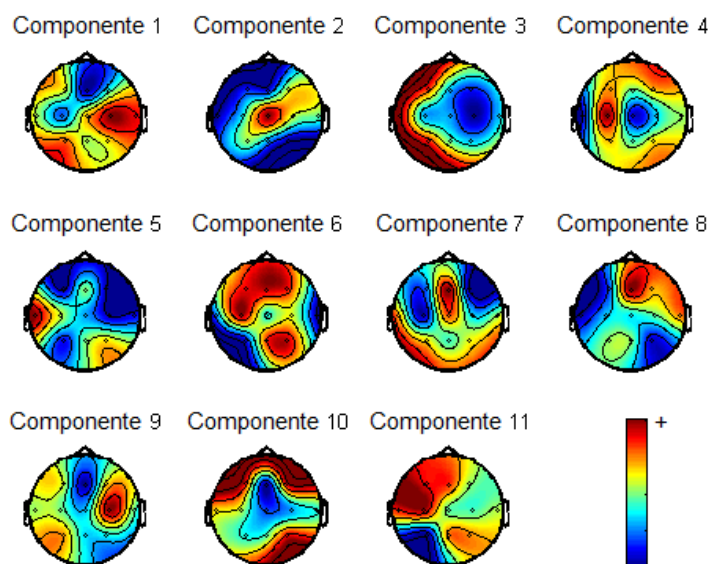


Figura 21. Patrones espaciales comunes para la discriminación entre IMIZQ vs. REP, obtenidos con los datos del grupo fuente (30 sujetos). Los colores indican los valores máximo y mínimos de cada componente.

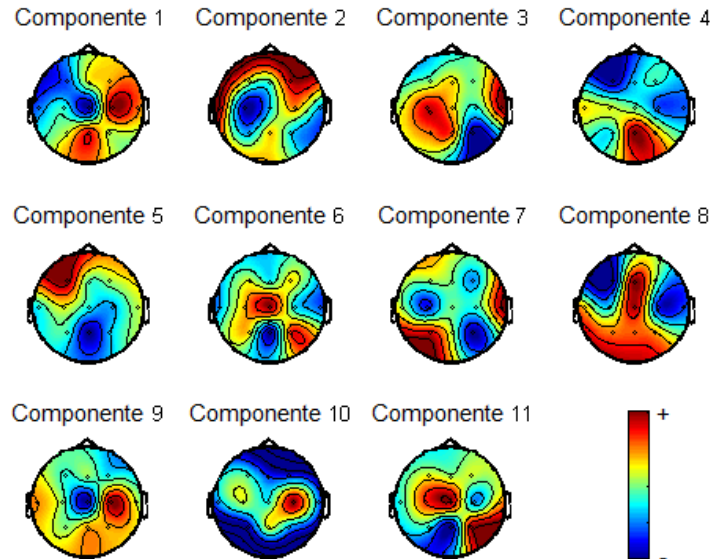


Figura 22. Patrones espaciales comunes para la discriminación entre IMDER vs. REP, obtenidos con los datos del grupo fuente (30 sujetos). Los colores indican los valores máximo y mínimos de cada componente

Después de determinar los filtros espaciales para cada configuración, en las tres condiciones analizadas, se procedió a realizar la extracción de características de las señales de EEG.

3.10 Extracción de Características

El método de extracción de características de varianza logarítmica explora la varianza de los ensayos de EEG para extraer características útiles para la discriminación entre dos tareas. El método de varianza logarítmica es útil con señales filtradas con CSP. Este método es de bajo costo computacional para extraer las características; además, el vector de características obtenido es el de menor tamaño porque solamente se extrae un vector unidimensional por cada canal. Para extraer características de varianza logarítmica, fueron usadas las ventanas de tiempo de un segundo de duración seleccionadas para cada clase, se calculó la varianza de cada ventana y se separó de las varianzas de todos los canales. La ecuación 18, explica este método.

El vector de características, obtenido de los datos del grupo fuente como datos de calibración, fue usado para entrenar diferentes configuraciones de clasificadores, como se explica a continuación.

3.11 Clasificación

Los vectores de características obtenidos de los datos de calibración son usados para estimar los parámetros de un clasificador lineal. Para esta etapa en la que se traducen las características de la señal de EEG, se seleccionó un clasificador de Análisis de Discriminante Lineal (LDA), puesto que está probado en diversos estudios que produce porcentajes de exactitud en la clasificación similares a otros métodos, incluidos los no lineales, tales como redes neuronales artificiales y máquinas de soporte vectorial, pero con un costo computacional más bajo [51] [46].

En cada configuración BCI, el LDA fue implementado usando características obtenidas de varios sujetos como datos de calibración, simulando datos obtenidos de un solo sujeto, como se hace en el diseño personalizado tradicional. Para clasificar nuevo datos, estos se filtraron con los filtros espaciales obtenidos en la calibración del CSP, se obtuvo nuevamente el vector de características (ecuación 18) para los nuevos datos, es decir, para el usuario objetivo, y con ese vector de alimentó el clasificador.

El diseño del clasificador fue dividido en las tres etapas clásicas: entrenamiento, validación y prueba. Para la etapa de entrenamiento, se utilizaron las características de varianza logarítmica de los sujetos seleccionados para cada configuración.

Para la etapa de validación, se utilizó el método de *“leave-one-subject-out”* [50] , es decir que, para el entrenamiento fueron utilizados los datos de todos los sujetos mezclados, excepto uno, y el clasificador resultante fue probado con los datos del sujeto que se dejó fuera. En otras palabras, el clasificador fue probado sobre un sujeto cuyos datos de entrenamiento no incluyeron sus propios registros, pero si los de los demás sujetos.

Para medir el desempeño de los sistemas diseñados se calculó el porcentaje de exactitud en la clasificación (ACC) en cada una de las condiciones analizadas.

3.12 Pruebas realizadas

Ya habiendo diseñado y validado el BCI-Todos, BCI-Hombres y el BCI-Mujeres se realizaron las pruebas de funcionamiento introduciendo los datos de los sujetos del grupo de prueba y, posteriormente, los datos de los pacientes con EVC.

3.12.1 Prueba con sujetos sanos

Los sujetos del grupo de prueba realizaron 240 ensayos (120 ensayos por clase) y no fueron incluidos en la muestra utilizada para la etapa de calibración del CSP. Para cada sujeto, se filtraron espacialmente sus ensayos de cada tarea con los filtros CSP calculados y, después se calcularon las características de varianza logarítmica. Finalmente, el BCI-Todos, BCI-Hombres y BCI-Mujeres fueron probados con el vector de características obtenido para cada sujeto.

Para evaluar el desempeño de los diseños BCI no personalizados para el grupo prueba, es importante comparar su desempeño contra el obtenido por los diseños BCI personalizados. Es por ello que para cada uno de los sujetos sanos del grupo se diseñaron BCI personalizados usando las características individuales del sujeto, como se hace en la manera tradicional y, entonces, fueron comparados con el desempeño obtenido usando el BCI-Todos, BCI-Mujeres y BCI-Hombres.

El diseño BCI personalizado se diseñó dividiendo el conjunto de datos del usuario objetivo en un conjunto de calibración y uno de prueba. Con el primero, se calibró el CSP y se obtuvieron los filtros espaciales. Los datos del segundo conjunto se filtraron con los CSP, se calculó el vector de características y se diseñó el clasificador LDA. Para validar y evitar tendencias en los datos, tanto para el CSP como para el clasificador LDA, se utilizó una validación cruzada 10x4-Fold, esto es, el conjunto total de datos (240 ensayos) se dividió en cuatro subconjuntos de 30 ensayos, uno de los subconjuntos se usó para la calibración del CSP y los tres subconjuntos restantes forman el conjunto de prueba del sistema, el proceso se repite cuatro

veces, una con cada uno de los subconjuntos de datos de calibración. El ACC se obtiene promediando la exactitud de cada iteración para obtener un único resultado. Este procedimiento se repitió 10 veces y el ACC de cada repetición se promedió para obtener el ACC total.

3.12.2 Prueba del potencial uso con pacientes con EVC

Los pacientes del grupo EVC fueron seleccionados específicamente de acuerdo a la localización de su lesión. Ya que, hay estudios que demuestran que los pacientes con EVC subcortical, activan su corteza motora durante la imaginación de movimiento a pesar de la lesión y que la activación de la corteza es muy similar a la que presentan sujetos sanos [65]. También se ha observado que no se afectan las capacidades cognitivas ni de comunicación del sujeto. Por estas razones se planteó la posibilidad de utilizar los BCI por género diseñados para clasificar las señales de EEG de este tipo de pacientes.

Antes de proceder a las pruebas, se realizó un análisis de las señales de EEG de cada uno de los pacientes, para verificar que generarán patrones que se pudieran discriminar en su señal de EEG al realizar la intención de movimiento, en el mismo rango de frecuencia seleccionado para el diseño BCI no personalizado (8-30 Hz). En el análisis se puso especial atención a los patrones generados en la corteza motora del hemisferio lesionado. Se realizó un análisis tiempo-frecuencia basado en la transformada Wavelet tipo Morlet, de todos los ensayos y todos los canales registrados, con el mismo procedimiento descrito en el análisis realizado para el grupo fuente. Y además, se realizó un análisis con el coeficiente de determinación (r^2) para estimar si es posible discriminar la intención de usuario de su señal cerebral.

En la Figura 23 se muestra el análisis realizado sobre las señales de EEG del paciente 1. Se muestran las RTFs de los canales centrales (C3, Cz y C4), en donde se observa, en una escala de color, la potencia espectral promedio para los 120 ensayos realizados por el paciente, la potencia está normalizada al periodo de referencia de 1.5 a 2.5 segundos. La línea punteada indica el inicio de la IM. Los

círculos señalan la ERD de mayor magnitud. Se observa ERD bilateral en ambas tareas, pero de mayor magnitud en el hemisferio derecho (C4).

En la misma figura, se muestra el mapa de características obtenido para la IM de la mano afectada, que en este paciente era la mano derecha, contra el reposo con ojos abiertos. En la escala de color se muestra el valor de coeficiente de determinación. Se observa que hay mayor discriminación entre las dos tareas en las frecuencias de mu y en todos los canales.

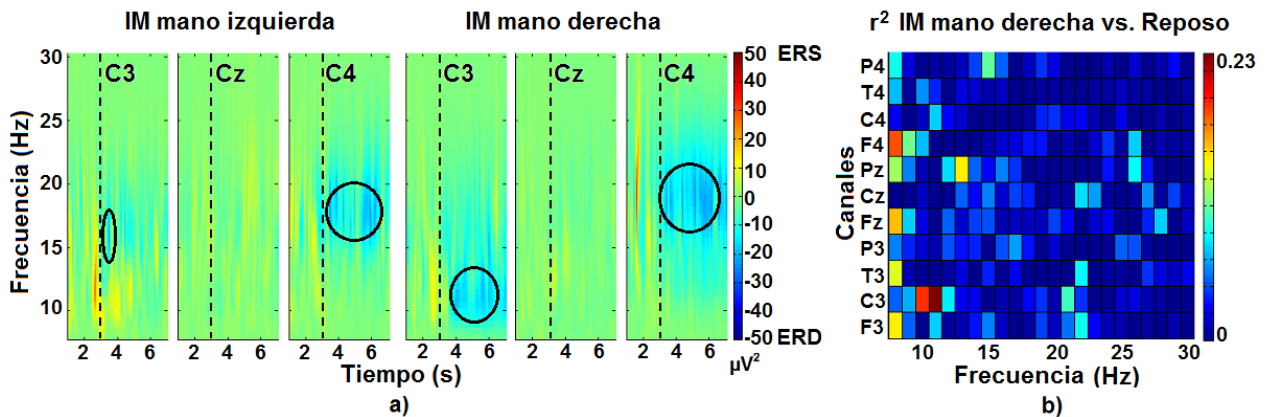


Figura 23. Análisis de la IM del paciente 1. a) Representaciones tiempo-frecuencia de la imaginación de movimiento (IM) de mano izquierda y derecha de los canales C3, Cz y C4. b) Mapa de características para la mano afectada (mano derecha) contra el reposo.

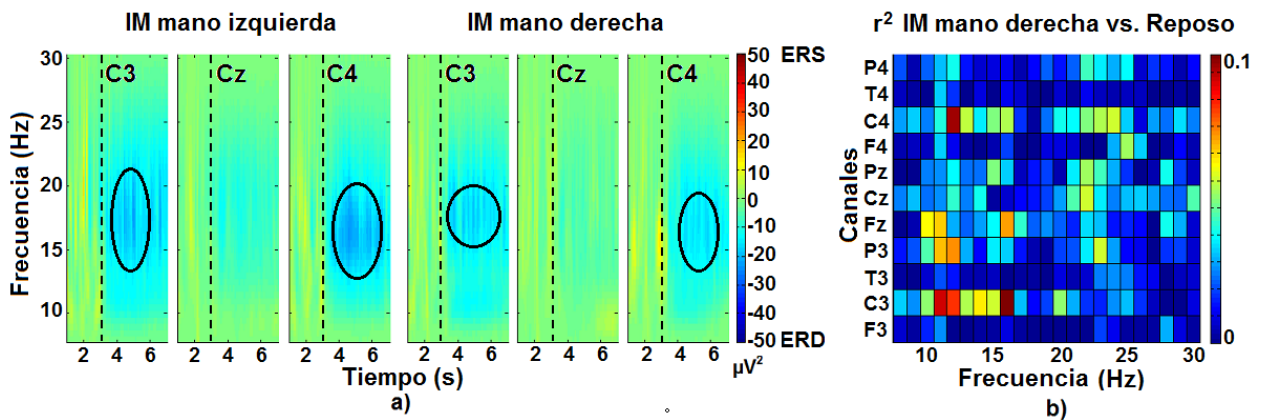


Figura 24. Análisis de la IM del paciente 2. A) Representaciones tiempo-frecuencia de la imaginación de movimiento (IM) de mano izquierda y derecha de los canales C3, Cz y C4. B) Mapa de características para la mano afectada (mano derecha) contra el reposo

En la Figura 24 se pueden observar las RTF para el paciente 2. La ERD en ambas tareas de muestra bilateral, pero de mayor magnitud en el lado contralateral a la tarea realizada. Por otro lado, el mapa de características indica que en toda la banda de frecuencia analizada es posible discriminar la IM de la mano afectada del paciente.

En la Figura 25 se muestran las RTFs para la IM de ambas manos del paciente 3. La ERD para la mano izquierda se observa contralateral; mientras que, para la mano derecha se observa bilateral, pero de mayor magnitud en el lado ipsilateral a la IM. En el mapa de características se observa que se puede discriminar entre la IM de la mano afectada y el reposo, tanto en la banda mu como en beta, en la mayoría de los canales registrados.

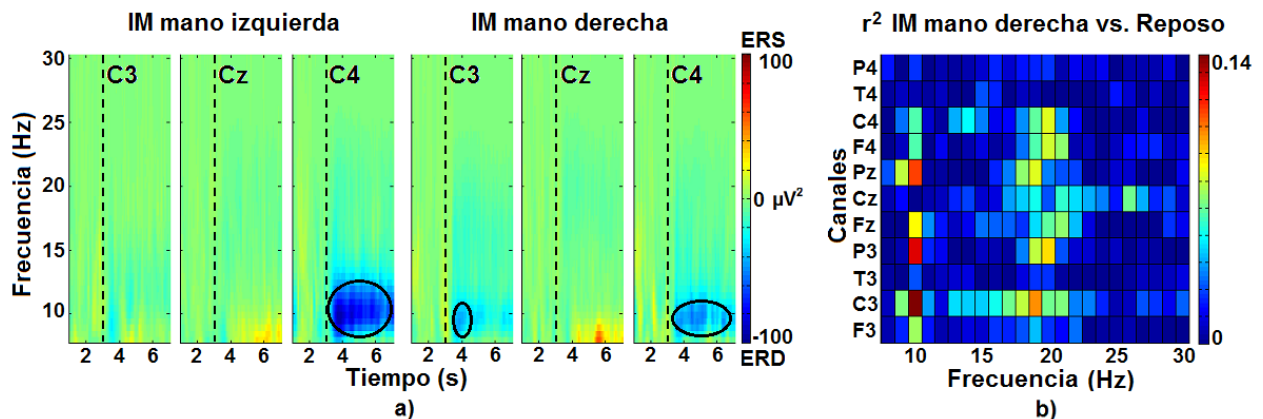


Figura 25. Análisis de la IM del paciente 3. a) Representaciones tiempo-frecuencia de la imaginación de movimiento (IM) de mano izquierda y derecha de los canales C3, Cz y C4. b) Mapa de características para la mano afectada (mano derecha) contra el reposo

En la Figura 26 se observan las RTFs del paciente 4 para la IM de ambas manos y el mapa de características para la mano afectada. En este paciente no se observan patrones de ERD como en el resto de los pacientes, esto a pesar de que se realizó una revisión exhaustiva de sus señales de EEG para eliminar artefactos de movimiento o parpadeos excesivos. Es posible que el sujeto, no haya realizado la tarea o que esté generando patrones de ERS relacionados a la IM, por lo que se decidió incluirlo en el protocolo a pesar de las diferencias encontradas con el resto de los participantes, para evaluar su desempeño al usar un BCI no personalizado.

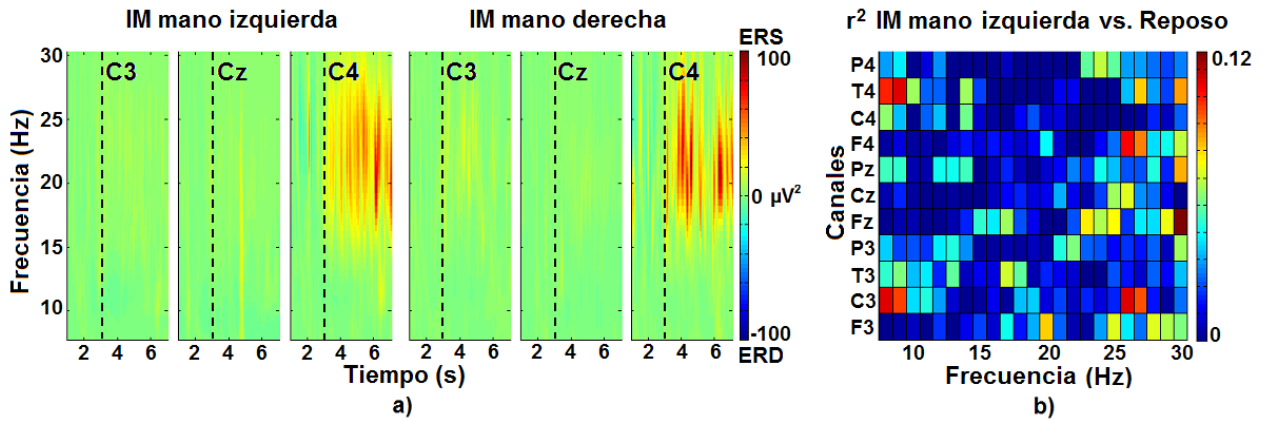


Figura 26. Análisis de la IM del paciente 4. a) Representaciones tiempo-frecuencia de la imaginación de movimiento (IM) de mano izquierda y derecha de los canales C3, Cz y C4. b) Mapa de características para la mano afectada (mano izquierda) contra el reposo

En la Figura 27 se presenta el análisis de las señales de EEG durante IM del paciente 5. Se observa que los valores de potencia y la ERD generada son de baja magnitud, pero a pesar de ello es posible observar patrones bilaterales a la tarea realizada. En el mapa de características, de igual manera muestra que el valor de r^2 es muy pequeño, por lo que hay una baja probabilidad de discriminar la IM de la mano afectada de la señal de EEG durante el reposo.

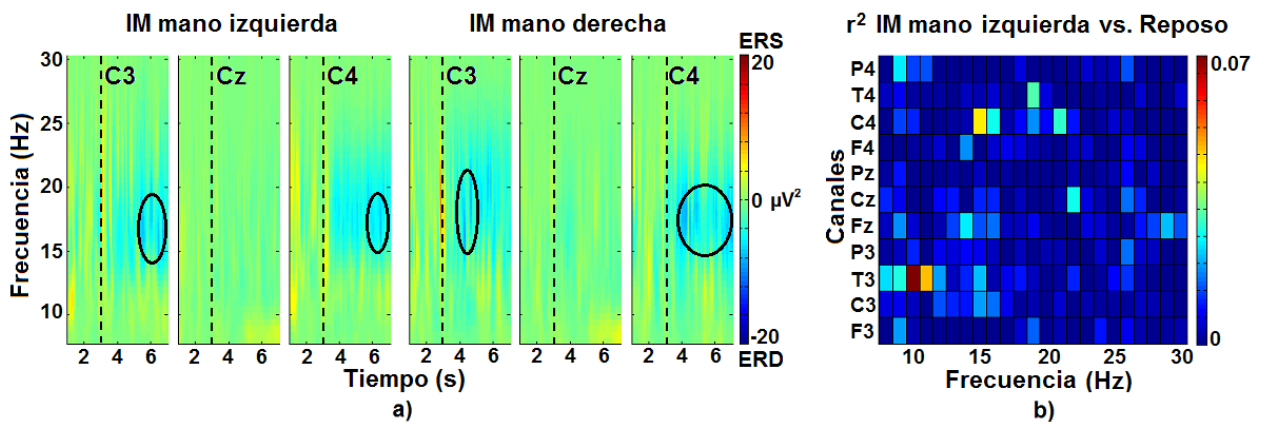


Figura 27. Análisis de la IM del paciente 5. a) Representaciones tiempo-frecuencia de la imaginación de movimiento (IM) de mano izquierda y derecha de los canales C3, Cz y C4. b) Mapa de características para la mano afectada (mano izquierda) contra el reposo

En la Figura 28 se muestran las RTF para la IM de mano derecha e izquierda para el paciente 6. Durante la IM de mano izquierda, se observan patrones de ERD ipsilateral, mientras que durante la IM de mano derecha se observa contralateral a la tarea realizada. El mapa de características indica que se puede discriminar la IM de su mano afectada solamente en los canales centrales e izquierdos, principalmente en la banda mu y beta superior.

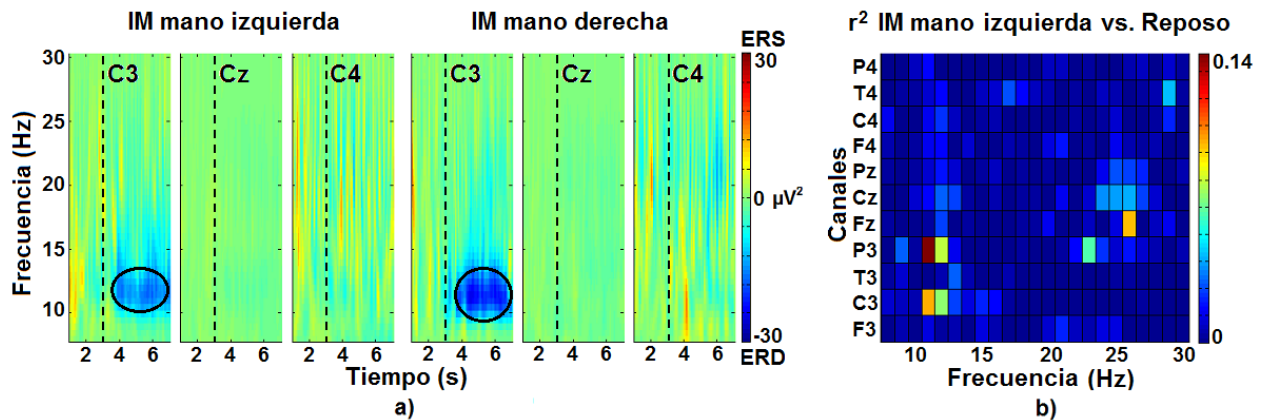


Figura 28. Análisis de la IM del paciente 6. a) Representaciones tiempo-frecuencia de la imaginación de movimiento (IM) de mano izquierda y derecha de los canales C3, Cz y C4. b) Mapa de características para la mano afectada (mano izquierda) contra el reposo

Los análisis de tiempo-frecuencia y de r^2 permitieron determinar que 5 de los 6 pacientes generan patrones de desincronización a pesar de su lesión, los patrones se presentan en dos de los casos en el hemisferio sano, pero en el resto de los pacientes se observa en ambos hemisferios.

Después de analizar las señales de EEG del grupo EVC, se realizó la prueba de los BCI no personalizados diseñados. Para realizar esto, se aplicó la misma metodología explicada en los apartados anteriores. Los diseños BCI-Todos, BCI-Hombres and BCI-Mujeres fueron alimentados con el vector de características obtenido para cada uno de los pacientes y se obtuvo el porcentaje de exactitud en la clasificación (%ACC) en cada condición analizada. El desempeño obtenido se comparó con los diseños personalizados de cada paciente. Para validar los resultados se utilizó también la validación cruzada 10x4-Fold.

3.13 Nivel práctico de aleatoriedad

Para ser capaces de estimar la confiabilidad de los diseños BCI no personalizados, no es suficiente con reportar las exactitudes en la clasificación. Esto es, porque el nivel de aleatoriedad en un paradigma de dos clases no es exactamente 50%, sino que es 50% con un intervalo de confianza a cierto nivel “ α ” que depende del número de ensayos realizados en el experimento. El nivel práctico de aleatoriedad provee una herramienta conveniente para verificar si el porcentaje de ACC se encuentra por encima del nivel de aleatoriedad [66].

La probabilidad de clasificar correctamente un ensayo X_i en un paradigma de dos clases que consiste de n ensayos, siguiendo una distribución binomial, sería $p=0.5$ (puesto que ambas clases tienen la misma posibilidad de ocurrir) con un clasificador que funciona a un nivel de aleatoriedad. El intervalo de confianza alrededor de ese valor esperado de p se calculó como sigue [67]:

$$\tilde{p} = \frac{n\bar{X} + 2}{n + 4} \quad (30)$$

$$\tilde{p} \pm \sqrt{\frac{\tilde{p}(1 - \tilde{p})}{n + 4}} z_{1 - \frac{\alpha}{2}} \quad (31)$$

Donde \bar{X} es el nivel de aleatoriedad igual a 0.5, $z_{1 - \frac{\alpha}{2}}$ es el cuantil $1 - \frac{\alpha}{2}$ de la distribución normal estándar y alfa es la significancia.

El nivel práctico de aleatoriedad es el valor máximo del intervalo de confianza calculado.

En este trabajo se calculó el nivel práctico de aleatoriedad usando una significancia de 0.05, para todas las configuraciones usadas (ver Tabla 8). Los niveles calculados fueron comparados con los desempeños obtenidos tanto en la etapa de validación como en la de prueba.

Tabla 8. Nivel práctico de aleatoriedad calculado para cada diseño BCI

Configuración	Ensayos por clase	Total de ensayos	Nivel práctico de aleatoriedad
BCIs personalizados	120	240	56.2%
BCI-Todos	300	600	54.0%
BCI-Mujeres/BCI-Hombres	150	300	55.6%

3.14 Análisis estadístico

Se aplicó un test estadístico t de Student no pareado, con un intervalo de confianza de 95%, para determinar si había diferencia estadísticamente significativa entre los %ACC obtenidos por el BCI-Todos y aquellos obtenidos por BCI-Hombres y BCI-Mujeres, y evaluar la propuesta de este trabajo.

También se aplicó la prueba t de Student pareada para determinar si había diferencia estadísticamente significativa entre el desempeño de BCI-Todos, BCI-Hombres, BCI-Mujeres obtenido para el usuario objetivo, y el BCI personalizado para ese mismo sujeto. Esto se repitió para todos los integrantes del grupo de prueba y de EVC. Esta prueba indicó si el desempeño del sujeto se veía disminuido a usar un sistema BCI no personalizado en lugar del BCI personalizado.

3.15 Implementación en línea de un sistema BCI no personalizado

Se realizó una prueba para evaluar la implementación en línea de un sistema BCI no personalizado. Para ello se usaron las herramientas para el programa Matlab de acceso libre: Fieldtrip [64] y BCI2000 [68]. El BCI2000 permite adquirir las señales de amplificador gUSBamp de gTec sin utilizar el software de adquisición de la empresa. Mientras que el Fieldtrip tiene un buffer multiproceso y en red que permite leer los datos adquiridos con BCI2000 en una sesión de Matlab ejecutada en la misma computadora, o en otra, para poder analizarlos. La ventaja es que permite controlar el tiempo desde Matlab y leer arbitrariamente secciones de datos de los registros de entrada, como si fuera un archivo que incrementa de tamaño continuamente, dando flexibilidad en el código de Matlab que se va a emplear.

Para realizar la implementación se decidió simular la adquisición de las señales de EEG mediante la lectura de los datos guardados en un archivo, estos datos se usaron para establecer la etapa de procesamiento, y finalmente, se evaluó el desempeño obtenido. Para esto se utilizó la función `ft_realttime_fileproxy`, que permite reproducir los datos previamente adquiridos, en tiempo real, tal como si se transmitiera desde el sistema de adquisición. Este programa se ejecuta en una primera sesión del Matlab.

Después se implementó el código para analizar los datos en tiempo real, el cual se ejecuta en una segunda sesión de Matlab, de acuerdo al siguiente algoritmo:

- 1) Se leyeron los 11 canales que contiene el archivo con EEG de prueba: C3, F3, P3, T3, Fz, Pz, Cz, C4, F4, P4 y T4. La lectura de datos se actualiza cada segundo, por lo que la ventana de análisis será de 256 muestras (ver la Figura 29).
- 2) Se implementó una corrección de la línea base para evitar el offset en el voltaje de los canales mencionados.
- 3) Se re-referenciaron los canales con el método de CAR, siguiendo el procedimiento que se explica en el procesamiento fuera de línea.
- 4) Se implementaron dos filtros temporales, un filtro pasa-banda de 8 a 30 Hz y un filtro rechaza-banda de 59 a 61 Hz (ver la Figura 30).
- 5) Para evitar intervalos de la señal no definidos al calcular el vector de características, la ventana de análisis se traslapó 0.5 segundos con los datos leídos en la ventana anterior.
- 6) Se filtró la señal de entrada con los ocho filtros espaciales CSP previamente calculados en las configuraciones BCI no personalizados.
- 7) Se calculó el vector de características de varianza logarítmica para las señales filtradas con CSP.
- 8) Las características calculadas alimentaron al clasificador LDA previamente entrenado con datos del usuario objetivo.

- 9) La salida del clasificador se comparó con los marcadores existentes en la señal de EEG que indican la tarea que estaba realizando el usuario objetivo (ver Figura 31).
- 10) Los pulsos de salida del clasificador se convirtieron en un control de dos posiciones para una pinza que simulaba la órtesis robótica que se desea controlar en un futuro próximo.

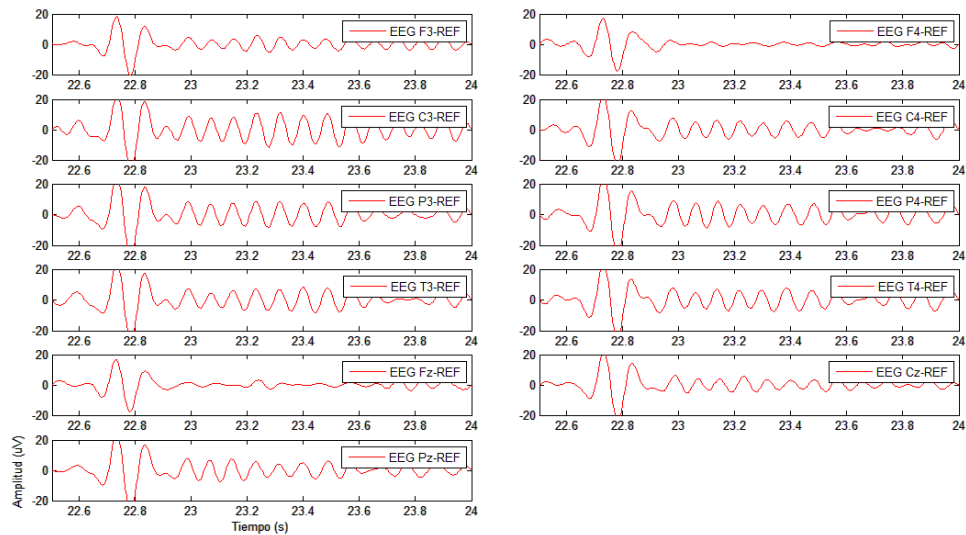


Figura 29. Señales de EEG de los 11 canales de un paciente con EVC leídas en línea.

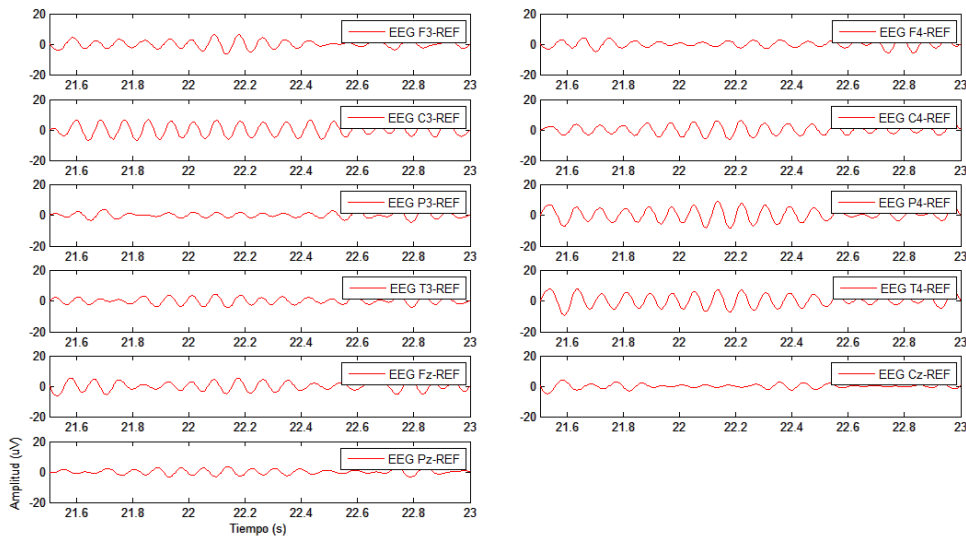


Figura 30. Señales de EEG de los 11 canales de un paciente con EVC leídas en línea, filtradas de 8 a 30 Hz y re-referenciadas con CAR.

Las imágenes anteriores corresponden al mismo intervalo de tiempo, y en ellas se puede observar el efecto de pre-procesamiento de las señales de EEG. Puesto que en la imagen superior se observa una señal de artefacto por parpadeo y en la imagen inferior se observa que fue eliminado.

Para el control de la pinza, se implementó una función en Matlab que traduce la salida del clasificador en comandos que son enviados mediante el puerto serial hacia una tarjeta de desarrollo marca ARDUINO® modelo “Uno”. En la tarjeta de desarrollo se implementó un programa para detectar en tiempo real los comandos recibidos del puerto serial y convertirlos en una señal PWM para controlar el servomecanismo acoplado a la pinza. Cuando el comando corresponde al reposo, la pinza se abre en cinco grados, y cuando el comando corresponde a imaginación de movimiento, la pinza se cierra en cinco grados. También, se programaron los límites de apertura y cierre de la pinza para evitar errores en el funcionamiento.

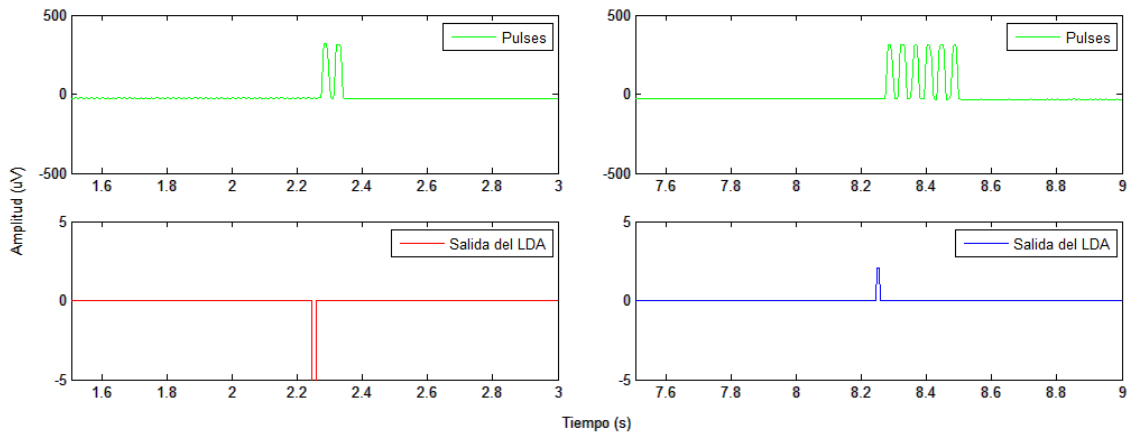


Figura 31. Representación gráfica de la salida del clasificador LDA y la comparación con los pulsos generados por la interfaz visual que indican la tarea realizada por el sujeto. El pulso en color rojo indica una clase y pulso de color azul la otra.

La implementación solamente se realizó usando los filtros CSP del BCI no personalizado con el mejor desempeño los pacientes del grupo EVC con hemiparesia derecha. Para valorar el desempeño de la implementación en línea, se obtuvo la exactitud en la clasificación y la tasa de transferencia de información del sistema en línea.

En la Figura 32 se muestran los elementos de la implementación en línea del sistema BCI no personalizado, el amplificador de gTec, para adquisición de las señales, la computadora personal para el procesamiento, la tarjeta de adquisición para la comunicación y control de la pinza que se muestra en la parte inferior media.

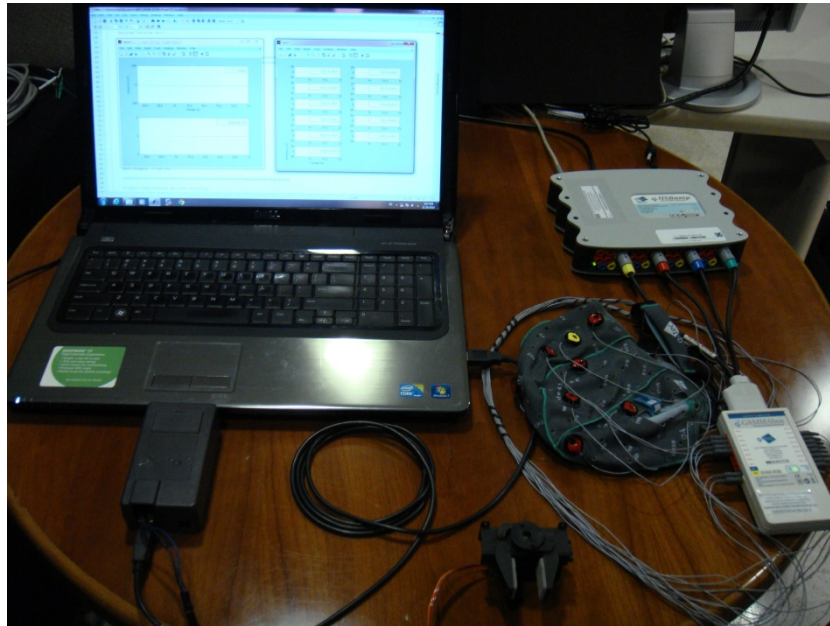


Figura 32. Elementos de la implementación en línea de un sistema BCI no personalizado

Capítulo 4. Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos tanto en la etapa de validación de los sistemas diseñados como en la comparación de los mismos contra los diseños BCI personalizados. Además se presentan las pruebas realizadas con el grupo de EVC, que muestran su uso potencial de esta metodología en pacientes con EVC subcortical. Los resultados que se presentan a continuación fueron obtenidos usando 8 patrones espaciales en todos los esquemas BCI usados, ya que seleccionando ese número de filtros espaciales se obtuvieron los mejores desempeños.

4.1 Porcentajes de exactitud en la clasificación en la etapa de validación

Los filtros CSP y la extracción de características se realizó con los datos de EEG del grupo fuente en tres configuraciones: BCI-Todos, BCI-Hombres y BCI-Mujeres. En cada configuración se realizó una validación cruzada tipo *“leave-one-subject-out”*, esto quiere decir que para el BCI-Todos, las características de 29 sujetos fueron usadas para entrenar al clasificador y, los datos del sujeto que se dejó fuera, se usaron para la prueba del clasificador, esto se repite 30 veces para obtener la exactitud en la clasificación promedio. En el caso de BCI-Hombres y BCI-Mujeres, 14 sujetos fueron usados para entrenar al clasificador y se probó con un sujeto.

La Figura 33 muestra los resultados de la etapa de validación, en las tres condiciones analizadas: IMIZQ vs. IMDER, IMIZQ vs. REP e IMDER vs. REP. En la Figura 27(a) se muestra el ACC para el clasificador LDA diseñado con los datos de 10 ensayos por clase de los 15 sujetos masculinos, es decir, el diseño BCI-Hombres. Las etiquetas M1 a M15 indican el sujeto cuyos datos fueron dejados fuera del conjunto de entrenamiento. De manera similar, la Figura 27(b) muestra los ACC para el clasificador diseñado con los datos de 10 ensayos por clase de los 15 sujetos femeninos para el BCI-Mujeres. Las etiquetas F1 a F15 representan el sujeto cuyos datos fueron dejados fuera del conjunto de entrenamiento. Y finalmente, la Figura

27(c) muestra los ACC para el clasificador diseñado con los datos de 10 ensayos por clase de los 30 sujetos del grupo fuente. Las etiquetas del 1 al 15 representan a los sujetos masculinos y del 16 al 30 son los sujetos femeninos. La línea punteada indica el nivel práctico de aleatoriedad calculado en cada configuración.

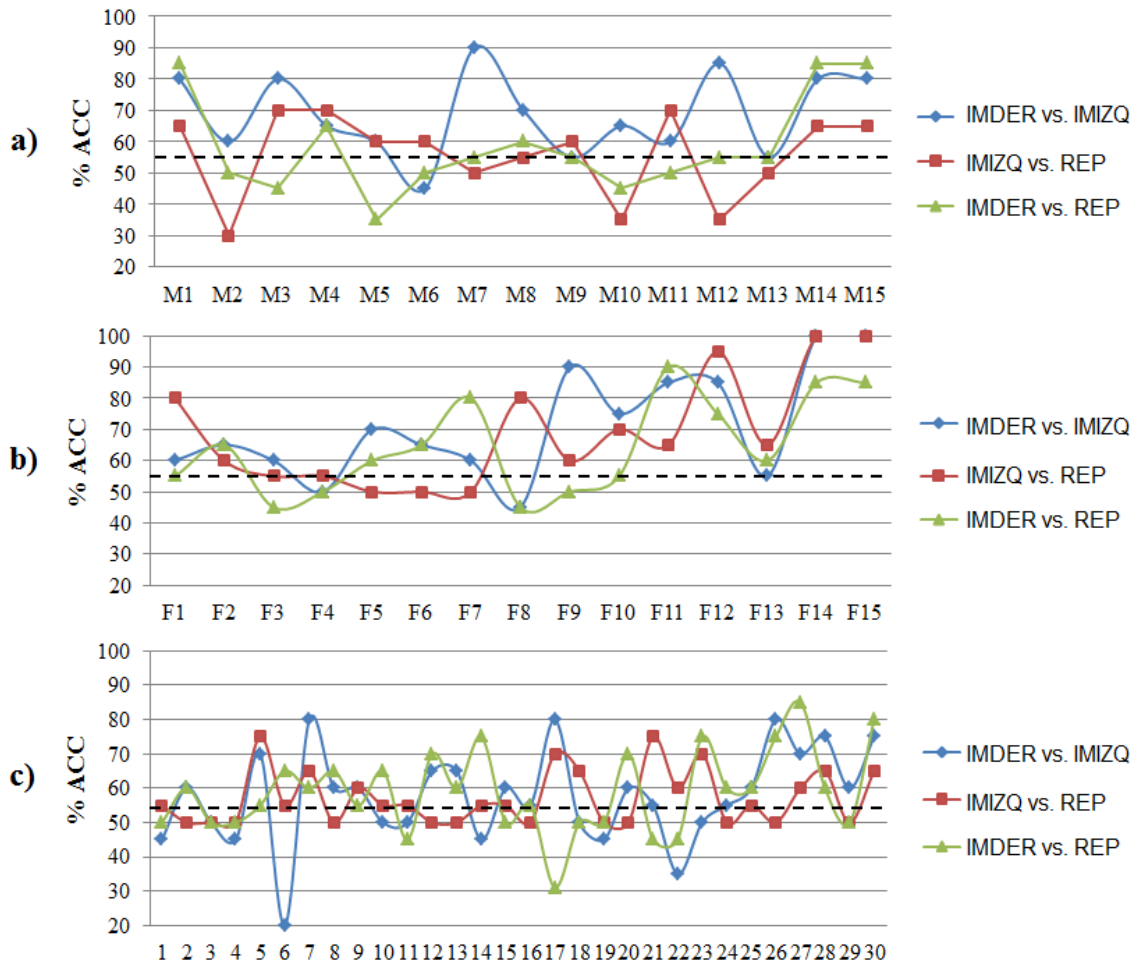


Figura 33. Resultados de la etapa de validación. a) ACC del BCI-Hombres para cada uno de los sujetos masculinos (M1-M15). b) ACC del BCI-Mujeres para los sujetos femeninos (F1-F15). c) ACC de BCI-Todos para cada uno de los sujetos del grupo fuente.

Para resumir los resultados, en la Figura 34 se muestra el desempeño promedio en la etapa de validación para todos los sujetos en cada uno de los diseños BCI. Los asteriscos indican si hubo diferencia estadísticamente significativa ($*p < 0.05$ y $**p < 0.1$) entre BCI-Todos y los BCI por género, es decir, si estos dos últimos fueron mejores que primero.

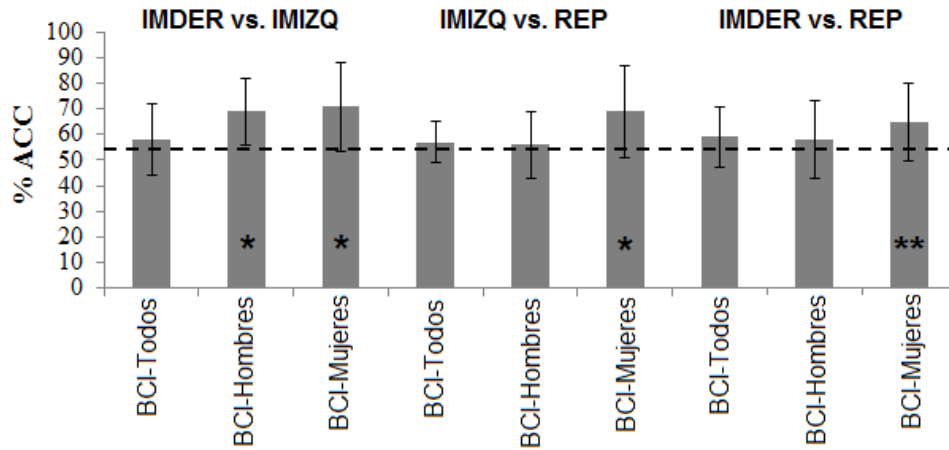


Figura 34. ACC promedio de todos los sujetos en cada BCI para las tres condiciones analizadas. El asterisco indica si los BCI por género fueron mejores que el BCI-Todos con significancia estadística (* $p < 0.05$ y ** $p < 0.1$).

4.2 Porcentajes de exactitud en la clasificación en la etapa de prueba

Para la etapa de prueba de los diseños BCI no personalizados, se utilizaron los datos de los 6 sujetos sanos que integran el grupo de prueba. Con esto se determinó el desempeño de los BCI al clasificar nuevos datos que no fueron incluidos en la muestra inicial, así como si el desempeño de los BCI por género es mejor significativamente que el BCI-Todos.

4.2.1 Sujetos sanos

En la Tabla 9 se presenta el desempeño promedio de cada uno de los sujetos sanos en las tres configuraciones BCI y en las tres condiciones analizadas. La media y desviación estándar (en paréntesis) se obtuvo de promediar los porcentajes de la validación 10x4-fold para cada condición evaluada. En negritas se muestra el diseño con el mejor desempeño para cada sujeto y condición. Los asteriscos indican si el desempeño de BCI-Hombres o BCI-Mujeres fue estadísticamente mejor que BCI-Todos.

Tabla 9. Porcentajes de exactitud en la clasificación (ACC) obtenidos por los sujetos sanos del grupo de prueba en cada diseño BCI.

Sujeto	Género	Tipo de BCI	IMIZQ vs. IMDER	IMIZQ vs. REP	IMDER vs. REP
			Media (DE)	Media (DE)	Media (DE)
1	Masculino	BCI-Hombres	54 (1)	59 (2)*	53 (3)
		BCI-Mujeres	47 (5)	53 (3)	56 (2)*
		BCI-Todos	52 (3)	54 (3)	52 (2)
2	Masculino	BCI-Hombres	53 (4)**	58 (1)	54 (3)
		BCI-Mujeres	49 (3)	60 (3)	63 (2)
		BCI-Todos	50 (4)	58 (4)	61(1)
3	Masculino	BCI-Hombres	53 (5)	60 (3)*	54 (3)
		BCI-Mujeres	54 (5)	58 (2)	58 (4)**
		BCI-Todos	58 (2)	55 (2)	55 (7)
4	Femenino	BCI-Hombres	50 (2)	54 (1)	56 (4)**
		BCI-Mujeres	50 (2)	57 (4)**	54 (1)
		BCI-Todos	49 (2)	54 (2)	53 (6)
5	Femenino	BCI-Hombres	54 (3)	56 (2)	53 (1)
		BCI-Mujeres	56 (2)*	64 (2)**	59 (6)
		BCI-Todos	51 (1)	61 (4)	60 (3)
6	Femenino	BCI-Hombres	56 (2)	76 (1)	71 (3)
		BCI-Mujeres	58 (4)	79 (3)*	77 (4)*
		BCI-Todos	64 (6)	73 (4)	73 (5)

IMIZQ = imaginación de mano izquierda, IMDER = imaginación de mano derecha, REP = reposo, DE = desviación estándar, *p<0.05 y **p<0.1.

En la Tabla 10 se compara el diseño BCI no personalizado que obtuvo el mejor desempeño y el diseño BCI personalizado de cada sujeto sano para las tres condiciones analizadas. La media y desviación estándar (que se muestra en paréntesis) para el mejor BCI no personalizado se repitió de los ACC mostrados en la Tabla 9. En la mayoría de los casos analizados no hubo diferencia significativa ($p<0.05$) entre los dos diseños de cada sujeto. Solamente, el desempeño del BCI personalizado fue mayor con significancia estadística ($p<0.05$) que el BCI no personalizado en los casos marcados con un signo de más (+). Y el desempeño de mejor BCI no personalizado fue mayor que el del BCI personalizado en los casos marcados con un asterisco (*).

Tabla 10. Comparación del desempeño de los BCI no personalizados con el diseño BCI personalizado de cada sujeto sano objetivo.

Sujeto	Género	IMIZQ vs. IMDER			IMIZQ vs. REP			IMDER vs. REP		
		BCI-P ¹	Mejor BCI-NP ²		BCI-P	Mejor BCI-NP		BCI-P	Mejor BCI-NP	
		Media	Media	BCI	Media	Media	BCI	Media	Media	BCI
1	Masculino	47 (4)	54 (1)*	Hombres	57 (2)	59 (2)	Hombres	57 (4) ⁺	53 (2)	Mujeres
2	Masculino	50 (3)	53 (4)	Hombres	63 (3)	60 (3)	Mujeres	56 (4)	63 (2)*	Mujeres
3	Masculino	61 (4)	58 (2)	Todos	59 (8)	60 (3)	Hombres	60 (4)	58 (4)	Mujeres
4	Femenino	51 (4)	50 (2)	Mujeres	56 (5)	57 (4)	Mujeres	60 (4)	56 (4)	Hombres
5	Femenino	53 (2)	56 (2)	Mujeres	66 (3)	64 (2)	Mujeres	60 (3)	60 (3)	Todos
6	Femenino	61 (5)	64 (6)	Todos	81 (2)	79 (3)	Mujeres	82 (3) ⁺	77 (4)	Mujeres

¹BCI-P = Interface cerebro computadora personalizado, ²BCI-NP = Interface cerebro computadora no personalizado.

4.2.2 Pacientes con EVC

Posteriormente, se repitió el mismo procedimiento de la etapa de prueba con sujetos sanos para los 6 pacientes del grupo EVC. En la Tabla 11 se muestra el desempeño promedio de cada uno de los pacientes en las tres configuraciones BCI y en las tres condiciones analizadas. La media y desviación estándar (en paréntesis) se obtuvo de promediar los porcentajes de la validación 10x4-fold para cada condición evaluada. En negritas se muestra el diseño con el mejor desempeño para cada paciente y condición. Los asteriscos indican si el desempeño de BCI-Hombres o BCI-Mujeres fue estadísticamente mejor que BCI-Todos.

En la Tabla 12 se muestra la comparación del diseño BCI no personalizado que obtuvo el mejor desempeño y el diseño BCI personalizado de cada paciente para las tres condiciones analizadas. La media y desviación estándar para el mejor BCI no personalizado se repitió de los resultados de la Tabla 11. En la mayoría de los casos analizados no hubo diferencia significativa ($p < 0.05$) entre los dos diseños. El desempeño del BCI personalizado fue estadísticamente mayor ($p < 0.05$) que el BCI no personalizado en los casos con un signo de más (+). Y el desempeño de mejor BCI no personalizado fue estadísticamente mayor que el BCI personalizado en los casos marcados con un asterisco (*).

Tabla 11. Porcentajes de exactitud en la clasificación (ACC) obtenidos por los pacientes del grupo EVC en cada diseño BCI.

Paciente	Género	Mano Afectada	Tipo de BCI	IMIZQ vs. IMDER	IMIZQ vs. REP	IMDER vs. REP
				Media (DE)	Media (DE)	Media (DE)
1	Femenino	Derecha	BCI-Hombres	80 (4)**	78 (2)*	84 (6)
			BCI-Mujeres	72 (3)	73 (1)	83 (4)
			BCI-Todos	77 (3)	74 (1)	83 (3)
2	Masculino	Derecha	BCI-Hombres	65 (2)	63 (1)	59 (2)
			BCI-Mujeres	57 (2)	68 (3)*	69 (2)*
			BCI-Todos	64 (1)	61 (4)	64 (5)
3	Femenino	Derecha	BCI-Hombres	63 (4)	73 (3)	83 (3)*
			BCI-Mujeres	59 (5)	77 (1)*	76 (3)
			BCI-Todos	62 (2)	71 (6)	76 (2)
4	Masculino	Izquierda	BCI-Hombres	55 (7)**	63 (6)	61 (6)
			BCI-Mujeres	50 (1)	61 (9)	59 (8)
			BCI-Todos	51 (2)	66 (9)	66 (7)
5	Femenino	Izquierda	BCI-Hombres	49 (2)	53 (4)	52 (3)
			BCI-Mujeres	49 (4)	50 (5)	58 (5)
			BCI-Todos	48 (5)	52 (4)	57 (1)
6	Masculino	Izquierda	BCI-Hombres	52 (3)	55 (2)	58 (5)
			BCI-Mujeres	58 (4)*	61 (3)**	68 (3)*
			BCI-Todos	53 (4)	57 (2)	61 (2)

IMIZQ = imaginación de mano izquierda, IMDER = imaginación de mano derecha, REP = reposo, DE = desviación estándar, *p<0.05 y **p<0.1

Tabla 12. Comparación del desempeño de los BCI no personalizados con el diseño BCI personalizado de cada paciente objetivo.

Paciente	Género	IMIZQ vs. IMDER			IMIZQ vs. REP			IMDER vs. REP		
		BCI-P	Mejor BCI-NP		BCI-P	Mejor BCI-NP		BCI-P	Mejor BCI-NP	
		Media	Media	BCI	Media	Media	BCI	Media	Media	BCI
1	Femenino	73 (1)	80 (4)*	Hombres	81 (1)	78 (2)	Hombres	85 (3)	84 (6)	Hombres
2	Masculino	81 (4) ⁺	65 (2)	Hombres	71 (8)	68 (3)	Mujeres	78 (4) ⁺	69 (2)	Mujeres
3	Femenino	62 (3)	63 (4)	Hombres	71 (6)	77 (1)*	Mujeres	73 (4)	83 (3)*	Hombres
4	Masculino	55 (4)	55 (7)	Hombres	65 (8)	66 (9)	Todos	64 (3)	66 (7)	Todos
5	Femenino	63 (3) ⁺	49 (2)	Mujeres	54 (3)	52 (4)	Hombres	59 (2)	58 (5)	Mujeres
6	Masculino	51 (3)	58 (4)*	Mujeres	57 (4)	61 (3)	Mujeres	64 (3)	68 (3)	Mujeres

¹BCI-P = Interface cerebro computadora personalizado, ²BCI-NP = Interface cerebro computadora no personalizado

4.3 Pruebas de la implementación en línea de un BCI no personalizado

En la Tabla 13 se presentan el promedio y la desviación estándar (en paréntesis) de los porcentajes de clasificación correcta de los pacientes con hemiparesia de la mano derecha, ya que fueron los que tuvieron un mejor desempeño en las pruebas previas. Se observa que el BCI no personalizado de cada paciente implementado en línea tuvo desempeños similares a los obtenidos en las pruebas fuera de línea, la columna del mejor BCI no personalizado se repitió de la Tabla 12 para realizar la comparación. También se presenta la tasa de transferencia de información (TTI) para cada uno de los sistemas implementados, la cual se calcula con la ecuación 29.

Tabla 13. Porcentajes de exactitud en la clasificación promedio para el BCI no personalizado en línea

Paciente	Género	Mano afectada	IMIZQ vs. REP			IMDER vs. REP		
			Mejor BCI-NP ¹	BCI-NP en línea		Mejor BCI-NP	BCI-NP en línea	
			Media (ED)	Media (ED)	TTI ²	Media (ED)	Media (ED)	TTI
1	Femenino	Derecha	78 (2)	76 (1)	2.89	84 (6)	82 (3)	6.03
2	Masculino	Derecha	68 (3)	69 (2)	1.69	69 (2)	67 (1)	1.56
3	Femenino	Derecha	77 (1)	75 (1)	2.76	83 (3)	80 (2)	5.61

¹BCI- NP = Interface cerebro computadora no personalizado, ²TTI = Tasa de Transferencia de Información [bits],

DE = Desviación Estándar

Capítulo 5. Discusión

En la fase de caracterización del grupo fuente se encontró desincronización relacionada a la IMIZQ en la banda de frecuencia de mu y beta en el 60% de los sujetos. En el caso de IMDER, un 83% de los sujetos presenta desincronización, que este porcentaje sea mayor puede deberse a que todos los sujetos eran diestros. Los patrones de ERD promedio de todos los sujetos fueron contralaterales al movimiento o imaginación de movimiento realizada por los sujetos. En un estudio de McFarland y colaboradores [69], se obtienen resultados similares en las representaciones topográficas promedio de 28 sujetos sanos, 3 pacientes con lesión medular, 2 con esclerosis, entre movimiento e imaginación de movimiento de la muñeca izquierda y derecha.

Al realizar el análisis de la muestra separada por género, se encontró que la potencia espectral promedio en la imaginación es 120% más grande para el género femenino que para el masculino, y en caso del movimiento la diferencia es del 95%. La prueba estadística demostró que existen diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) entre la potencia espectral promedio de 10 ensayos de cada tarea de ambos grupos. En las RTF obtenidas en el análisis tiempo-frecuencia, se encontró que a pesar de la variabilidad inter-sujetos es posible determinar cambios de potencia entre condición de reposo y la tarea motora o de imaginación al agrupar a los sujetos por género.

Al comparar IMDER vs. IMIZQ, IMIZQ vs. REP e IMDER vs. REP, se encontraron diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) en los canales centrales (principalmente en Cz, C3 y C4, T3 y P3), en la banda de frecuencias de alfa y beta, tanto en hombres, como en mujeres, lo cual nos permite confirmar que se trata de ritmo mu generado por las tareas motoras realizadas. Los cambios en el ritmo mu para las condiciones de imaginación contra REP, son un indicio de la realización de imaginación de movimiento por parte de los sujetos, pues hay diferencia en la

potencia espectral entre los intervalos de imaginación de movimiento de la mano izquierda o derecha, con los intervalos de reposo con ojos abiertos en lo que no se realizó ninguna tarea motora.

Al comparar la potencia espectral de MOVIZQ vs. MOVDER, MOVDER y MOVIZQ contra REP, se pueden apreciar diferencias significativas ($p < 0.05$) en los canales centrales (Cz, C3 y C4, T3 y P3), los cuales son los mismos canales encontrados para el caso de imaginación de movimiento. Por lo que se puede decir que la potencia espectral en las bandas alfa y beta tiende a ser parecida para el movimiento y la imaginación de movimiento. Lo cual confirmaría que los sistemas de activación neuronales son similares en ambas tareas [2].

En algunos sujetos no se observa la generación de una ERD para las condiciones de imaginación o movimiento, principalmente del género masculino, lo cual puede deberse a múltiples razones, a pesar de que en la adquisición del EEG se definieron registros de corta duración para evitar la variación intra-sujeto en los ensayos, el registro pudo contaminarse por el estado de ánimo o las condiciones físicas en las que se encontraba el sujeto, o porque no se realizó la imaginación de movimiento.

Los resultados de la etapa de caracterización del grupo fuente, muestran diferencias significativas en las potencias espectrales promedio por género, lo cual nos dirigió a proponer clasificadores o decodificadores para sistemas BCI no personalizados o genéricos que se definan para grupos demográficos que comparten ciertas características como edad, género y nivel educativo, con el objetivo de aumentar el porcentaje de exactitud en la clasificación de condiciones de imaginación y movimiento, y reducir el número de sesiones de entrenamiento.

En la etapa de validación de los sistemas BCI no personalizados se observó que los clasificadores implementados, los cuales fueron entrenados con una muestra por sujeto relativamente pequeña, pueden diferenciar correctamente con porcentajes de exactitud en la clasificación arriba de la aleatoriedad (56%) en las condiciones IMIZQ vs. REP, IMDER vs. REP e IMGIZQ vs. IMGDER. Es posible que con datos de una muestra mayor usados para el entrenamiento del clasificador, o usando otros

métodos de caracterización y clasificación con métodos no lineales, pueda incrementarse la clasificación correcta. Por ejemplo, en el trabajo de Montalvo [70] se realizó un estudio de los ensayos de movimiento de los sujetos sanos del grupo de prueba, usando análisis fractal, redes neuronales artificiales y máquinas de soporte vectorial. Los resultados de ese estudio muestran desempeños arriba del 70%, por lo que dichos métodos podrían evaluarse con los ensayos de imaginación de movimiento. La desventaja es el alto coste computacional que conllevó la combinación de dos métodos no lineales.

Los diseños BCI-Mujeres y BCI-Hombres mostraron un mejor desempeño que BCI-Todos (Figura 33), esto a pesar de que BCI-Todos fue diseñado con una muestra de sujetos más grande que los dos BCI por género. Lo cual puede significar que separar por género puede mejorar el desempeño de un BCI no personalizado.

En la etapa de prueba con los sujetos sanos, en 11 de los 18 casos analizados (6 sujetos por 3 tareas) alguno de los BCI por género tuvo mejor desempeño que el BCI-Todos, en 4 casos no hubo diferencia significativa ($p > 0.1$) entre los diseños. Y solamente en tres casos el BCI-Todos fue mejor que los BCI por género. Al comparar el desempeño de los BCIs no personalizados con los BCIs personalizados de los sujetos del grupo de prueba los porcentajes de clasificación están cercanos a la aleatoriedad en la condición IMDER vs. IMIZQ, esto puede deberse a que la señales de EEG en estos sujetos son muy similares cuando realizan imaginación de movimiento de sus manos, ya que todos los participantes en este estudio eran novatos al usar un BCI. Los desempeños tanto de los diseños personalizados como de los no personalizados en IMDER e IMIZQ vs, REP fueron significativamente mejores, esto puede indicar que los sujetos si realizaron las tareas de IM, ya que lo patrones de EEG eran diferentes durante una condición de reposo con ojos abiertos y durante IM.

Con los resultados mostrados en la Tabla 10 se demuestra que el esquema de caracterización, basado en CSP, y clasificación, usando LDA, en conjunto son funcionales para ambos diseños BCI, ya que el desempeño del BCI personalizado no

fue significativamente mayor que el desempeño del mejor BCI no personalizado de cada sujeto.

En el caso de los pacientes con EVC los resultados fueron similares, puesto que, en 10 de los casos analizados uno de los BCI por género fue mejor que el BCI-Todos, en 6 casos los sistemas tuvieron desempeños similares y en 2 casos el BCI-Todos fue mejor que los BCI por género. En los diseños BCI personalizados de los pacientes con EVC se pudo observar que los pacientes con hemiparesia derecha tuvieron un buen desempeño en las pruebas de imaginación pues los %ACC en las tres comparaciones realizadas fueron superiores al margen de aleatoriedad e incluso mayores que el promedio de los sujetos sanos. Mientras que, los pacientes con hemiparesia izquierda tuvieron un desempeño menor que el promedio de los sujetos sanos. Esto puede deberse a que los sujetos del grupo fuente son diestros y mostraron mayor habilidad para imaginar el movimiento de la mano derecha y los patrones de imaginación de mano izquierda presentaban mayor variabilidad. También es posible que el desempeño sea debido a que esos pacientes no generaban patrones de ERD que se puedan discriminar en su señal de EEG pues el bajo desempeño coincidió con bajos valores obtenidos en el análisis de r^2 . Cuando se hizo la comparación de los BCI personalizados con los BCI no personalizados para los pacientes con EVC, los desempeños estuvieron arriba del nivel de aleatoriedad (54%) y que solamente en tres casos el desempeño del mejor BCI no personalizados fue menor que el diseño personalizado para ese paciente.

Cabe destacar que los %ACC obtenidos en este estudio con los diseños BCI no personalizados fueron en general superiores a la aleatoriedad, y estos resultados se obtuvieron entrenando al clasificador únicamente con los datos de 11 canales, por lo que el costo computacional para implementar este diseño de BCI en un sistema en tiempo real es menor al de otros sistemas que se diseñan usando CSP y LDA con 32 o 64 canales. Además de que los desempeños son similares a los resultados presentados en esos estudios los cuales van de 55 a 90%. En la Tabla 14 se muestra una comparación de las características más representativas de los diseños BCI no personalizados reportados en la literatura y los sistemas BCI por género

propuestos en el presente trabajo. En la tabla se observa que no existe otro trabajo en el que la muestra de sujetos usada para la calibración o diseño del sistema BCI se separe por género, de hecho, dos de los trabajos fueron diseñados con menos de 10 sujetos y evaluados con esos mismos sujetos, es decir, no realizaron pruebas con datos de EEG diferentes a los que se usaron en la etapa de diseño de su sistema. Otro punto a resaltar es el hecho de los sistemas reportados no han sido evaluados en pacientes con EVC o alguna otra discapacidad.

Tabla 14. Comparación de otros diseños BCI no personalizados con el sistema propuesto.

Autores	Electrodos	Extracción de características	Clasificación	Sujetos para el diseño	Sujetos de prueba	Estratificación por género	Evaluado con pacientes
Lotte y cols. [51]	22	Banco de filtros espaciales	LDA/QDA	9	9	No	No
Fazli y cols. [50]	45	Potencia espectral y regresión cuadrática	LDA	45	29	No	No
Samek y cols. [53]	85	Variaciones del CSP	LDA	5	5	No	No
Cantillo-Negrete y cols.	11	CSP y varianza logarítmica	LDA	30	12	Si	Si

Los resultados muestran que no siempre el BCI no personalizado entrenado con datos del mismo género que el usuario objetivo obtendrá un mejor desempeño que uno entrenado con el género contrario, puesto que los resultados fueron variados en este aspecto. Por lo tanto, con los resultados se puede establecer la evidencia de que existen características de EEG comunes entre algunos sujetos, y que estas características comunes son más útiles en diseños no personalizados, si son diseñados tomando en cuenta el género de los sujetos usados para el entrenamiento del sistema.

Las pruebas que se realizaron de la implementación del sistema BCI no personalizado en tiempo real muestran resultados prometedores tanto por el

desempeño logrado como por el coste computacional que involucra el procesamiento de la señal de EEG con el esquema planteado.

Finalmente, en la Tabla 15, se puede observar un resumen de las ventajas y desventajas de los sistemas BCI por género propuesto en este trabajo.

Tabla 15. Ventajas y desventajas de los sistemas BCI diseñados

Ventajas	Desventajas
Se usan solo 11 electrodos como fuentes de información	La calibración del sistema se realiza fuera de línea
Se requieren pocos ensayos (10 por clase) por sujeto sano para la etapa de calibración del sistema	Es necesario de tener una base de datos de registros de EEG de sujetos sanos masculinos y femeninos
No es necesario tener una base de datos de EEG de pacientes con EVC	El mejor desempeño del sistema se obtiene 500 ms después de la indicación del inicio de la imaginación de movimiento
Se disminuye en número de sesiones de registro y entrenamiento para los pacientes	El sistema no se ha probado en línea con pacientes con EVC
Desempeño arriba del nivel práctico de aleatoriedad (55.6%) para los pacientes y sujetos sanos.	
La implementación del sistema en línea implica un costo computacional bajo	

Capítulo 6. Conclusiones y perspectivas

En la literatura actual, la mayoría de las investigaciones se centran en mejorar los porcentajes de desempeño de los sistemas BCI, pero durante las primeras etapas de este trabajo se pudo establecer que no solo es necesario desarrollar algoritmos cada vez más complejos para clasificar señales de EEG, sino que también es importante establecer nuevas metodologías en el proceso de diseño, tomando en cuenta tanto las características de las señales cerebrales como las condiciones físicas y psicológicas de los pacientes con discapacidad neuromotora. Es por ello que en este trabajo se propone una nueva metodología para el diseño de un BCI que puede aplicarse en pacientes con discapacidad motora, la cual se basa en un diseño no personalizado considerando el género de los sujetos.

Una de las principales aportaciones de este trabajo son los resultados obtenidos en el análisis de los BCI por género, diseñados con pocos ensayos por sujeto, los cuales tuvieron un mejor desempeño que el BCI no personalizado para la muestra completa de sujetos sanos, lo cual puede ser evidencia de que existen características espectrales comunes para la planeación o imaginación de la tarea motora entre los sujetos del mismo género, y de que existen diferencias marcadas entre los patrones de EEG producto de la imaginación motora.

El análisis de las señales de EEG de los pacientes con EVC subcortical sugieren que estos pacientes generan patrones de ERD similares a los de los sujetos sanos, por lo que fue posible diseñar filtros espaciales usando señales de EEG de sujetos sanos para desarrollar BCI no personalizados para pacientes con EVC subcortical.

En este trabajo se establece que es posible usar datos de otros sujetos para incrementar potencialmente el desempeño de un BCI y, con ello, reducir las sesiones de entrenamiento y calibración del sistema, lo cual es especialmente útil cuando el usuario objetivo tiene alguna discapacidad motora. Además de que no sería necesario tener una base de señales de EEG de paciente con este tipo de lesión.

La importancia de tener un BCI accesible para pacientes con discapacidad motora causada por un EVC va más allá de controlar una órtesis o algún otro dispositivo robótico, dado que ha sido demostrado que el ejercicio y la estimulación durante la IM puede ser un método efectivo, por sus propios medios, para la neuro-rehabilitación de estos pacientes.

Por otro lado, la metodología planteada también puede ser útil para pacientes con discapacidad motora debido a una lesión medular o a una lesión en el nervio braquial, los cuales conservan la capacidad de modificar sus señales de EEG durante imaginación de movimiento, por lo que serían capaces de usar un BCI no personalizado diseñado con señales de EEG de sujetos sanos separados por género.

Cómo trabajo futuro, se plantea la implementación de un banco de filtros espaciales obtenidos con CSP para mejorar los desempeños de los sistemas BCI por género diseñados. Así como adquirir una mayor muestra de señales de EEG de pacientes y de sujetos sanos, para incrementar la base de datos y tener las posibilidades de encontrar mejores características de varianza logarítmica que sean útiles para clasificar las IM del usuario BCI con un mejor desempeño.

Además se pretende, realizar un estudio para evaluar la metodología propuesta en pacientes con EVC con afectación cortical, puesto que es la situación que se presenta con mayor frecuencia en la práctica clínica.

También se optimizará la implementación en línea de la etapa de procesamiento, para poder realizar pruebas con señales de EEG adquirida en tiempo real. Y se diseñará la interfaz de control para que los comandos generados sean convertidos en señales de control para activar la órtesis robótica diseñada como complemento de este proyecto.

Referencias

- [1] A. S. Go, D. Mozaffarian, V. L. Roger y e. al, "Executive summary: heart disease and stroke statistics-2013 update: a report from the American Heart Association," *Circulation*, vol. 127, pp. 143-152, 2013.
- [2] G. Pfurtscheller y F. Lopes da Silva, "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles," *Clin. Neurophysiology*, no. 110, pp. 1842-1857, 1999.
- [3] G. Pfurtscheller y C. Neuper, "Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans," *Neuroscience Letters*, vol. 239, pp. 65-68, 1997.
- [4] C. Chih-Wei, K. L. Chou-Ching y J. Ming-Shaung, "Hand Orthosis Controlled Using Brain-Computer Interface," *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 29, no. 5, pp. 234-241, 2009.
- [5] J. M. Heasaman, T. R. Scott, L. Kirkup, R. Y. Flynn, V. A. Vare y C. R. Gschwind, "Control of a hand grasp neuroprostheses using an electroencephalogram-triggered switch: demonstration of improvements in performance using wavepacket analysis," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 40, pp. 588-593, 2002.
- [6] C. Neuper, G. Müller-Putz, R. Scherer y G. Pfurscheller, "Motor imagery and EEG-based control of spelling devices and neuroprostheses," *Progress in Brain Research*, vol. 159, pp. 393-409, 2006.
- [7] G. Pfurtscheller, C. Guger, G. Müller, G. Krausz y C. Neuper, "Brain Oscillations Control Hand Orthosis in a Tetraplegic," *Neuroscience Letters*, vol. 292, no. 2000, pp. 211-214, 2000.

- [8] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland y G. Pfurtscheller, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767-791, 2002.
- [9] S. J. Page, "Imagery improves upper extremity motor function in chronic stroke patients: a pilot study.," *Occup Ther J Res*, vol. 20, pp. 200-215, 2000.
- [10] H. C. Dijkerman, M. Letswaart, M. Johnston y R. S. MacWalter, "Does motor imagery training improve hand function in chronic stroke patients? A pilot study," *Clin Rehabil*, vol. 18, pp. 538-549, 2004.
- [11] O. M. d. I. Salud, "Organización Mundial de la Salud," 2005. [En línea]. Available: www.who.int. [Último acceso: 2014].
- [12] F. Barinagarrementeria y C. Cantú-Brito, Temas selectos de enfermedad vascular cerebral, F. Barinagarrementeria y A. Arauz-Góngora, Edits., El Manual Moderno, 2003.
- [13] T. Ebrahimi, "Recent advances in brain-computer interfaces," *Multimedia Signal Processing IEEE*, p. 17, 2007.
- [14] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller y T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, no. 6, pp. 767-791, Junio 2002.
- [15] P. R. Kennedy y R. A. Bakay, "Restoration of neural output from a paralyzed patient by a direct brain connection.," *Neuroreport*, vol. 9, no. 8, pp. 1707-1711, Junio 1998.
- [16] S. G. Mason y G. E. Birch, "A general framework for brain-computer interface design," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 1, pp. 70-85.

- [17] S. G. Mason, A. Bashashati, M. Fatourechí, K. F. Navarro y G. E. Birch, "A Comprehensive Survey of Brain Interface Technology Designs," *Annals of Biomedical Engineering*, vol. 35, no. 2, pp. 137-169, Noviembre 2006.
- [18] S. G. D. J. McFarlan, T. Hinterberger, N. Birbaumer y J. R. Wolpaw, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 6, pp. 1034-1043, Junio 2004.
- [19] U. Rokni y e. al, "Motor learning with unstable neural representations," *Neuron*, vol. 54, pp. 653-666, 2007.
- [20] J. Webster, *Medical Instrumentation*, 3 ed., New York: John Wiley, 1998.
- [21] P. Castellanos, R. Godínez Fernández, J. Jiménez Cruz y V. Medina Bañuelos, *Electrofisiología humana. Un enfoque para ingenieros*, México: UAM, 1997.
- [22] G. Cohen-Seat, H. Gastaut, J. Faure y G. Heuyer, "Etudes experimentales de l'activite nerveuse pendant la projection cinematographique," *Int. Filmologie*, vol. 5, pp. 7-64.
- [23] H. J. Gastaut y J. Bert, "EEG changes during cinematographic presentation," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 6, pp. 433-444, 1954.
- [24] S. Arroyo, R. P. Lesser, S. Uematsu, D. Jackson y R. Webber, "Funcional significance of the mu rhythm of human cortex: an electrophysiologic study with subdural electrodes," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 87, no. 3, pp. 76-87, 1993.
- [25] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlogl y F. H. Lopez da Silva, "Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motorimagery tasks," *Neuroimage*, vol. 31, no. 1, pp. 153-159, 2006.

- [26] J. A. Pineda, B. Z. Allison y A. Vankov, "The effects of self-movement observation and imagination on mu rhythms and readiness potentials (RP's): toward a brain-computer interface (BCI)," *IEEE Transactions Rehabilitation Engineering*, vol. 8, no. 2, pp. 219-222, 2000.
- [27] S. C. Gandevia, "Mind, muscles and motoneurons," *Journal Sci Med Sport*, vol. 2, pp. 167-180, 1999.
- [28] P. Jackson, "Potential role of mental practice using motor imagery in neurologic rehabilitation," *Archives of Physical Medical Rehabilitation*, vol. 83, pp. 1133-1141, 2001.
- [29] N. Sharma, V. M. Pomeroy y J. C. Baron, "Motor imagery: a backdoor to the motor system after stroke?," *Stroke*, vol. 37, pp. 1941-1952, 2006.
- [30] G. Pfurtscheller, "EEG event-related desynchronization (ERD) and event-related synchronization (ERS)," de *Electroencephalography: basic principles, clinical applications and related fields*, 4 ed., Baltimore, Williams and Wilkins, 1999, pp. 958-967.
- [31] D. McFarland, W. Sarnacki y J. Wolpaw, "EEG-based brain computer interface (BCI): Multiple selections with onse dimensional control," *Soc. Neurosci. Abstr.*, vol. 23, p. 656, 1998.
- [32] R. Lauer, P. H. Peckham y K. Kilgore, "EEG-based control of hand grasp neuroprosthesis," *NeuroReport*, vol. 10, pp. 1767-1771, 1999.
- [33] S. J. Page, J. P. Szaflarski, J. C. Eliassen, H. Pan y S. C. Cramer, "Cortical Plasticity Following Motor Skill Learning During Mental Practice in Stroke," *Neurorehabil. Neural Repair.*, vol. 23, no. 4, pp. 382-388, 2009.
- [34] G. Pfurtscheller, C. Neuper, D. Flotzinger y M. Pregenzer, "EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement,"

Electroencephalography and clinical Neurophysiology, vol. 103, no. 6, pp. 642-651, 1997.

- [35] P. L. Nunez, A. F. Srinivasan, R. S. Westdorp, D. M. Wijesinghe, R. B. Tucker, R. B. Silberstein y P. J. Cadusch, "EEG coherency I: Statistics, reference electrode, volume conduction, Laplacians, cortical imaging, and interpretation at multiple scales," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 103, no. 5, pp. 499-515, 1997.
- [36] O. Bertrand, F. Perrin y J. Pernier, "A theoretical justification of the average reference in topographic evoked potential studies," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 62, pp. 462-464, 1985.
- [37] B. Hjorth, "An on-line transformation of EEG scalp potentials into orthogonal source derivations," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 39, pp. 526-530, 1975.
- [38] Z. J. Koles, "The quantitative extraction and topographic mapping of the abnormal components in the clinical EEG," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 79, pp. 440-447, 1991.
- [39] J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller y H. Flyvbjerg, "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task," *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, no. 1999, pp. 787-798, 1998.
- [40] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kanawabe y K. R. Müller, "Optimizing Spatial Filters for Robust EEG Single-Trial Analysis," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 1, pp. 41-56, 2008.
- [41] G. Schalk, "BCI2000," 30 Enero 2013. [En línea]. Available: www.bci2000.org/wiki/index.php/Glossary#r-squared. [Último acceso: 11 Agosto 2014].

- [42] J. Sinkkonen, H. Tiitinen y R. Näätänen, "Gabor filters: an informative way for analyzing event-related brain activity," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 56, pp. 99-104, 1995.
- [43] R. Kronland-Martinet, J. Morlet y A. Grossmann, "Analysis of sound patterns through wavelet transforms," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 1, pp. 273-302, 1987.
- [44] A. Grossmann, R. Kronland-Martinet y J. Morlet, "Reading and understanding continuous wavelets transforms," de *In: Wavelets, time–frequency methods and phase space*, J. M. Combes, A. Grossmann y P. Tchamitchian, Edits., Berlin: Springer, 1989, pp. 2-20.
- [45] C. Tallon-Baudry, O. Bertrand, C. Delpuech y J. Pernier, "Oscillatory Gamma-Band (30–70 Hz) Activity Induced by a Visual Search Task in Humans," *The Journal of Neuroscience*, vol. 17, no. 2, pp. 722-734, 1997.
- [46] A. Bashashati y e. al, "A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals," *J Neural Eng*, vol. 2, pp. R32-R57, 2007.
- [47] R. A. Fisher, "The Statistical Utilization of Multiple Measurements," *Annals of Eugenics*, vol. 8, pp. 376-386, 1938.
- [48] G. Pfurtscheller y C. Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123-1134, Julio 2001.
- [49] K. K. Ang, Z. Y. Chin, H. Zhang y C. Guan, "Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface," *International Joint Conference on Neural Networks*, p. 2391–2398, 2008.

- [50] S. Fazli, F. Popescu, M. Danóczy, B. Blankertz y . K.-R. Müller, "Subject-independent mental state classification in single trials," *Neural Networks*, Vol. 22, pp. 1305-1312, 2009.
- [51] F. Lotte, C. Guan y K. K. Ang, "Comparison of Designs Towards a Subject-Independent Brain-Computer Interface based on Motor Imagery," *Memorias de 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 4543-4546, 2009.
- [52] F. Lotte y C. Guan, "Learning from othe subjects helps reducing Brain-Computer Interface calibration time," *Memorias de la Conferencia IEEE ICASSP*, pp. 614-617, 2010.
- [53] W. Samek, F. C. Meinecke y K.-R. Müller, "Tranferring Subspaces Between Subjects in Brain-Computer Interfacing," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 60, no. 8, pp. 2289-2298, 2013.
- [54] E. Buch, C. Weber, L. G. Cohen, C. Braun, M. A. Dimyan, T. Ard y e. al., "Think to move: a neuromagnetic brain-computer interface (BCI) system for chronic stroke," *Stroke*, vol. 39, no. 3, pp. 910-917, 2008.
- [55] G. Prasad, P. Herman, D. Coyle, S. McDonough y J. Crosbie, "Applying a brain-computer interface to support motor imagery practice in people with stroke for upper limb recovery: a feasibility study," *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, vol. 7, no. 1, p. 60, 2010.
- [56] J. Zhou, J. Yao, J. Deng y J. P. Dewald, "EEG-based classification for elbow versus shoulder torque intentions involving stroke subjects," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 39, no. 5, pp. 443-452, 2009.
- [57] K. K. Ang, C. Guan, K. S. Chua, B. T. Ang, C. W. K. Kuah, C. Wang, K. S. Phua, Z. Y. Chin y H. Zhang, "A Large Clinical Study on the Ability of Stroke Patients to Use an EEG-Based Motor Imagery Brain-Computer Interface," *Clinical EEG and*

Neuroscience, vol. 42, no. 4, pp. 253-258, 2011.

- [58] J. M. Carmena y e. al, "Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates," *PLoS Biol*, vol. 1, p. E42, 2003.
- [59] L. G. Hochberg y e. al, "Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia," *Nature*, vol. 442, pp. 164-171, 2006.
- [60] I. Eros, "Incidence of Stroke in Europe at the Beginning of the 21st Century," *Stroke*, vol. 40, pp. 1557-1563, 2009.
- [61] E. Chiquete, J. L. Ruiz-Sandoval, L. M. Murillo-Bonilla, A. Arauz, J. Villareal-Careaga, C. León-Jiménez, F. Barinagarrementería y C. Cantú-Brito, "Egresos por enfermedad vascular cerebral aguda en instituciones públicas del sector salud de México: Un análisis de 5.3 millones de hospitalizaciones en 2010," *Revista Mexicana de Neurociencia*, vol. 13, no. 5, pp. 252-258, 2012.
- [62] Dirección General de Información en Salud (DGIS), "Base de datos de egresos hospitalarios por morbilidad en Instituciones Públicas: Sistema Nacional de Información en Salud (SINAIS)," Secretaría de Salud, [En línea]. Available: www.sinais.salud.gob.mx. [Último acceso: Octubre 2014].
- [63] F. Ostrosky, A. Ardila y M. Rosselli, *NEUROPSI Evaluación Neuropsicológica Breve en Español*, Psychological Corporation, 1998.
- [64] R. Oostenveld, P. Fries, M. Eric y J.-M. Schoffelen, "FieldTrip: Open Source Software for Advanced Analysis of MEG, EEG, and Invasive Electrophysiological Data," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2011, p. 9 , 2011.
- [65] N. Sharma, L. Simmons, P. Jones, D. J. Day, T. A. Carpenter, P. M. Pomeroy, E. A. Warburton y J. Baron, "Motor Imagery After Subcortical Stroke: A Functional Magnetic Resonance Imaging Study," *Stroke*, vol. 40, no. 1315-1324, 2009.

- [66] J. R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brunner, R. Leeb y G. Pfurtscheller, "Better than random? A closer look on BCI results," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 10, pp. 52-55, 2008.
- [67] A. Agresti y B. Caffo, "Simple and Effective Confidence Intervals for Proportions and Differences of Proportions Result from Adding Two Successes and Two Failures," *The American Statistician*, vol. 54, no. 4, pp. 280-288, 2000.
- [68] G. Schalk, "Schalk Lab," 2014. [En línea]. Available: <http://www.schalklab.org/research/bci2000>. [Último acceso: Septiembre 30 2014].
- [69] D. J. McFarland, L. A. Miner, T. M. Vaughan y J. R. Wolpaw, "Mu and Beta Rhythm Topographies During Motor Imagery and Actual Movements," *Brain Topogr*, vol. 12, no. 3, pp. 177-186, 2000.
- [70] J. A. Montalvo Aguilar, "Procesamiento digital de señales de EEG provocadas por el movimiento de los miembros superiores utilizando análisis no lineal," México, D.F., 2014.
- [71] G. Pfurtscheller y C. Neuper, "Motor imagery and direct brain-computer communication," *Proc IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123-1134, Julio 2001.
- [72] N. Birbaumer, "Breaking the silence: Brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control," *Psychophysiology*, vol. 43, no. 6, pp. 517-532, Noviembre 2006.
- [73] J. Cantillo-Negrete, J. Gutierrez-Martinez, R. I. Carino-Escobar, T. B. Flores-Rodriguez y D. Elias-Vinas, "Time-frequency analysis of EEG signals from healthy subjects allocated by gender for a subject-independent BCI-based on motor imagery," *6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, San Diego, California., 2013.

Apéndice 1. Formatos para Consentimiento Informado



Carta de consentimiento informado:

Yo _____ doy mi consentimiento para ser incluido(a) en el protocolo de investigación tecnológica "**Diseño e Implementación de una Órtesis Robótica de Mano controlada por Interfaz Cerebro-Computadora para pacientes con discapacidad motora**"

El objetivo de invitarme a participar en este protocolo de investigación tecnológica es para formar parte del grupo pacientes que se tomará de referencia para la clasificación de eventos de Imaginación de Movimiento de la mano mediante un sistema BCI (sistema de interfaz cerebro-computadora).

Declaro que se me ha explicado amplia y detalladamente que mi participación consiste asistir al servicio de Neurofisiología donde se me realizará un estudio de electroencefalografía y posteriormente asistiré al servicio de Rehabilitación Neurológica donde se me explicará cómo controlar una órtesis robótica de mano con sólo imaginar el movimiento de pinza, abrir y cerrar la mano. Ambos servicios pertenecen al Instituto Nacional de Rehabilitación. Me han dicho que los dos procedimientos son NO invasivos y no implican ningún riesgo a mi salud, esto significa que no se introducirá a mi cuerpo ningún instrumento para obtener las señales electroencefalográficas, tampoco requieren pruebas de laboratorio ni extracciones de sangre. Este estudio no representa ningún costo para mí, o mi compañía de seguros; tampoco recibiré ninguna compensación monetaria para participar en el estudio.

Que la información recolectada acerca de mí será conservada para la investigación de interés y de manera confidencial. Mi identidad incluyendo mi nombre, no se revelan en ningún momento en alguna compilación, reporte del estudio o publicación. Los datos se utilizarán en la valoración del sistema BCI, y pueden usarse en el futuro en otros estudios relacionados. Estos datos también pueden usarse en publicaciones acerca de los resultados obtenidos con el sistema diseñado.

El responsable del protocolo es la Dra. Josefina Gutiérrez Martínez, el responsable de realizar los estudios electroencefalográficos es el Dr. Paul Carrillo Mora y el responsable de colocar la órtesis robótica de mano es el Dr. Ramiro Pérez Zavala todos ellos personal del Instituto Nacional de Rehabilitación, por lo que cualquier duda o en caso de decidir retirarme del protocolo, puedo contactar a la Dra. Gutiérrez (Tel.59991000 Ext. 19007).

Mi participación en este estudio es totalmente voluntaria y ha dependido totalmente de mí decidir tomar parte del mismo. Incluso estoy enterado(a) que soy libre de decidir en cualquier momento dejar de participar en este protocolo sin dar razón alguna. Es posible que me sea aplicada la Encuesta de Satisfacción a Pacientes en Protocolo F01-PR-DI-08.

Nombre y Firma del Paciente

Nombre y firma del testigo
(Indicar parentesco con el paciente)

M. en C. Jessica Cantillo Negrete

Nombre y firma del profesional
que aplica la prueba

Nombre y firma del
investigador responsable

México, D.F. a _____ de _____ de _____.



INR

Carta de consentimiento informado:

Yo _____ doy mi consentimiento para ser incluido(a) en el protocolo de investigación tecnológica **"Diseño e Implementación de una Órtesis Robótica de Mano controlada por Interfaz Cerebro-Computadora para pacientes con discapacidad motora"**

El objetivo de invitarme a participar en este protocolo de investigación tecnológica es para formar parte del grupo control de la población sana que se tomará de referencia para la clasificación de eventos de Imaginación de Movimiento de la mano mediante un sistema BCI (sistema de interfaz cerebro-computadora).

Declaro que se me ha explicado amplia y detalladamente que mi participación consiste asistir al servicio de Neurofisiología donde se me realizará un estudio de electroencefalografía y posteriormente asistiré al servicio de Rehabilitación Neurológica donde se me explicará cómo controlar una órtesis robótica de mano con sólo imaginar el movimiento de pinza, abrir y cerrar la mano. Ambos servicios pertenecen al Instituto Nacional de Rehabilitación. Me han dicho que los dos procedimientos son NO invasivos y no implican ningún riesgo a mi salud, esto significa que no se introducirá a mi cuerpo ningún instrumento para obtener las señales electroencefalográficas, tampoco requieren pruebas de laboratorio ni extracciones de sangre. Este estudio no representa ningún costo para mí, o mi compañía de seguros; tampoco recibiré ninguna compensación monetaria para participar en el estudio.

Que la información recolectada acerca de mí será conservada para la investigación de interés y de manera confidencial. Mi identidad incluyendo mi nombre, no se revelan en ningún momento en alguna compilación, reporte del estudio o publicación. Los datos se utilizarán en la valoración del sistema BCI, y pueden usarse en el futuro en otros estudios relacionados. Estos datos también pueden usarse en publicaciones acerca de los resultados obtenidos con el sistema diseñado.

El responsable del protocolo es la Dra. Josefina Gutiérrez Martínez, el responsable de realizar los estudios electroencefalográficos es el Dr. Teodoro B. Flores y el responsable de colocar la órtesis robótica de mano es el Dr. Ramiro Pérez Zavala todos ellos personal del Instituto Nacional de Rehabilitación, por lo que cualquier duda o en caso de decidir retirarme del protocolo, puedo contactar a la Dra. Gutiérrez (Tel.59991000 Ext. 19007).

Mi participación en este estudio es totalmente voluntaria y ha dependido totalmente de mí decidir tomar parte del mismo. Incluso estoy enterado(a) que soy libre de decidir en cualquier momento dejar de participar en este protocolo sin dar razón alguna.

Nombre y Firma del Participante

M. en C. Jessica Cantillo Negrete

Nombre y firma del profesional
que aplica la prueba

Nombre y firma del testigo
(Indicar parentesco con el participante)

Nombre y firma del
investigador responsable

México, D.F. a _____ de _____ de _____.



Cuestionario

Instrucciones: Contesta el siguiente cuestionario de manera clara y concisa. En las preguntas que presentan opciones, marca con una cruz la que se ajuste a tu persona.

1. Nombre Completo: _____
2. Datos de contacto:
 - a) Correo Electrónico: _____
 - b) Teléfono: _____
3. Indique su sexo:
 - a) Masculino
 - b) Femenino
4. Indique su fecha de nacimiento (Día/Mes/Año): _____
5. Nivel máximo de estudios (especifique la carrera):
 - c) Preparatoria o carrera técnica: _____
 - d) Licenciatura: _____
 - e) Maestría: _____
 - f) Doctorado: _____
6. Indique cual es su mano dominante:
 - a) Derecha
 - b) Izquierda
 - c) Ambas
7. Tiene antecedentes de traumatismo craneoencefálicos:
 - a) Si. Especifique cual: _____
 - b) No.
8. Ha tenido algún diagnóstico de enfermedades neurológicas (epilepsia, migraña, etc.).
 - a) Si. Especifique cual: _____
 - b) No.
9. Ha tenido alguna lesión musculoesquelética que haya requerido de una inmovilización de la extremidad superior (férula o yeso en mano o brazos).
 - a) Si. Especifique cual: _____
 - b) No.

México, D.F. a _____ de _____ de _____.

Apéndice 2. Formatos para Evaluación Neuropsicológica

NEUROPSI ATENCIÓN Y MEMORIA 6 a 85 años

Dra. Feggy Ostrosky-Solís, Mtra. Ma. Esther Gómez, Dra. Esmeralda Matute, Dra. Mónica Rosselli, Dr. Alfredo Ardilla y Dr. David Pineda

DATOS GENERALES

Nombre: _____
 Escolaridad: _____
 Fecha de Evaluación: ____/____/____ Fecha de Nacimiento: ____/____/____
 Género: _____ Edad: _____
 Lateralidad: _____ Ocupación: _____

Observaciones Médicas y Neurológicas:

I. Estado de Alerta: consciente, somnoliento, estuporoso, comatoso, etc.

II. En caso de que la persona esté tomando algún medicamento, especifique cual, la dosis y la duración del tratamiento:

III. Otros exámenes realizados: angiografía, electroencefalografía, etc.

IV. Antecedentes médicos adultos:

Marque con una "X" en caso de que tenga o haya tenido alguna de las siguientes enfermedades:

- | | |
|--|---|
| <input type="checkbox"/> Hipertensión Arterial | <input type="checkbox"/> Traumatismos craneoencefálicos (con pérdida de conciencia) |
| <input type="checkbox"/> Enfermedades Pulmonares | <input type="checkbox"/> Diabetes |
| <input type="checkbox"/> Alcoholismo | <input type="checkbox"/> Tiroidismo |
| <input type="checkbox"/> Farmacodependencia | <input type="checkbox"/> Accidentes Cerebrovasculares |
| <input type="checkbox"/> Disminución de la agudeza visual o auditiva | <input type="checkbox"/> Otros |

PROTOCOLO DE APLICACIÓN

1. ATENCIÓN Y CONCENTRACIÓN. DETECCIÓN VISUAL.

Coloque la hoja de detección visual adjunta y lea las siguientes instrucciones: "Esta tarea consiste en marcar con una cruz todas las figuras que sean iguales a ésta (se marca una estrella ★). Tiene un minuto para marcar las figuras". Suspender a los 60 segundos.

Intrusiones _____
TOTAL _____ (24)

2. ATENCIÓN Y CONCENTRACIÓN. DETECCIÓN DE DIGITOS.

Lea las siguientes instrucciones: "Vamos a hacer un ejemplo de la tarea siguiente. Le voy a leer una lista de números y cada vez que se escuche un dos e inmediatamente un cinco, usted deberá dar un pequeño golpe en la mesa".

3 9 2 5 1 2 4 7 1 2 5 3 5

Continúe con la prueba y lea las siguientes instrucciones: "Ahora le voy a leer otra lista de números y, al igual que en el ejemplo anterior, cada vez que escuche un dos e inmediatamente después un cinco, usted deberá dar un pequeño golpe en la mesa". Lea los números en secuencia horizontal.

1 ^a	7	8	2	5	1	3	9	4	7	2	6	9	3
mitad	8	7	3	8	5	7	6	2	5	8	3	9	6
	7	2	5	1	6	3	8	4	9	1	3	6	9
	4	7	3	9	1	2	5	3	1	8	5	3	5
	1	7	2	6	2	5	4	3	8	2	9	4	1
2 ^a	6	2	7	1	9	5	4	3	6	1	8	2	5
mitad	4	3	6	9	7	3	1	8	2	5	4	6	3
	8	1	7	2	5	4	6	9	3	4	8	1	3
	6	2	1	3	9	6	2	7	2	5	4	8	3
	7	5	4	3	1	8	5	9	2	5	8	7	9

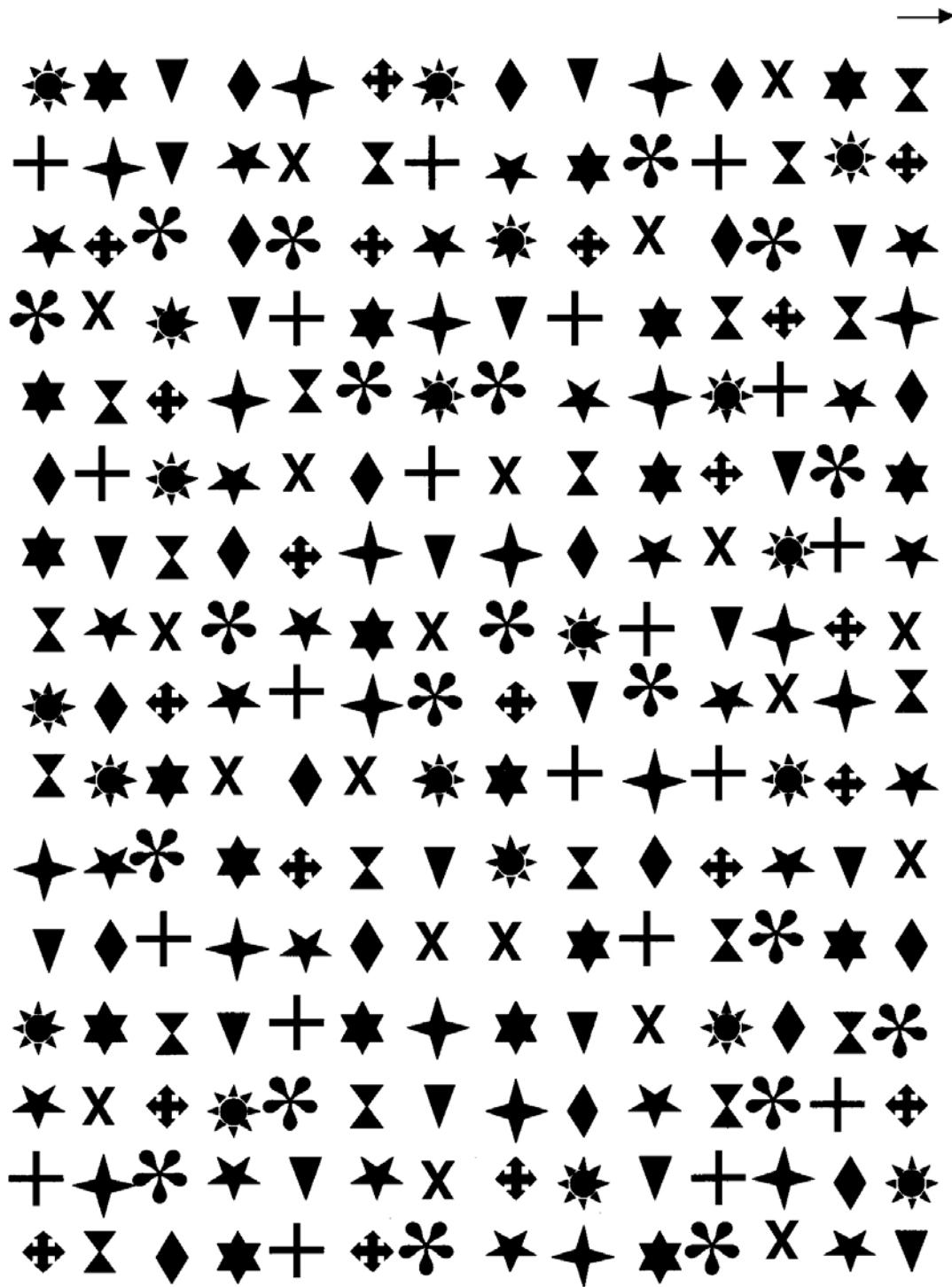
Primera mitad

Aciertos _____
 Intrusiones _____

Segunda mitad

Aciertos _____
 Intrusiones _____

TOTAL _____ (10)



Hacia abajo

Anexo 1. Productos científicos generados

1) Artículos publicados

Cantillo-Negrete J, Gutierrez-Martinez J, Carino-Escobar RI, Carrillo-Mora P, y Elias-Vinas D, “An approach to improve the performance of subject-independent BCIs-based on motor imagery allocating subjects by gender,” Aprobado para publicación en *Biomedical Engineering Online* el 22 de Noviembre de 2014.

Cantillo-Negrete, J, Gutiérrez-Martínez, J, Flores-Rodríguez TB, Cariño-Escobar RI, Elías-Viñas, D, “Characterization of Electrical Brain Activity Related to Hand Motor Imagery in Healthy Subjects,” *Revista de Investigación Clínica*, vol. 66, Supl1, pp. s111-s121, 2014.

Gutiérrez-Martínez, J, **Cantillo-Negrete, J**, Cariño-Escobar RI, Elías-Viñas, D, “Los sistemas de interfaz cerebro-computadora: una herramienta para apoyar la rehabilitación de pacientes con discapacidad motora,” *Investigación en Discapacidad*, vol. 2, no. 2, pp. 62-69, Agosto 2013.

2) Congresos con arbitraje

J. Montalvo Aguilar, **J. Cantillo**, D. Elias, “Evaluation of fractal dimension estimation of EEG signals for features extraction in motor imagery based BCI,” *Neuroscience*, Washington, DC, Noviembre 2014.

J. Montalvo, **J. Cantillo**, D. Elias, “EEG Signals Processing based on Fractal Dimension Features and classified by Neural Network and Support Vector Machine in Motor Imagery for a BCI,” *CLAIB*, Paraná, Argentina, Octubre 2014.

Martínez-Valdés M, Cruz-Vargas JL, Gutiérrez-Martínez J, **Cantillo-Negrete J**, Elías-Viñas D, Castañeda-Galván A, Hernández-Pérez A, “Prototipo de una estructura mecánica y su unidad de control para una órtesis activa para la mano de un humano,” *Pan American Health Care Exchanges (PAHCE)*. Brasilia, Brasil, Abril 2014. DOI: 10.1109/PAHCE.2014.6849621

Merith Sarai Martínez Valdez, José Luis Cruz Vargas, David Elías Viñas, Adrián Antonio Castañeda Galván, Josefina Gutiérrez Martínez, **Jessica Cantillo Negrete**, Alberto Hernández Pérez, “Órtesis Mecatrónica Activa Portátil para Asistir la Función de Pinza Gruesa de la Mano Humana,” *Congreso Internacional de Investigación e Innovación*, Abril 2014.

Cantillo-Negrete, J, Gutierrez-Martinez, J, Carino-Escobar RI, Flores-Rodriguez TB, Elias-Vinas, D, “Time-Frequency Analysis of EEG Signals from Healthy Subjects Allocated by Gender for a Subject-Independent BCI-Based on Motor Imagery,” *6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, pp. 37-40, Noviembre 2013. DOI: 10.1109/NER.2013.6695865

Cantillo-Negrete, J, Gutierrez-Martinez, J, Cariño-Escobar RI, Carrillo-Mora P, Elias-Viñas, D, “Identificación de Intención de Movimiento de Mano Paralizada en la Señal de EEG de un Paciente con Evento Vascular Cerebral”, *IV Congreso Internacional de Investigación y Rehabilitación. Investigación en Discapacidad*, vol. 2, Supl1, pp. S16, Noviembre 2013.

Cantillo-Negrete, J, Gutiérrez-Martínez, J, Cariño-Escobar RI, Elías-Viñas, D, “Module to present and identify motor imagery tasks in electroencephalography”, *Pan American Health Care Exchanges (PAHCE)*. Medellín, Colombia, Mayo 2013. DOI: 10.1109/PAHCE.2013.6568218

Lima M, **Cantillo, J**, Ruiz, E, Elias, D, “Mechanical Stimulation System of Hand Movement,” *I Congreso Internacional FALAN y 55 Congreso Nacional de Ciencias Fisiológicas*, Cancún, México, 2012.

3) Derechos de Autor

Autores: **Jessica Cantillo Negrete**, Ruben Isaac Cariño Escobar, David Elías Viñas, Josefina Gutiérrez Martínez.

Título: *Interfaz para la Sincronización de Tareas Motoras relacionadas con el EEG.*

Rama: Programa de Cómputo. No. De Registro: 03-2013-121813015900-01

This Provisional PDF corresponds to the article as it appeared upon acceptance. Fully formatted PDF and full text (HTML) versions will be made available soon.

An approach to improve the performance of subject-independent BCIs-based on motor imagery allocating subjects by gender

BioMedical Engineering OnLine 2014, **13**:158 doi:10.1186/1475-925X-13-158

Jessica Cantillo-Negrete (jcantillo@cinvestav.mx)
Josefina Gutierrez-Martinez (jgutierrez@inr.gob.mx)
Ruben I Carino-Escobar (rubencarinoe@hotmail.com)
Paul Carrillo-Mora (neuropolaco@yahoo.com.mx)
David Elias-Vinas (delias@cinvestav.mx)

ISSN 1475-925X

Article type Research

Submission date 1 August 2014

Acceptance date 22 November 2014

Publication date 4 December 2014

Article URL <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/13/1/158>

This peer-reviewed article can be downloaded, printed and distributed freely for any purposes (see copyright notice below).

Articles in *BioMedical Engineering OnLine* are listed in PubMed and archived at PubMed Central.

For information about publishing your research in *BioMedical Engineering OnLine* or any BioMed Central journal, go to

<http://www.biomedical-engineering-online.com/authors/instructions/>

For information about other BioMed Central publications go to

<http://www.biomedcentral.com/>

An approach to improve the performance of subject-independent BCIs-based on motor imagery allocating subjects by gender

Jessica Cantillo-Negrete^{1,2*}

* Corresponding author

Email: jcantillo@cinvestav.mx

Josefina Gutierrez-Martinez¹

Email: jgutierrez@inr.gob.mx

Ruben I Carino-Escobar¹

Email: rubencarinoe@hotmail.com

Paul Carrillo-Mora³

Email: neuropolaco@yahoo.com.mx

David Elias-Vinas²

Email: delias@cinvestav.mx

¹ Subdirection of Technological Research, Instituto Nacional de Rehabilitación, Mexico City 14389, Mexico

² Department of Electrical Engineering, Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN, Mexico City 07360, Mexico

³ Division of Neuroscience, Instituto Nacional de Rehabilitación, Mexico City 14389, Mexico

Abstract

Background

One of the difficulties for the implementation of Brain-Computer Interface (BCI) systems for motor impaired patients is the time consumed in the system design process, since patients do not have the adequate physical nor psychological conditions to complete the process. For this reason most of BCIs are designed in a subject-dependent approach using data of healthy subjects. The developing of subject-independent systems is an option to decrease the required training sessions to design a BCI with patient functionality. This paper presents a proof-of-concept study to evaluate subject-independent system based on hand motor imagery taking gender into account.

Methods

Subject-Independent BCIs are proposed using Common Spatial Patterns and log variance features of two groups of healthy subjects; one of the groups was composed by people of male gender and the other one by people of female gender. The performance of the developed

gender-specific BCI designs was evaluated with respect to a subject-independent BCI designed without taking gender into account, and afterwards its performance was evaluated with data of two healthy subjects that were not included in the initial sample. As an additional test to probe the potential use for subcortical stroke patients we applied the methodology to two patients with right hand weakness. *T*-test was employed to determine the significance of the difference between traditional approach and the proposed gender-specific approach.

Results

For most of the tested conditions, the gender-specific BCIs have a statistically significant better performance than those that did not take gender into account. It was also observed that with a BCI designed with log-variance features in the alpha and beta band of healthy subjects' data, it was possible to classify hand motor imagery of subcortical stroke patients above the practical level of chance.

Conclusions

A larger subjects' sample test may be necessary to improve the performances of the gender-specific BCIs and to further test this methodology on different patients. The reduction of complexity in the implementation of BCI systems could bring these systems closer to applications such as controlling devices for the motor rehabilitation of stroke patients, and therefore, contribute to a more effective neurological rehabilitation.

Keywords

Brain computer interfaces, Event related Desynchronization, Common spatial patterns, Linear Discriminant analysis, Stroke

Background

Brain Computer Interfaces (BCIs) decode a subject's intention from EEG signals and translate it into control signals for an external device, providing a new communication channel without using traditional pathways (nerves and muscles). BCIs have great potential as a tool for aiding patients with motor disabilities due to a brain injury, as stroke. Nowadays, despite BCI systems based on motor imagery (MI) are being examined as a neural rehabilitation device, they are designed and tested exclusively in research centers, and most of them analyze only data from healthy subjects [1-4]. One of the biggest challenges that BCIs face, in order to be used in the clinical field, is to reduce the time spent on its design which includes: EEG signal acquisition, feature extraction, classification and system calibration [5]. The classifier training stage requires a significant number of EEG signal features to be able to recognize MI patterns of a specific subject with an acceptable performance, which requires long recording sessions and afterwards several training sessions in order to the subject to be able to use the system. This type of design is known as subject-dependent BCI (SD-BCI) [6,7]. However, it is common that some patients, e.g. stroke patients, do not have the physical or mental availability to complete hundreds of trials required for the SD-BCI implementation. The design of systems that enable a new user to achieve good performance with minimal training could decrease the tiresome sessions. Consequently, to achieve that goal, systems trained with the data of a group of subjects

instead of a single subject have been developed, these systems are known as subject-independent BCI (SI-BCI) [8,9].

Most of the research groups have focused their work in SD-BCIs based on the fact that there is a large variability of EEG signals between subjects, but considering the hypothesis that states that it is possible to find common information in the EEG data of some subjects, SI-BCIs have gained interest in the international scientific community due to the advantages that a minimal training offers. As an example, the authors of [8] explored the design of a SI-BCI system, they compared different features and classifiers on data from nine subjects and their results revealed that linear classifiers and Filter Bank Common Spatial Patterns (FSCSP) were the most appropriate for SI-BCI design. In [9] a procedure of design of a SI-BCI classification stage built with an ensemble of classifiers derived from spatial and temporal filters specific for each subject was presented. The authors showed that by taking advantage of a large dataset from a high number of subjects, it is possible to classify the data of new subjects with accuracies between 64.3 and 74.6%, which are similar to those achieved with techniques dependent of the subject specific data. In [10], a regularization scheme to obtain a better estimate of the covariance matrices used in Common Spatial Patterns (CSP) and Linear Discriminant Analysis (LDA) training by using covariance matrices from other subjects was reported. Their results showed that it is possible to train a BCI for a new user with less data from this user than the SD-BCI approach, hence reducing the calibration time.

However, the systems described above are not optimal for real-time tests, since the algorithms that are proposed imply a large computational cost and they would require a robust set of microprocessors to achieve the required performance. Moreover, they use between 32 and 64 electrodes which would imply longer time spent in channel preparation. It may also increase the cost of a BCI system and therefore it would be complicated to implement them in a clinical application. On the other hand, these papers show that there is common information between EEG signals from healthy subjects, but this has not been evaluated with EEG data from patients with motor disability. For example, in [11,12] investigated the ability of stroke patients to use a BCI based on MI showing a performance comparable to healthy subjects (from 74% to 87%). However, to the authors' knowledge, there are no reports about implementing a SI-BCI with the data of patients.

To use BCIs in clinical practice is not only necessary to develop complex algorithms to identify and classify the EEG signals, but it is also important to develop new methods to optimize the design process of the systems. A SI-BCI that requires a minimal number of electrodes and training sessions is desirable. The essential step in the design of SI-BCIs is feature extraction from the data of a group of subjects to complement the data of the target user. Typically, algorithms to select a subset of features for correctly classifying the user intent are applied. Another possibility is to find a subgroup of subjects that share common EEG features with the target user, for example, between subjects of the same gender. In this paper a proof-of-concept study is presented to show that it is possible to improve the performance of a SI-BCI using data from groups of subjects classified by gender. In order to accomplish this, we present a methodology used to design a gender-specific SI-BCI based on hand motor imagery with EEG signals from a group of healthy subjects. We compare the performance of the proposed SI-BCI design methodology with those achieved by both the classical SI-BCI methodology and a SD-BCI design. The gender-specific BCI would reduce the number of training sessions for the target user, and improve the performance of a BCI where a SI design is applied. Finally, the potential use of this methodology was evaluated in

two patients with subcortical stroke. Some of the healthy subjects EEG data and an introduction to concepts used in this work were reported preliminary in [13].

Methods

This study was planned using previous knowledge [6,14], which details that power normalized to a reference interval (before the cue to start MI) decreases in the alpha (8–13 Hz) and beta band (14–30 Hz) when the subject performs real movement or motor imagery of his or her hands. These changes in power are recorded, mainly, in the central channels located above the sensory-motor cortex and are known as Event Related Desynchronization (ERD). SI-BCIs proposed in this paper are designed using Common Spatial Patterns (CSP) method. CSP is a type of spatial filter and is the reference method to SD-BCI designs based on MI. One of its features is to increase the separation between filtered signals of two classes, and so it can enhance the classification performance.

After EEG signals recording, the first preprocessing step for CSP calibration is frequency filtering, followed by an adaptively learned spatial filter, then by a log-variance feature extraction, and after that a classification step applied to the log-variance features. These steps are described in more detail below.

Subjects

The proposal was evaluated with a control group composed of 32 healthy subjects between 21 and 30 years old, with mean of 25.9 ± 2.94 years, 50% female and 50% male, with incomplete or complete bachelor degrees. All were right-handed, with normal or corrected to normal vision, without previous psychological diseases or brain injuries. An expert in clinical electrophysiology discarded any abnormality in the EEG using a qualitative approach.

In order to evaluate the potential use of this approach for stroke patients, two patients, one of each gender, were selected as the stroke group. Demographic and clinical information is shown in Table 1. Both patients suffered subcortical stroke and the qualitative analysis of their EEG recordings did not reveal any paroxysmal or epileptic alterations. Both patients were right handed and with normal vision. When EEG data were recorded, they had weakness in the right thoracic limb.

Table 1 Demographic and clinical characteristics of the stroke patients

Patient	Gender	Age	Year since stroke	Hemisphere stroke	Injury location
1	Male	50	1	Left	Posterior limb of the left internal capsule
2	Female	57	3	Left	Left thalamic pulvinar nuclei with extension to the left internal capsule

All participants achieved a normal performance in the subscales of digit detection and visual detection of the neuropsychological test NEUROPSI Attention and Memory which evaluates the capacity to follow instructions and concentrate in repetitive tasks without being distracted by other stimuli [15]; this test was developed and standardized for spanish-speaking populations. Before the EEG recordings the participants signed an informed consent approved by the Ethics and Research Committee of the National Institute of Rehabilitation in Mexico.

Experimental task

None of the participants had previous knowledge of the experiment or training to perform motor imagery tasks, which were explained using verbal instructions minutes before initiating the EEG acquisition. Participants were seated on a comfortable armchair and a computer screen was placed in front of them at a distance of 1.50 m. Each EEG recording is composed of a series of trials with duration of 8 s that initiate with the presentation of a white cross in the center of a black background, followed by a short duration warning tone at 2 s. At the third second, the cross was replaced by an arrow pointing at either the left or the right side of the screen during 1.5 s. During the cross, subjects were instructed to stay in rest with their eyes open without performing motor tasks. When the arrow appeared subjects performed continuous movement of opening and closing the right or left hand depending on the arrow's direction. Movement was performed until a blue background appeared without any visual guide, during a random interval between 3 and 5 s, in which they could blink their eyes. The experiment was based on Graz paradigm established by Pfurtscheller et al. [6]. A visual interface described in [16] was developed for the presentation of visual cues that indicate the participant when to perform the tasks. Timing diagram of the experiment can be seen in Figure 1a. The trial was repeated 20 times, the right and left arrow appeared randomly 10 times each to avoid the participants' habituation. The average frequency for opening and closing the hand of all participants was of approximately 0.6 Hz. After performing the movement tasks, the subjects were asked to perform motor imagery tasks in which the instruction was to imagine the sensation of performing a same movement with either left or right hand. A run is made from 20 movement tasks and 20 MI tasks. This paper presents only the analysis for MI tasks.

Figure 1 Timing diagram of the experimental task and feature extraction. a) Experimental paradigm used for the EEG recordings. At the white cross the subjects rested with their eyes opened, at the left arrow, subjects performed left hand motor imagery, and right hand motor imagery at the right arrow. At the blue background, subjects could blink and rest their eyes. b) Shows the time interval selected as class 1 (REST from 1.5 s to 2.5 s) and class 2 (RIGHTMI or LEFTMI from 3.4 s to 4.5 s) for the calibration CSP and feature extraction stages.

In order to reduce the variability between trials in the SI-BCI design, a total of 30 healthy subjects performed only one run (10 trials per class). For two healthy subjects (one of each gender) EEG signals were recorded in two sessions of six runs each one (120 trials per class), the sessions were performed at 24 hours interval. The stroke group performed four sessions of three runs each one (120 trials per class), because of the limited availability of the patients the sessions were done at one week intervals.

Signal acquisition

Eleven electrodes were placed in the subjects scalp, over sensory-motor cortex, according to the international 10–20 system (T3, P3, C3, Cz, C4, P4, T4, F3, Fz, F4 y Pz). Electrodes were also placed in the orbiculus oculi muscle on both eyes to record eye movements. EMG electrodes were placed in both arms (above the deep flexor and superficial muscles of the fingers) to verify that hand movements are present in the movement tasks, and the absence of them in the motor imagery tasks. For all recordings, electrode impedances were kept below 5 k Ω . EEG signals of group control were recorded with a Nicolet amplifier model NicONE with 32 channels and 16-bits resolution; ground and reference electrodes were located in the

central forehead line. For stroke group signals were recorded with a g.TEC® amplifier, model gUSBamp with 16 channels and 24-bits resolution; ground was placed in the AFz position of the international 10–10 system and the reference electrode was located at the right ear lobe.

Pre-processing

EEG signals in referential configuration were re-referencing using Common Average Reference (CAR). In CAR, the average value of the entire electrode montage (the common average) is subtracted from that of the channel of interest. Because it emphasizes components that are present in a large proportion of the electrode population, the CAR reduces such components. CAR provides an EEG recording that is nearly reference-free [17]. After that the re-referenced EEG signals were conditioned with a 30 Hz low-pass filter, an 8 Hz high-pass filter and two band-stop filters of 59–61 Hz and a 119–121 Hz, all of them were 20th order Butterworth type. The broad frequency band (which includes alpha and beta band) was chosen because it gives better classification results compared to narrow bands and is used successfully in the BCI based on CSP [18,19].

All files were read, preprocessed, and processed using the Matlab® R2012b software from Mathworks® and the free license toolbox Fieldtrip [20], running on a computer Intel Pentium Core i7 with 12 GB RAM memory, a hard disk of 1 TB and Windows 8 operating system.

Time-frequency analysis

A time-frequency analysis based on the complex Morlet wavelets [21] was performed to examine the significant ERD in the experimental conditions and select the time windows for feature extraction stage. All analyses were performed in the time interval from 1 s to 7 s of the run and in the frequency band from 8 Hz to 30 Hz using a resolution of 0.5 Hz. For each trial and each channel a Time-Frequency Representation (TFR) was calculated and normalized to a reference interval from 1.5 to 2.5 s. The reference interval, used to normalize the TFR was selected according to our previous results [22].

CSP calibration

CSP finds a decomposition of the EEG recordings of two classes (calibration data) such that the variance for one class is maximized while the variance for the other class is minimized at the same time. The spatial patterns are determined by the simultaneous diagonalization of two covariance matrices, which is equivalent to the generalized eigenvalue problem. The first and the last component in the list are the first best patterns for discrimination between the two classes, and so on for the other components in the list. Typically 4 or 6 components in pattern space are sufficient for the discrimination task, so these patterns may be thought of as spatial filters that select the most relevant spatial aspects for the discrimination task. The detail procedure to calculate CSP is described in [23,24].

In our case, CSP filters were calculated on 1-second time window for every task (see Figure 1b). Time window was selected according to the time-frequency analysis presented above. We only present results for the interval from 3.5 s to 4.5 s for right and left hand MI tasks and from 1.5 s to 2.5 s for the rest interval. We retain from 2 to 8 components to filter EEG channels to select the best option for the SI-BCI design. Here we present only the performances obtained using 8 spatial filters.

Feature extraction

The features used for classification are obtained from the variances of the spatially filtered EEG channels. The feature vector for trial i is composed of the $2m$ variances (m is the number of selected components) of the p -row of the filtered EEG (Z), normalized by the total variance of the projections retained, and log-transformed (see Equation 1).

$$f_p^i = \log \left(\frac{\text{var}(z_p^i)}{\sum_{p=1}^{2m} \text{var}(z_p^i)} \right) \quad (1)$$

Classification

The feature vectors from the calibration data are used to estimate the parameters of a linear classifier. An LDA classifier was selected, because it has proved to produce similar accuracy classification as other methods (including non-linear ones) but with lower computational cost [8,25]. LDA was implemented by using the features obtained from several subjects as calibration data, which simulate data obtained from a single subject, as it is done in SD-BCI. To classify new data, we again obtain the feature vector with equation (1) for the new data (i.e. for the target user data) using the spatial filters obtained from the calibration data, and feed this feature vector into the classifier. Three configurations to calibrate CSP and compute log-variance features were implemented as follows: (1) BCI-All: using EEG signals from the 15 female and 15 male subjects from the group control, (2) BCI-Women: using data from 15 female subjects, (3) BCI-Men: using data from 15 male subjects.

The design of each classifier was divided in the three classical stages: training, validation and test. For the training stage the log-variance features of the selected subjects were used to train the LDA. In the validation stage a “leave-one-subject-out” method [9] was used, meaning that mixed data from all except one subject were used for the training of the classifier, whereas the data for the remaining subject were used to test the classifier. In other words, the classifier was tested with a subject whose training data did not include its own recordings, but did include those from other subjects. Finally, the test stage was performed using log variance-features from two healthy subjects (target users) who performed 240 trials and that were not included in CSP calibration stage (see Table 2 for details).

Table 2 Number of trials of hand motor imagery collected for the experiments

Stage	Subjects	Quantity	Trials per class	Total of trials per class
<i>Validation</i>	Male subjects	15	10	150
	Female subjects	15	10	150
<i>Test</i>	Male subject	1	120	120
	Female subject	1	120	120
	Male patient	1	120	120
	Female patient	1	120	120

Thirty healthy subjects were used in the SI-BCIs validation stage using the “leave-one-subject-out” method. Two other healthy subjects and two stroke patients were used for the test stage in the comparison of the performance of SI-BCIs and SD-BCIs.

The classification accuracy (ACC) was calculated to measure the BCIs performance. Classification was performed for right hand motor imagery (RIGHTMI) vs. rest (REST), left hand motor imagery (LEFTMI) vs. rest (REST), and for RIGHTMI vs LEFTMI.

To assess the implementation of a subject-independent design it is important to compare its performance against subject-dependent designs; for this reason two SD-BCIs were designed with the features from the two healthy subjects and they were compared with the performance of the BCI-All, BCI-Women, and BCI-Men. This was done by dividing the dataset from the target user into a calibration set, composed of 30 trials per class, for computing the CSP filters and a testing set, composed of the remaining 90 trials per class, for training and testing the LDA classifier. In order to validate and avoid trends in the training data pool, as well as the CSP and classifier overfitting, a 10x4-Fold cross-validation was used.

Practical level of chance calculation

To be able to estimate the reliability of a gender-specific BCI approach, it is not enough to report classification accuracies. This is, because the chance level in a 2-class paradigm is not exactly 50%, but it is 50% with a confidence interval at certain level α depending on the number of trials on which the computations are based. The practical level of chance [26] provides a convenient tool to verify if a %ACC lies significantly above chance level.

In order to define if the designed BCIs performances were better than random, practical level of chance was calculated using a confidence level of 95% for all used schemes, SD-BCI (120 trials per class), BCI-Men and BCI-Women (150 trials per class), and BCI-All (300 trials per class). The levels of chance were then compared with the %ACC obtained in classification stage.

Statistical analysis

The statistical unpaired-sample Student-*t* test with a confidence level of 95% was applied in order to determine if there was a statistically significant difference between the %ACC obtained from the BCI-All, and the %ACC achieved with the gender BCIs. The paired Student-*t* test was applied to determine if there was a statistically significant difference between the %ACC of the BCI-Women and BCI-Men with the BCI-ALL and with the SD-BCI, from both healthy subjects as well as for the stroke patients.

Potential use for subcortical stroke patients

Since stroke patients in this work have sub-cortex injuries that do not affect other brain functions [27], the possibility to use the gender-specific SI-BCIs designed with data of healthy subjects to classify the data from the patients was raised. In order to do this, the same methodology for testing the SI-BCI designs (BCI-MEN, BCI-WOMEN and BCI-All), described in section “Classification” was applied to the data of the stroke patients. ACCs were obtained from SD-BCIs for each stroke patient and they were compared to the results obtained from the SI-BCIs. To validate the results a 10x4-Fold cross-validation was used.

Results

Figure 2 shows the grand average maps for the 30 healthy subjects, 15 female and 15 male, TFRs are plotted for the left and right hand motor imagery. To visualize the event-related power changes, normalization with respect to the time interval from 1.5 s to 2.5 s was performed. TFRs show ERD, especially in alpha and beta frequency bands and in time windows from 3.5 s to 5.5 s. Figures 3 and 4 show the averaged TFRs for left and right hand

MI trials performed by stroke patients of the three central channels (C3, Cz, and C4). As well as a CT where the brain's damaged location is shown. The TFRs show that patients with subcortical stroke can generate ERD patterns similar to patterns of healthy subjects.

Figure 2 Grand average TFRs in C3, Cz and C4 for hand motor imagery for all subject groups. This figure shows the averaged TFRs across 30 participants, 15 female and 15 male subjects in 5 Hz to 25 Hz and from 1 s to 7 s. The dashed line at 3 seconds indicates motor imagery onset. ERD is shown in blue and ERS in red. The black circles highlight the maximum ERD generated.

Figure 3 Female patient CT image and averaged TFRs. a) Representative image of the female patient's CT (Computed Tomography). The black arrow indicates the location of the residual injury. **b)** Averaged TFR for left and right hand (affected limb) motor imagery in 8 Hz to 25 Hz from 1 s to 7 seconds. Dashed line at 3 seconds indicates the motor imagery onset. The black circles highlight the generated ERD.

Figure 4 Male patient CT image and averaged TFRs. a) Representative image of the male patient's CT (Computed Tomography). The black arrow indicates the location of the residual injury. **b)** Average TFR for left and right hand (affected limb) motor imagery in 8 Hz to 25 Hz from 1 s to 7 s. The dashed line at 3 seconds indicates the motor imagery onset. The black circles highlight the generated ERD.

Leave-one-subject-out validation results

Figure 5 shows the leave-one-subject-out cross-validation results for every configuration in the three analyzed conditions, LEFTMI vs. RIGHTMI, LEFTMI vs. REST, and RIGHTMI vs. REST. Figure 5a displays the %ACCs for all the 30 subjects for the BCI-All design. Similarly, Figure 5b shows accuracies for 15 male subjects for BCI-Men and Figure 5c for 15 female subjects for BCI-Women. In Figure 5d we average the %ACC for all subjects in every SI-BCI design to summarize the results. In LEFTMI vs. RIGHTMI condition, %ACCs for BCI-Women (71%) and BCI-Men (69%) are statistically significant greater ($p < 0.05$) than BCI-All (58%). In LEFTMI vs. REST only the %ACC in BCI-Women (69%) is statistically significant greater ($p < 0.05$) than BCI-All (57%). The same applies in the condition RIGHTMI vs. REST, where the performance of BCI-Woman (65%) is statistically significant greater ($p < 0.1$) than the performance of BCI-All (59%).

Figure 5 Results of "leave-one-subject-out" method used for validation of SI classifiers. This figure displays the validation results from the total of 30 subjects collected for SI-BCI designs. The performance of the classifiers is validated for the 3 tested conditions, this means, LEFTMI vs. RIGHTMI, LEFTMI vs. REST and RIGHTMI vs. REST. **a)** ACCs for the LDA classifier designed with data of 10 trials per class from 15 male subjects (BCI-Men). M1 to M15 represent which subject's data is left out from the classifier training set. **b)** ACCs for the classifier assembled with data of 10 trials per class from 15 female subjects (BCI-Women). Similarly, F1 to F15 represent which female subject's data is left out from the classifier training set. **c)** ACCs for the classifier assembled with data of 10 trials per class from all 30 subjects (BCI-All). Labels 1 to 15 are the male subjects and from labels 16 to 30 are the female subjects. **d)** Averaged performance for the validation stage of the proposed 3 classifiers (BCI-MEN, BCI-WOMEN and BCI-ALL) for all 3 tested conditions. The dashed line indicates the practical chance level. The asterisks (* $p < 0.05$ and ** $p < 0.1$) indicate statistically significant difference between gender-specific BCIs and BCI-All.

Comparison between SI-BCIs and SD-BCIs designs

Table 3 displays the results for the test stage performed with two healthy subjects that were not included in calibration data, this means %ACC obtained for BCI-All, BCI-Men and BCI-Woman tested with data of the female and male subjects. The same table shows the results for the test of the designs with subcortical stroke patients' data to show the potential use in this kind of users. In this table, it can be seen that for the male subject the performance of BCI-Men (60%) was statistically superior ($p < 0.05$) to BCI-All (55%) in the LEFTMI vs. REST condition. The other two conditions performances were near to the chance level for the three SI-BCI designs. For the female subject the performance of BCI-Women (79%) was statistically better ($p < 0.05$) than the performance of BCI-All (73%) in LEFTMI vs. REST condition, and the same applies for the RIGHTMI vs. REST condition in which the performance of BCI-Women (77%) was also better ($p < 0.05$) than that of BCI-All (73%). For the male patient in RIGHTMI vs. REST, the performance of BCI-Women (69%) was superior to BCI-All (64%). In LEFTMI vs. REST, the performance of BCI-Women (67%) was greater ($p < 0.05$) than BCI-All (61%), however for the RIGHTMI vs. LEFTMI, BCI-All (64%) performed similar that the gender-specific designs. For the female patient, for the RIGHTMI vs. LEFTMI condition BCI-All (64%) performed without significant differences with BCI-Men and BCI-Women. For the condition LEFTMI vs. REST, the BCI-Women (77%) performed significant better ($p < 0.05$) than BCI-All (74%) and, for RIGHTMI vs. REST, BCI-Men (83%) was the best.

Table 3 Performance for the SI-BCIs designs in classifier test stage

Target Subject	Type of SI-BCI design	LEFTMI vs RIGHTMI	LEFTMI VS REST	RIGHTMI VS REST
		Mean (SD)	Mean (SD)	Mean (SD)
<i>Male Subject</i>	BCI-Men	53 (5)	60 (3)*	54 (3)
	BCI-Women	54 (5)	58 (2)	58 (4)*
	BCI-All	58 (2)	55 (2)	55 (7)
<i>Female Subject</i>	BCI-Men	56 (2)	76 (1)	71 (3)
	BCI-Women	58 (4)	79 (3)*	77 (4)*
	BCI-All	63 (6)	73 (4)	73 (5)
<i>Male Patient</i>	BCI-Men	65 (2)	63 (1)	59 (2)
	BCI-Women	62 (2)	67 (3)*	69 (2)*
	BCI-All	64 (1)	61 (4)	64 (5)
<i>Female Patient</i>	BCI-Men	63 (4)	73 (3)	83 (7)*
	BCI-Women	59 (5)	77 (2)*	76 (3)
	BCI-All	62 (2)	74 (4)	76 (2)

This table shows the %ACCs from 2 healthy subjects and 2 stroke patients as target users. The mean and standard deviation (in parenthesis) was obtained for the 10×4-fold cross-validation for each tested condition. The best %ACC for each subject in every condition was marked in **BOLD**. The asterisk indicates the best gender-specific BCI design that was statistically significant better ($*p < 0.05$) than BCI-All.

Finally, Table 4 shows a comparison between the accuracies for SD-BCI (the traditional approach) designed for each healthy subject and stroke patients and the accuracies for the SI-BCI design with the best performance for that subject. Here it is seen that gender-specific BCIs (BCI-Men and BCI-Women) have better performance than BCI-All for most participants.

Table 4 Performance of the subject-dependent BCI compared with of the best subject-independent BCI for each target user

Target user	RIGHTMI vs LEFTMI			LEFTMI vs REST			RIGHTMI vs REST		
	SD-BCI	Best SI-BCI		SD-BCI	Best SI-BCI		SD-BCI	Best SI-BCI	
	Mean	Mean	BCI	Mean	Mean	BCI	Mean	Mean	BCI
<i>Male Subject</i>	61 (4)	58 (2)	All	59 (8)	60 (3)	Men	60 (4)	58 (4)	Women
<i>Female Subject</i>	61 (5)	63 (6)	All	81 (2)	79 (3)	Women	82 (3)*	77 (4)	Women
<i>Male Patient</i>	81 (4)*	65 (2)	Men	71 (8)	67 (3)	Women	78 (4)*	69 (2)	Women
<i>Female Patient</i>	62 (3)	63 (4)	Men	71 (6)	77 (2)	Women	73 (4)	83 (7)	Men

The SI-BCI with the significant better performance is shown in order to compare it against its SD-BCI counterpart, for all the 3 tested conditions (LEFTMI, RIGHTMI, and REST). The mean and standard deviation (in parenthesis) for the best SI-BCI was repeated of the %ACC showed in Table 3. The performance of the SD-BCI was statistically significant better ($p < 0.05$) than the performance of SI-BCI only in the cases with an asterisk.

The calculated practical level of chance for BCI-All is at 54%, for BCI-Women and BCI-Men is at 55.5%, and for SD-BCIs is at 56.2%. %ACCs calculated are higher than these practical levels of chance.

Discussion

The LDA classifiers for the proposed SI-BCI of this work that have been trained with a relatively small sample per subject can correctly differentiate with a %ACC above level of chance for the three tested conditions. It would be possible that by using a larger data sample for training the classifier, or by using other classification methods such as self-organizing maps or spiking neural networks, the performance of the classifiers may improve; however using these other approaches would mean a higher computational cost. In the validation stage of the SI-BCI designs (Figure 5d) BCI-Women and/or BCI-Men showed a better performance in all conditions than BCI-All, even though BCI-All was designed with a larger subjects' sample than BCI-Women and BCI-Men, which could mean that gender allocation could improve the performance of a SI-BCI design. In the test stage, for eight conditions the gender-specific BCIs had better performances than the gender-non-specific one; for two other cases we have a similar performance between both types of SI-BCIs; and finally in only two test conditions the non-gender-specific BCI was better than the gender-specific one. When comparing the performance of designed SI-BCIs with SD-BCIs of both healthy subjects the results showed that the performances of the SI and SD designs were close to the chance level for RIGHTMI vs. LEFTMI; this could show that the EEG data in these subjects are so similar when performing hand MI that there is hardly any significant difference between them. This could be due to that all participants in this study were BCI illiterate or BCI naïve users. However for the RIGHTMI vs. REST and LEFTMI vs. REST, the performances of both the SI and SD designs were significant higher, so this could show that the subjects are performing motor imagery, as they generate different EEG patterns while they are in a rest condition and while performing MI. The better performance in these conditions could be due to better discrimination of the rest condition from MI, compared to discriminating left versus right hand MI.

On the other hand, the performance of the SD-BCI and SI-BCI designed for stroke patients in the three comparisons were superior to the level of chance (55.5%), and even reached accuracies above 80% in RIGHTMI vs. REST which corresponds to their affected limb. Table 4 shows that for nine out of twelve tested conditions the gender-specific SI designs performances were equivalent to the SD ones. These results would imply that it is possible to

design spatial filters using healthy subjects' data to develop a SI-BCI system for patients with subcortical stroke, in order to reduce their training sessions.

The %ACCs obtained with the SI-BCIs were superior to level of chance and these results were obtained by training a classifier only with the data of 11 EEG channels, so the computational cost of implementing a SI-BCI system would be less than the cost of other systems with a better performance but with the limitation of having to process data from 32 to 64 channels.

Results show that it is not always true that a SI-BCI trained with the same gender as the target user may have a better performance than one trained with the opposite gender, since the SI-BCI designs allocated by gender showed mixed results in these cases. The results of this study may evidence that common EEG power features exist between some subjects, and that this common power features are more likely to be useful in SI-BCI designs if the system is designed by taking into account the gender of the training sample. It is possible that using data from other subjects could potentially increase the performance of a BCI system and reduce training and calibration sessions, which is especially useful when the target user has a motor disability.

Conclusions

There is still a long road ahead for having a fully functional BCI for controlling orthosis, prosthesis, or wheelchairs, which may prove usefulness for disabled people, such as stroke patients. In the current literature many research has focused in improving the BCI performance, but it is not only necessary to develop more complex algorithms to classify EEG features, it is also important to establish new methodologies in the design process by taking into account the electrical brain and physical characteristics of patients with motor disabilities. As an example, in this paper we have proposed a methodology to improve the performance of SI-BCIs considering the subjects gender.

Our results show that the SI gender-specific designs still have to be tested with data from more subjects in order to make a clear statement that a SI gender-specific design will be better than one that is not, however the results obtained in this study for the validation stage indicate that this approach could be promising to improve the performance of SI-BCI designs.

The results of the tests with two subcortical stroke patients suggest that these patients generate ERD patterns similar to those of healthy subjects, therefore a SI-BCI design could be used in stroke patients, without the need of having an EEG data base of patients with this type of injuries. The importance of developing a simpler and accessible BCI for patients with motor disability caused by stroke goes beyond controlling an orthosis or another robotic device, since has been demonstrated that exercise and stimuli made when performing motor imagery, can also be an effective method, in its own means, for the neuro-rehabilitation of these patients [28,29].

As a future work, the implementation of an algorithm, as FBCSP [7], that improves the %ACC is aimed. By having a larger sample of patients and healthy subjects, we could increase the chances to be able to find better matching log-variance features for the BCI user and thus increase the BCI design performance.

Competing interests

The authors declare that they have no competing interests.

Authors' contributions

JCN carried out the EEG signals preprocessing and processing, the statistical analysis and drafted the manuscript. JGM coordinated the study and helped to draft the manuscript. RCE participated in the design of the experiment and recorded the EEG signals. PCM carried out the qualitative analysis of EEG data and the neuropsychological tests. DEV participated in the design of the study and helped to draft the manuscript. All authors read and approved the final manuscript.

Acknowledgements

This work was supported by the Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) from Mexico, SALUD-2012-01-180159. The authors thank the volunteers, both patients and healthy subjects, for their participation in this work.

References

1. Friedrich EV, Scherer R, Neuper C: **Long-term evaluation of 4-class imagery-based brain-computer interface.** *Clin Neurophysiol* 2013, **124**:916–927.
2. Hazrati MK, Erfanian A: **An online EEG-based brain-computer interface for controlling hand grasp using an adaptive probabilistic neural network.** *Med Eng Phys* 2010, **32**:730–739.
3. Kus R, Valbuena D, Malechka T, Graeser A, Durka P: **Asynchronous BCI based on motor imagery with automated calibration and neurofeedback training.** *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2013, **20**(6):823–835.
4. Chih-Wei C, Chou-Ching KL, Ming-Shaung J: **Hand orthosis controlled using brain-computer interface.** *J Med Biol Eng* 2009, **29**(5):234–241.
5. Wolpaw JR, Birbaumer N, McFarland DJ, Pfurtscheller G: **Brain-computer interfaces for communication and control.** *Clin Neurophysiol* 2002, **113**(6):767–791.
6. Pfurtscheller G, Neuper C: **Motor imagery and direct brain-computer communication.** *Proc IEEE* 2001, **89**(7):1123–1134.
7. Ang KK, Chin ZY, Wang C, Guan C, Zhang H: **Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b.** *Front Neurosci* 2012, **6**:39.
8. Lotte F, Guan C, Ang KK: **Comparison of Designs Towards a Subject-Independent Brain-Computer Interface based on Motor Imagery.** In *Proceedings of the 31st IEEE EMBC.* ; 2009:4543–4645.

9. Fazli S, Popescu F, Danóczy M, Blankertz B, Müller K-R, Grozea C: **Subject-independent mental state classification in single trials.** *Neural Netw* 2009, **22**:1305–1312.
10. Lotte F, Guan C: **Learning from Other Subjects Helps Reducing Brain-Computer Interface Calibration Time.** In *Proceedings of the IEEE ICASSP.* ; 2010:614–617.
11. Ang KK, Guan C, Chua KSG, Ang BT, Kuah CW, Wang C, Phua KS, Chin ZY, Zhang H: **A large clinical study on the ability of stroke patients to Use an EEG-based motor imagery brain computer interface.** *Clin EEG Neurosci* 2011, **42**(4):253–258.
12. Prasad G, Herman P, Coyle D, McDonough S, Crosbie J: **Applying a brain-computer interface to support motor imagery practice in people with stroke for upper limb recovery: a feasibility study.** *J Neuroeng Rehabil* 2010, **7**(60):17.
13. Cantillo-Negrete J, Gutierrez-Martinez J, Carino-Escobar RI, Flores-Rodriguez TB, Elias-Vinas D: **Time-Frequency Analysis of EEG Signals from Healthy Subjects Allocated by Gender for a Subject-Independent BCI-Based on Motor Imagery.** In *6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER): 6–8 November 2013; San Diego CA.* ; 2013:37–40.
14. Birbaumer N: **Breaking the silence: Brain-computer interfaces (BCI) for communication and motor control.** *Psychophysiology* 2006, **43**(6):517–532.
15. Ostrosky-Solis F, Gómez-Pérez E, Ardila A, Rosselli M, Matute E, Pineda D, Lopera F: *Batería Neuropsicológica NEUROPSI Atención y Memoria, 6 a 85 años de edad.* Mexico: Bookstore; 2003.
16. Cantillo-Negrete J, Gutiérrez-Martínez J, Cariño-Escobar RI, Elías-Viñas D: **Module to Present and Identify Motor Imagery Tasks in Electroencephalography.** In *Proceedings of the VIII Pan American Health Care Exchanges Conference (PAHCE):29 April-04 May 2013.* Medellin, Colombia: Published by IEEE; 2013.
17. Bertrand O, Perrin F, Pernier J: **A theoretical justification of the average reference in topographic evoked potential studies.** *Electroenc Clin Neurophysiol* 1985, **62**:462–464.
18. Guger C, Ramoser H, Pfurtscheller G: **Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI).** *IEEE Trans Rehab Eng* 2000, **8**:447–456.
19. Pfurtscheller G, Neuper C, Flotzinger D, Pregenzer M: **EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement.** *Electroenc Clin Neurophys* 1997, **103**(5):1–10.
20. Oostenveld R, Fries P, Eric M, Schoffelen J-M: **FieldTrip: open source software for advanced analysis of MEG, EEG, and invasive electrophysiological data.** *Comput Intell Neurosci* 2011, **2011**:156869.
21. Tallon-Baudry C, Bertrand O, Delpuech C, Pernier J: **Oscillatory gamma-band (30–70 Hz) activity induced by a visual search task in humans.** *J Neurosci* 1997, **17**(2):722–734.

22. Cantillo-Negrete J, Gutiérrez-Martínez J, Flores-Rodríguez TB, Cariño-Escobar RI, Elías-Viñas D: **Characterization of electrical brain activity related to hand motor imagery in healthy subjects.** *Rev Invest Clin* 2014, **66**(S1):s111–s121.
23. Müller-Gerking J, Pfurtscheller G, Flyvbjerg H: **Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task.** *Clin Neurophysiol* 1999, **110**:787–798.
24. Ramoser H, Müller-Gerking J, Pfurtscheller G: **Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement.** *IEEE Trans Rehabil Eng* 2000, **8**(4):441–446.
25. Bashashati A, Fatourehchi M, Ward RK, Birch GE: **A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals.** *J Neural Eng* 2007, **4**(2):R32–R57.
26. Müller-Putz JR, Scherer R, Brunner C, Leeb R, Pfurtscheller G: **Better than random? A closer look on BCI results.** *Int J Bioelectromagn* 2008, **10**:52–55.
27. Sharma N, Simmons LH, Jones PS, Day DJ, Carpenter TA, Pomeroy VM, Warburton EA, Baron JC: **Motor imagery after subcortical stroke: A Functional Magnetic Resonance Imaging study.** *Stroke* 2009, **40**:1315–1324.
28. García Carrasco D, Aboitiz Cantalapiedra J: **Efectividad de la imaginación o práctica mental en la recuperación funcional tras el ictus: revisión sistemática.** *Neurología.* in press.
29. Dickstein R, Deutsch JE, Yoeli Y, Kafri M, Falash F, Dunsky A, Eshet A, Alexander N: **Effects of integrated motor imagery practice on gait of individuals with chronic stroke: a half-crossover randomized study.** *Arch Phys Med Rehabil* 2013, **94**:2119–2125.

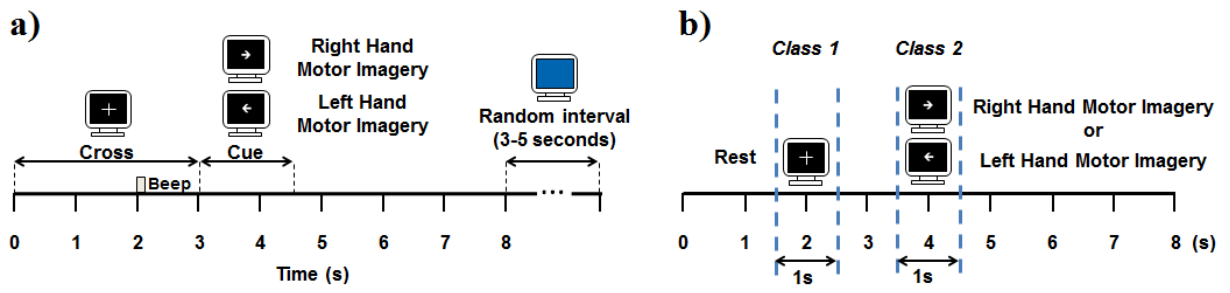


Figure 1

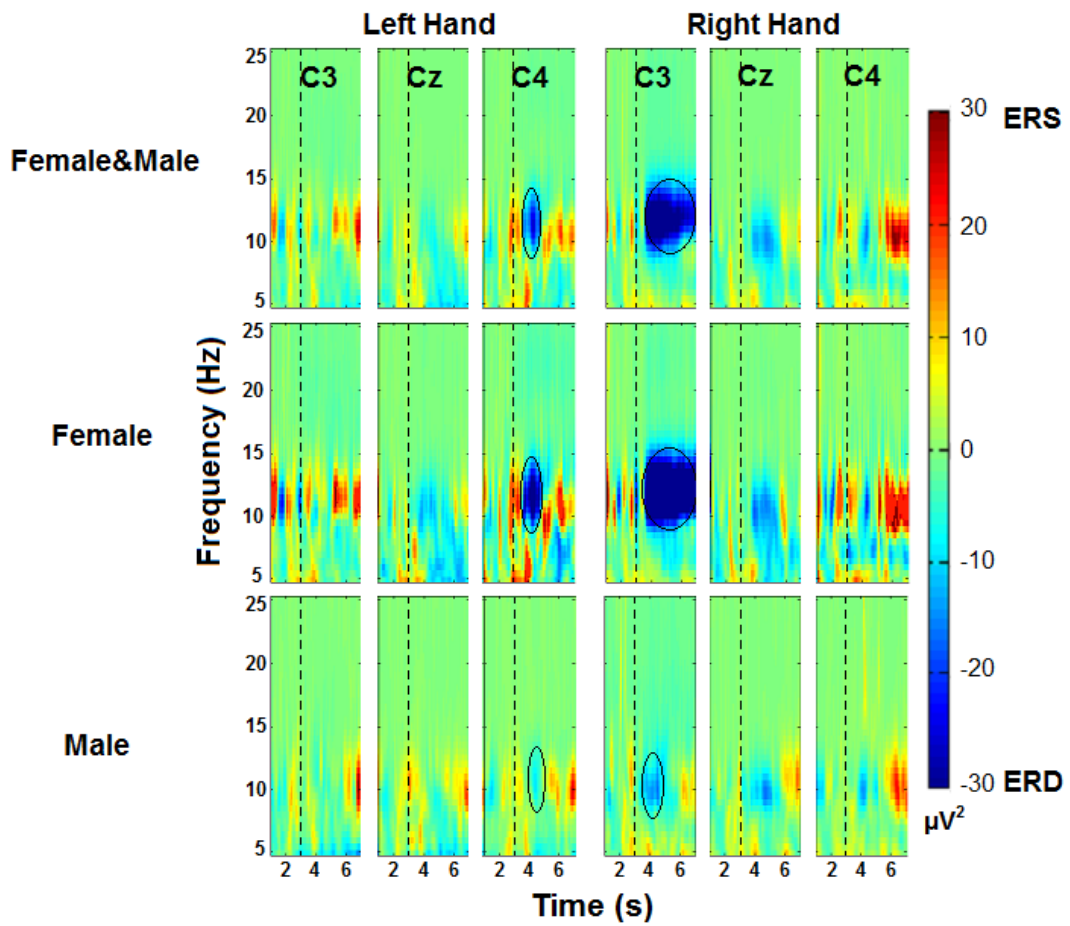


Figure 2



a)

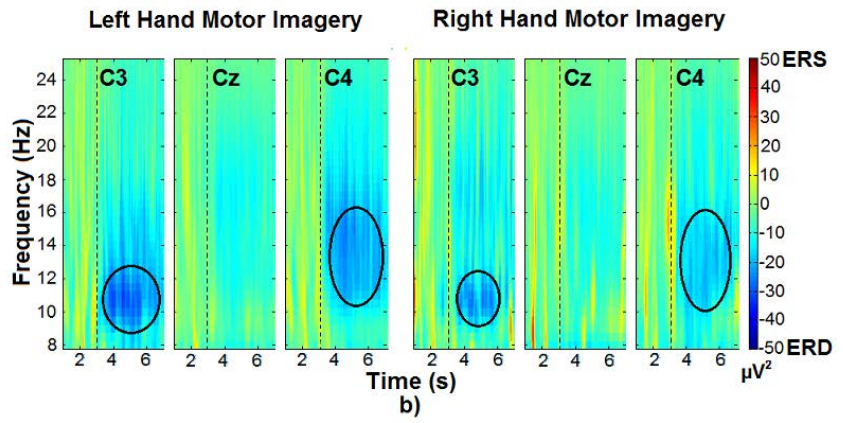
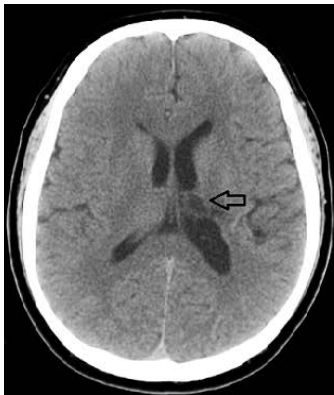


Figure 3



a)

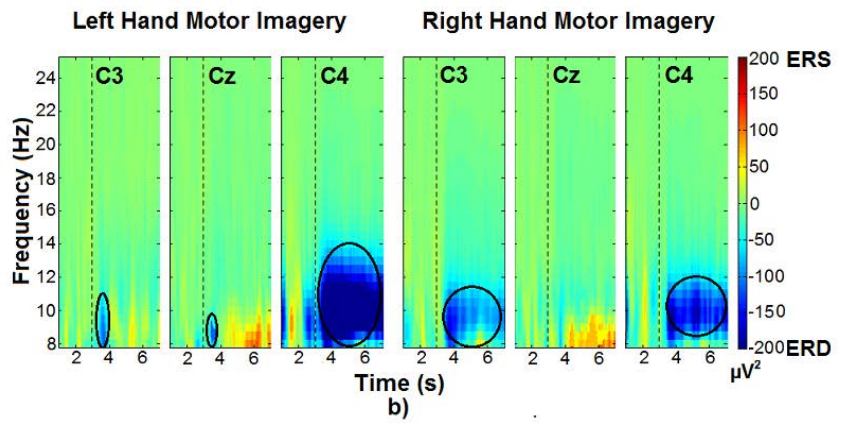


Figure 4

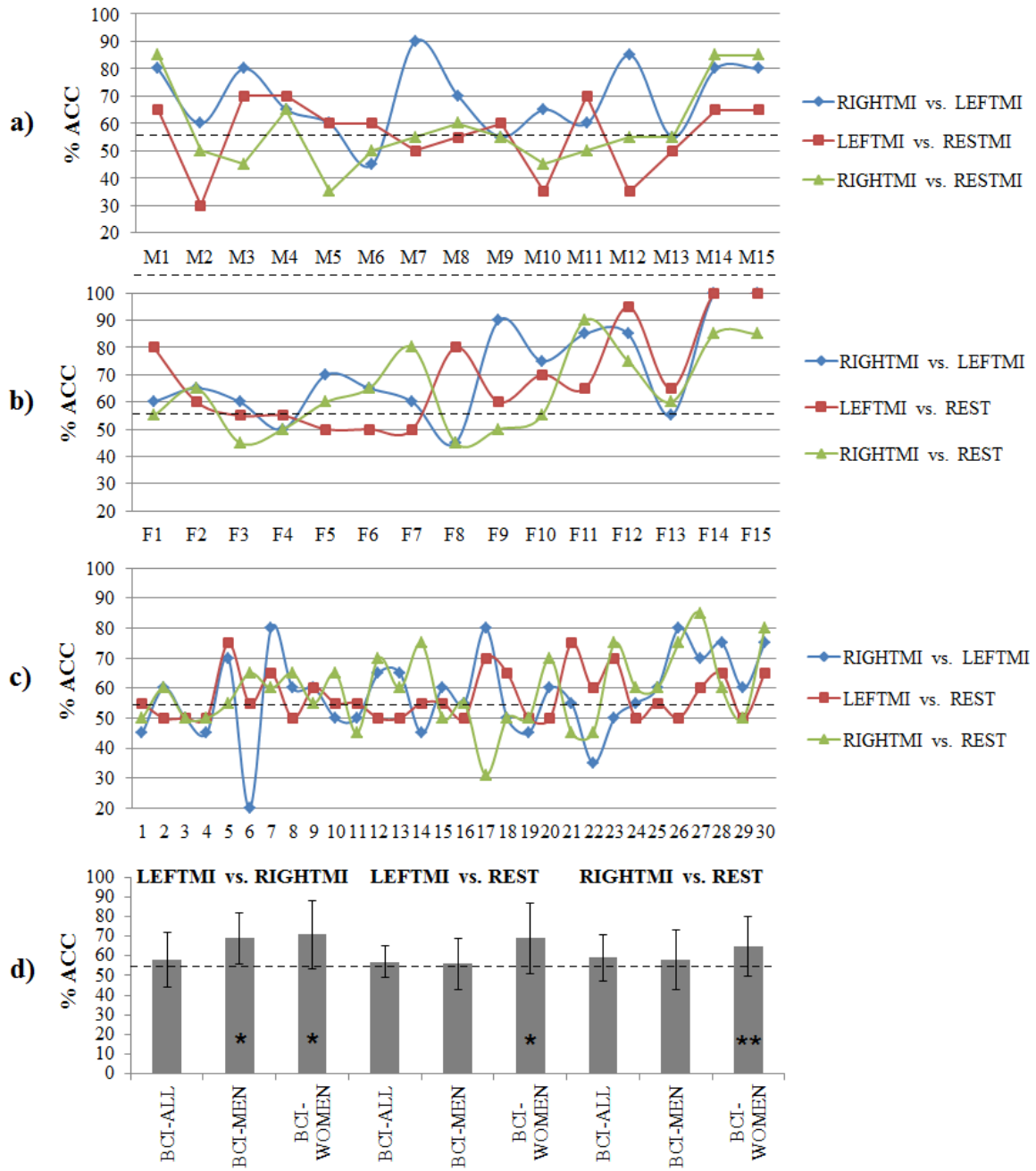


Figure 5

Caracterización de la actividad eléctrica cerebral relacionada con la imaginación del movimiento de la mano en sujetos sanos

Jessica Cantillo-Negrete,^{*,***} Josefina Gutiérrez-Martínez,^{*}
Teodoro B. Flores-Rodríguez,^{**} Rubén I. Cariño-Escobar,^{*} David Elías-Viñas^{***}

* Subdirección de Investigación Tecnológica, ** Servicio de Medicina de Electrodiagnóstico, Instituto Nacional de Rehabilitación.
*** Departamento de Ingeniería Eléctrica. Sección de Bioelectrónica.
Centro de Investigación y de Estudios Avanzados, Instituto Politécnico Nacional.

Characterization of electrical brain activity related to hand motor imagery in healthy subjects

RESUMEN

ABSTRACT

Brain computer interface systems (BCI) translate the intentions of patients affected with locked-in syndrome through the EEG signal characteristics, which are converted into commands used to control external devices. One of the strategies used, is to decode the motor imagery of the subject, which can modify the neuronal activity in the sensory-motor areas in a similar way to which it is observed in real movement. The present study shows the activation patterns that are registered in motor and motor imagery tasks of right and left hand movement in a sample of young healthy subjects of Mexican nationality. By means of frequency analysis it was possible to determine the difference conditions of motor imagery and movement. Using U Mann-Whitney tests, differences with statistical significance ($p < 0.05$) were obtained, in the EEG channels C3, Cz, C4, T3 and P3 in the mu and beta rhythms, for subjects with similar characteristics (age, gender, and education). With these results, it would be possible to define a classifier or decoder by gender that improves the performance rate and diminishes the training time, with the goal of designing a functional BCI system that can be transferred from the laboratory to the clinical application in patients with motor disabilities.

Key words. Electroencephalography. Mu rhythm. Time-frequency analysis. Brain-computer interfaces. Motor disabilities.

Los sistemas de interfaz cerebro-computadora (BCI) interpretan las intenciones de pacientes paralizados completamente a partir de características obtenidas de la señal eléctrica cerebral y las convierten en comandos para controlar dispositivos externos. Una de las estrategias utilizadas consiste en decodificar la imaginación de movimiento del paciente, la cual puede modificar la actividad neuronal en las áreas sensorial-motoras en una forma similar a la que se observa en movimiento real. Sin embargo, aún no es posible disponer de sistemas BCI que puedan usarse fuera del laboratorio de experimentación. En el presente estudio se muestran los patrones de activación registrados en tareas de movimiento e imaginación de movimiento de la mano derecha e izquierda de una muestra de sujetos jóvenes sanos de nacionalidad mexicana. A partir de un análisis tiempo-frecuencia fue posible diferenciar condiciones de imaginación y de movimiento. Mediante la prueba U de Mann-Whitney se obtuvieron diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) en los canales C3, Cz, C4, T3 y P3, en la banda de frecuencia para los ritmos beta y mu, para sujetos con características similares (edad, género, educación). Con estos resultados será posible definir un clasificador o decodificador por género que mejore las tasas de desempeño y disminuya el tiempo de entrenamiento, con el fin de diseñar un sistema BCI funcional que pueda ser trasladado del laboratorio a la aplicación clínica en pacientes con discapacidad neuromotora.

Palabras clave. Electroencefalografía. Ritmo mu. Análisis tiempo-frecuencia. Interfaces cerebro-computadora. Discapacidad neuromotora.

INTRODUCCIÓN

Un sistema de interfaz cerebro-computadora o BCI (*brain-computer interface*) traduce las intenciones del usuario, registradas a partir de señales fisiológicas cerebrales, en comandos que son ejecutados por una máquina o computadora.¹ Grupos de investigación en el mundo se han interesado en su desarrollo debido a su potencial uso como una herramienta de apoyo para la rehabilitación de pacientes con discapacidades neuromotoras que se encuentran paralizados total o parcialmente. Las investigaciones se han centrado en el registro y análisis de la señal de electroencefalografía (EEG) por ser no invasivo, de fácil acceso y de bajo costo. A la fecha, se ha utilizado el registro de potenciales corticales lentos, P300 y ritmos sensorial-motores para desarrollar aplicaciones de tareas de control y de comunicación básicas, tales como control de un cursor,^{2,3} selección de letras en la pantalla de una computadora,⁴ control de una silla de ruedas,^{5,6} y control de órtesis de mano.^{7,8} Los sistemas reportados en los estudios mencionados tienen porcentajes de exactitud en la clasificación de 60 a 100%, pero han sido implementados en un reducido número de pacientes⁹⁻¹¹ o de sujetos sanos.¹²

Pfurtscheller, *et al.* han descrito que el movimiento y la imaginación de movimiento generan patrones similares de activación neuronal; también se sabe que en estas condiciones se presenta un decremento de potencia espectral del ritmo beta (14-30 Hz) y mu (8-13 Hz), cuando se comparan los dos periodos mencionados contra un periodo de referencia, y que el decremento se observa, principalmente, en los canales centrales C3 y C4, colocados sobre la corteza sensorial-motora.¹³⁻¹⁵ El decremento de potencia espectral observado al realizar dichas tareas se ha denominado desincronización relacionada a eventos.¹⁶ La imaginación es una estrategia adecuada para los pacientes paralizados y con capacidades cerebrales preservadas, ya que no pueden ejecutar movimientos de sus extremidades, pero si imaginarlos.¹⁷⁻¹⁹ Para caracterizar la señal de EEG se utilizan técnicas en el dominio del tiempo,¹ de la frecuencia²⁰⁻²² y de tiempo-frecuencia.²³

Este estudio se propuso encontrar características espectrales de la señal de EEG registrada en sujetos sanos al realizar tareas de movimiento y de imaginación de movimiento de la mano que permitan diferenciar entre la condición de mano derecha, izquierda y reposo con ojos abiertos. Las señales de EEG adquiridas durante tareas de movimiento de mano se analizaron con el objetivo de tener un

patrón de comparación y verificación con las señales registradas durante tareas de la imaginación de movimiento. Con estos registros se formó una base de datos para probar los algoritmos de clasificación y entrenamiento de un clasificador para un sistema BCI.

Además se presenta un análisis de la muestra por género y las diferencias encontradas en sus representaciones espectrales. Si se pudieran determinar características espectrales semejantes en un grupo de sujetos sería posible definir un sistema BCI con un bloque de obtención de características de fácil implementación y con una etapa de clasificación no personalizada, que estuviera optimizada para tener un porcentaje de exactitud en la clasificación óptima para un grupo poblacional que compartiera características demográficas (género, edad, educación), y después tomar estos valores para verificar su desempeño en pacientes con lesiones neuromotoras moderadas con las mismas características que el grupo de sujetos sanos.

MATERIAL Y MÉTODOS

Sujetos

Se eligió una muestra de 30 sujetos sanos de entre 21 y 30 años de edad con estudios de licenciatura en curso o titulados (media de 25.8 años y desviación estándar de 2.94). La muestra constó de 15 sujetos del género femenino y 15 del género masculino, todos diestros y con visión normal o corregida a normal. El protocolo de estudio previamente a ser aplicado fue aprobado por el Comité de Investigación y Ética del Instituto Nacional de Rehabilitación. Los participantes, antes del estudio, firmaron un consentimiento informado. También se les aplicó un cuestionario en el que negaron algún antecedente o diagnóstico de lesiones neuronales. Un experto en electrofisiología revisó los estudios para confirmar su condición neurológica. Todos los participantes obtuvieron un rendimiento normal en las subescalas de Detección de Dígitos y Detección visual, del instrumento neuropsicológico NEUROPSI Atención y Memoria, que valoran la capacidad de seguir instrucciones, la atención visual –involucra la capacidad auditiva– y de atender tareas repetidas sin distraerse con otros estímulos.²⁴ Los sujetos no tenían conocimiento previo del experimento ni entrenamiento para realizar las tareas de imaginación, las cuales se explicaron por medio de instrucciones verbales minutos antes de iniciar el registro. Todos los sujetos son de nacionalidad mexicana y al momento del estudio residían en la Ciudad de México.

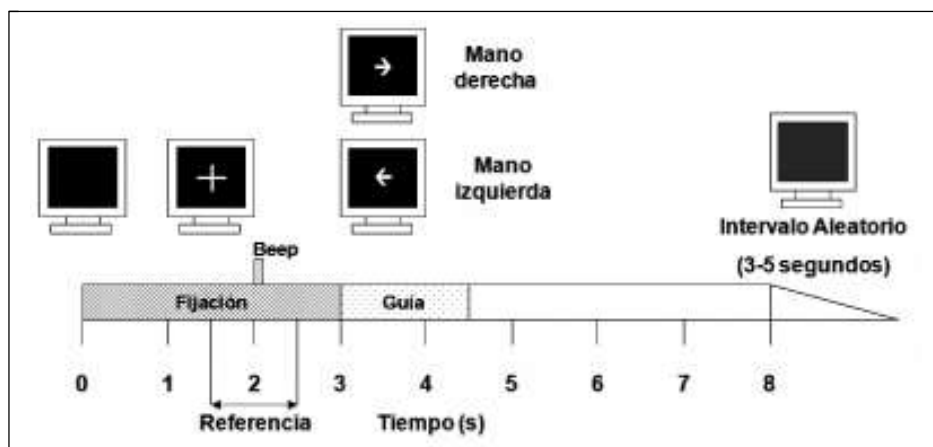


Figura 1. Línea de tiempo utilizada para los ensayos de movimiento e imaginación de movimiento de la mano.

Tarea experimental

El experimento se basó en el paradigma de Graz.²⁵ El sujeto se sentó en un sillón cómodo con descansabrazos y un monitor de computadora de 15.4" se colocó a 150 cm enfrente de él. El registro de EEG inició con un periodo de 3 min de ojos cerrados, 1 min de ojos abiertos, 1 min de ojos cerrados y 1 min de ojos abiertos, para evaluar la actividad cerebral basal del sujeto, seguido por una serie de pruebas de movimiento e imaginación de la mano. Cada prueba tiene una duración de 8 s e inicia con la presentación de una cruz en el centro del monitor, seguido de un tono auditivo de corta duración (beep) a los 2 s. A los 3 s, la cruz fue sobrepuesta con una flecha apuntando hacia la derecha o la izquierda durante 1.5 s. Dependiendo de la dirección de la flecha, el sujeto imaginó o ejecutó el movimiento continuo de abrir y cerrar de la mano derecha o izquierda, hasta que aparecía una pantalla azul de descanso sin ninguna guía visual, la cual se presentaba entre cada prueba durante un periodo aleatorio de entre 3 a 5 s, se le indicó al sujeto que en este periodo podía parpadear para descansar la vista. La prueba se repite 20 veces, apareciendo de manera aleatoria 10 veces de flecha derecha y 10 de izquierda, para evitar la habituación del sujeto. La figura 1 muestra la línea de tiempo del procedimiento empleado.

Adquisición de señales

Las señales de EEG se registraron utilizando un amplificador marca Nicolet®, modelo NicONE de 32 canales con un convertidor analógico-digital de 16 bits de resolución, empleando una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Se colocaron 22 electrodos en el cuero cabelludo de los sujetos de acuerdo con el siste-

ma internacional 10-20. La tierra y la referencia se colocaron en la línea central de la frente. Se colocaron electrodos en el borde palpebral de ambos ojos para registrar los movimientos oculares; así como en los maseteros para detectar los artefactos por movimientos de boca. Las impedancias de los electrodos se mantuvieron debajo de 5 K Ω . Además, se colocaron electrodos de EMG en los brazos del paciente (sobre el músculo flexor profundo y superficial de los dedos) para registrar el inicio del movimiento o ausencia de éste en la tarea de imaginación.

Pre-procesamiento de la señal

Las señales de EEG sin procesar y en configuración referencial fueron acondicionadas con un filtro pasabajos a 40 Hz, uno pasaltas a 1.6 Hz y con dos filtros rechazabanda de 59-61 Hz y 119-121 Hz, tipo FIR de orden 9. Se utilizó el análisis de componentes independientes (ICA) en los 22 canales de EEG para eliminar la contaminación excesiva. Por medio de una inspección visual se identificaron los componentes con artefactos oculares, musculares y de actividad cardiaca y se eliminaron para posteriormente reconstruir la señal sin artefactos. Los componentes en el curso del tiempo se compararon con los patrones de los canales de EOG y EMG para verificar si se trataba de artefactos, y además se obtuvo su representación topográfica para determinar sus orígenes fisiológicos. El procedimiento detallado que se utilizó se describe en los trabajos de Jung, *et al.*^{26,27}

Se obtuvieron los intervalos del registro de EEG correspondientes a los 10 ensayos de movimiento e imaginación de mano izquierda y 10 para mano derecha para los 30 sujetos. Todos los archivos se leyeron, pre-procesaron y procesaron utilizando el

programa Matlab® versión R2012b de Mathworks y el toolbox de licencia libre denominado Fieldtrip.²⁸

Análisis en frecuencia

Se obtuvieron las representaciones tiempo-frecuencia (RTFs) para cada una de las pruebas de movimiento e imaginación de movimiento y se promediaron para disminuir la variación entre pruebas, así se obtuvo un mapa por sujeto para cada mano en ambas tareas. Para este análisis se empleó la transformada rápida de Fourier (FFT) para calcular RTFs basadas en la convolución en frecuencia de ventanas de tiempo de tipo Hanning, desplazadas y traslapadas cada 50 ms; la longitud de las ventanas de tiempo es variable, siendo menor cuando incrementa la frecuencia. El análisis se hace de 1 a 7 s y de 1 a 30 Hz con una resolución de 0.5 Hz. Para poder visualizar y determinar cambios de potencia relacionados con el evento de movimiento, o de imaginación, en los espectros de potencia, se hizo una normalización con respecto al intervalo de referencia definido de 1.5 a 2.5 s. Después se obtuvo el promedio de las RTFs por género y para la muestra completa de 30 sujetos.

Se realizó una inspección visual de las RTFs de los 30 sujetos para identificar cambios de potencia espectral entre el periodo de referencia y el periodo activo en los canales C3 y C4. Se contabilizó como desincronización si el mapa del sujeto presentaba un descenso de potencia en alguno de los dos canales. De aquí se determinó que la mayoría de los sujetos presentan desincronización en el intervalo de 3.5 a 5.5 s y en el rango de frecuencia de alfa (8-13 Hz). Después de los 6 s se observaron incrementos de potencia en algunas de las RTFs, que en este estudio no se analizan por presentar mayor variabilidad entre sujetos.

Análisis estadístico

De las RTFs de cada sujeto se extrajeron ventanas de tiempo correspondientes a 1 s de las tareas de imaginación, movimiento y periodo de referencia, esto se realizó para los 20 canales registrados. La potencia espectral de estas ventanas de tiempo fue promediada en las frecuencias de 4 a 30 Hz en corrimientos de 0.5 Hz. Mediante la prueba no paramétrica U de Mann-Whitney se verificó si existía una diferencia estadísticamente significativa, a un nivel de confianza del 95%, entre la mediana de los promedios de cada sujeto del mismo corrimiento de frecuencia y el mismo canal entre dos tareas. Este

procedimiento se realizó, también, separando los sujetos por género.

En este análisis se realizaron ocho comparaciones:

- Movimiento de mano derecha (MOVDER) *vs.* imaginación de mano derecha (IMGDER).
- Movimiento de mano izquierda (MOVIZQ) *vs.* imaginación de mano izquierda (IMGIZQ).
- MOVDER *vs.* MOVIZQ.
- MOVDER *vs.* referencia (REF).
- MOVIZQ *vs.* REF.
- IMGDER *vs.* IMGIZQ.
- IMGDER *vs.* REF.
- IMGIZQ *vs.* REF.

El intervalo de referencia se consideró de 1.5 a 2.5 s, y para el periodo activo se realizaron corrimientos de los intervalos de tiempo, de 3.5 a 4.5 s, de 4 a 5 s, de 4.5 a 5.5 s y de 3.5 a 5.5 s, esto con el objetivo de determinar en qué segmento de tiempo había mejor discriminación entre las tareas evaluadas.

Discriminación de tareas motoras y selección de canales

Dado que para las aplicaciones BCI es indispensable utilizar un reducido número de canales para registrar la señal de EEG, pero que al mismo tiempo permita discriminar entre dos tareas, se seleccionaron un máximo de cuatro canales por frecuencia para valores de $p < 0.05$ y que estuvieran presentes en más frecuencias. La selección de canales se realizó también para los sujetos separados por género.

RESULTADOS

En el cuadro 1 se observan los resultados del análisis de las RTFs de los canales C3 y C4 de los 30 sujetos. Se muestra el número de sujetos clasificados por género que presentaron desincronización al imaginar o realizar movimiento de mano derecha o izquierda, los que no presentaron ninguna desincronización, y el porcentaje representativo del número de mujeres y hombres que presentaron desincronización en la tarea. Se puede observar que un mayor número de mujeres presentaron desincronización con respecto al número de hombres en las dos tareas. La desincronización se presenta más claramente en un número mayor de sujetos, de ambos géneros cuando realizan IMGDER en comparación con IMGIZQ. En el caso de movimiento no se observó una diferencia importante entre el número de

Cuadro 1. Número de sujetos en los que se observó desincronización en los mapas tiempo-frecuencia promedio en la banda alfa (8-13 Hz) en los canales centrales al realizar movimiento e imaginación de movimiento.

Tarea	MOVIZQ		MOVDER		IMGIZQ		IMGDER	
Canal	C3/C4		C3/C4		C3/C4		C3/C4	
Género	Masc	Fem	Masc	Fem	Masc	Fem	Masc	Fem
Alfa	7	15	8	15	7	11	10	15
Sin cambio	9	0	6	0	5	4	4	2
Porcentaje	73%		76%		60%		83%	

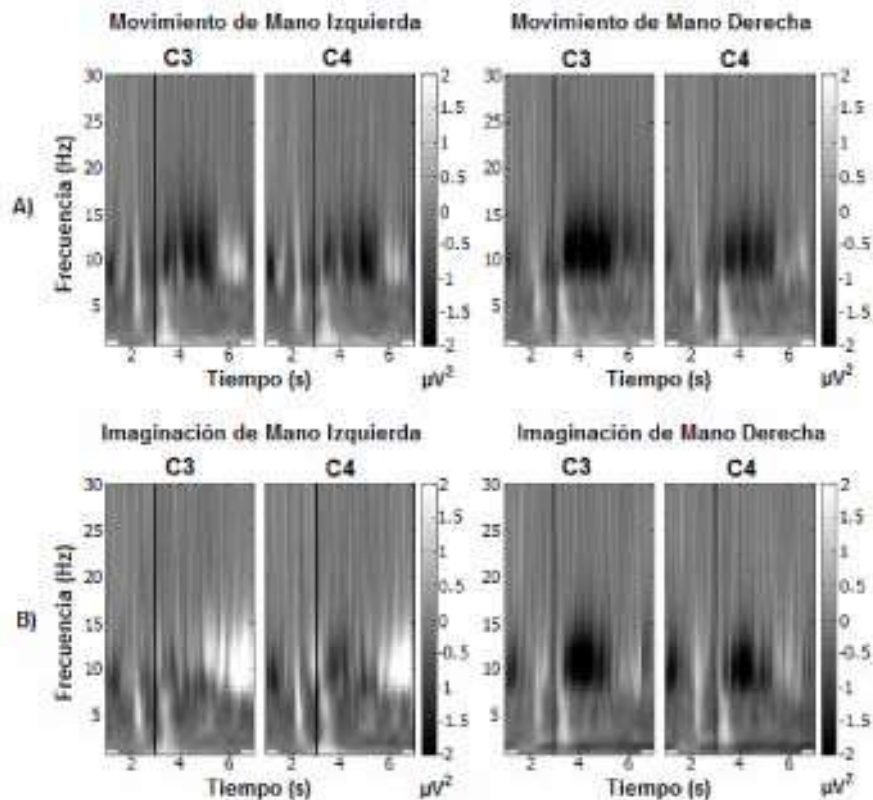


Figura 2. RTFs promedio de 30 sujetos en el intervalo de 1 a 7 s. La línea en 3 s indica el inicio de la tarea. **A.** Potencia en los canales C3 y C4 durante MOVIZQ y MOVDER. **B.** Potencia en C3 y C4 durante IMGDER e IMGIZQ. Se observa en color blanco un incremento de potencia, y en negro, un descenso de potencia (desincronización).

sujetos de ambos géneros que presentaron desincronización entre mano izquierda y mano derecha. En la figura 2 se muestran las RTFs promedio de los 30 sujetos. Se presentan los canales centrales C3 y C4 para las tareas de MOVDER, MOVIZQ, IMGDER e IMGIZQ. En ambas condiciones se observa un mayor decremento de la potencia espectral en las frecuencias del ritmo alfa, en las frecuencias de beta los cambios no son tan evidentes pero están presentes, las diferencias de potencia se observan principalmente de 3.5 a 5.5 s en ambas bandas. Tanto en MOVDER como en IMGDER se observa un mayor decremento de potencia en los canales contralaterales. Por otro lado, mientras que en IMGIZQ el cam-

bio es contralateral, en MOVIZQ el cambio se observa ipsilateral. Las RTFs para el grupo de mujeres se muestran en la figura 3, MOVIZQ genera desincronización ipsilateral tanto para alfa como para la parte baja de beta, mientras que MOVDER es contralateral; en IMGIZQ la desincronización es menor y se observa contralateral a la tarea, y para IMGDER la potencia es menor en el canal contralateral. En el género masculino la desincronización durante MOVIZQ y MOVDER, se localiza de manera bilateral en alfa principalmente; mientras que para la IMGIZQ la desincronización se observa en la región contralateral, y en la IMGDER se observa en la región ipsilateral, lo cual se observa en la figura 4.

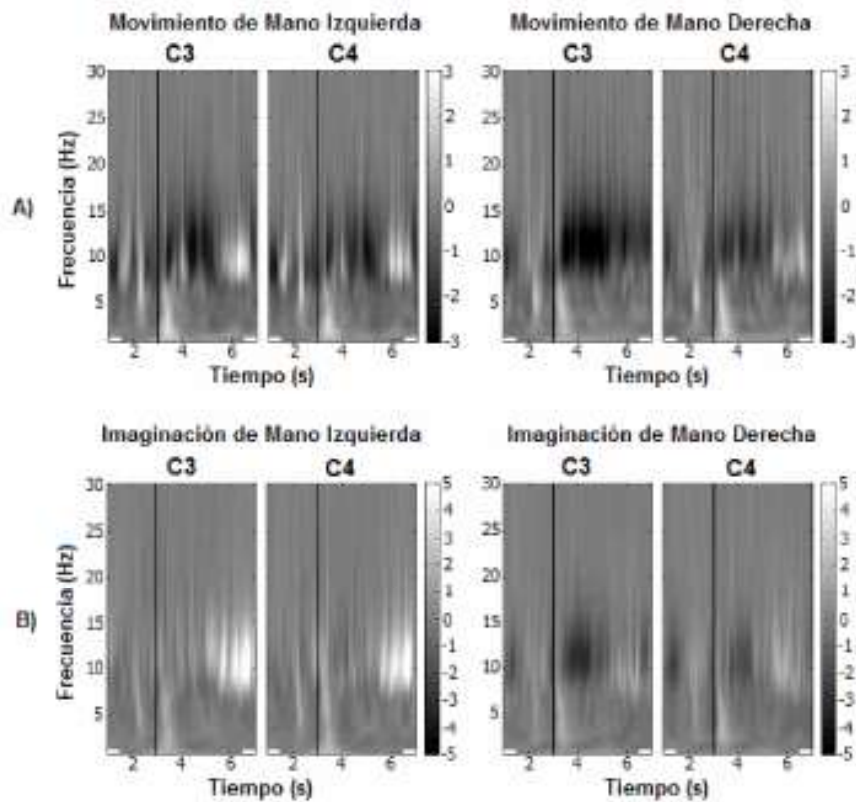


Figura 3. RTFs promedio de 15 sujetos femeninos. La línea en 3 s indica el inicio de la tarea. **A.** Potencia en los canales C3 y C4 durante MOVIZQ y MOVDER. **B.** Potencia en C3 y C4 durante IMGDER e IMGIZQ. Se observa en color blanco un incremento de potencia y, en negro, un descenso de potencia (desincronización).

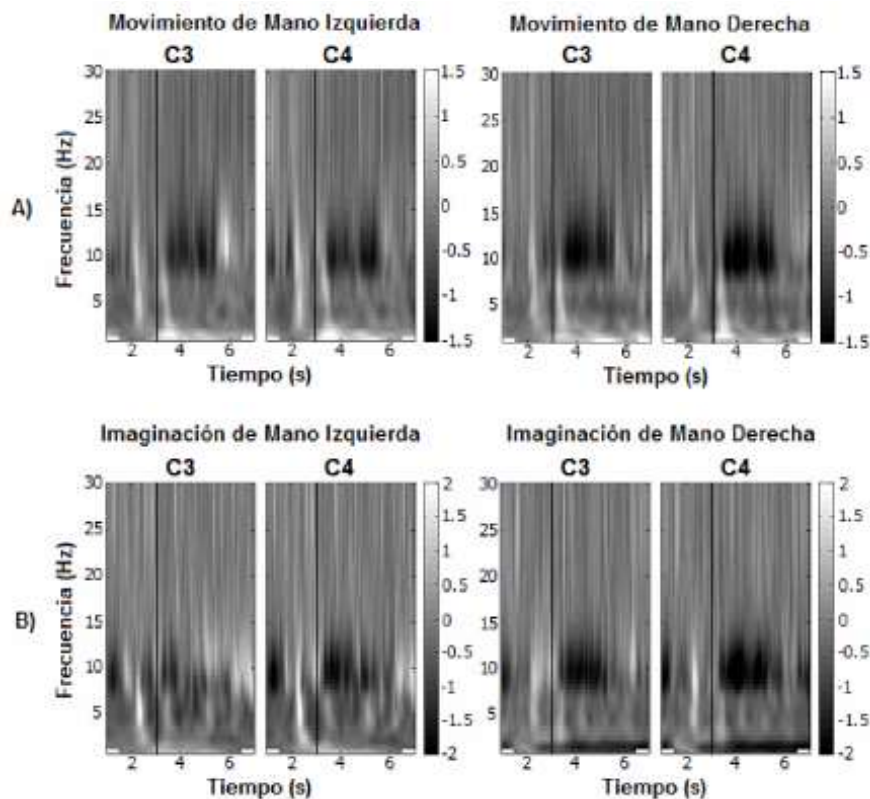


Figura 4. RTFs promedio de 15 sujetos masculinos. La línea en 3 s indica el inicio de la tarea. **A.** Potencia en los canales C3 y C4 durante MOVIZQ y MOVDER. **B.** Potencia en C3 y C4 durante IMGDER e IMGIZQ. Se observa en color blanco un incremento de potencia y, en negro, un descenso de potencia (desincronización).

En los cuadros 2, 3 y 4 se muestran los canales con diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) entre MOVIZQ, MOVDER, IMGIZQ e IMGDER por cada grupo de sujetos, y las bandas de frecuencia en las que se encontraron. Se presentan solamente las comparaciones realizadas de las potencias espectrales promedio de 3.5 a 4.5 s para dos condiciones de imaginación o movimiento y de 1.5 a 2.5 s cuando se evalúa contra el periodo de referencia,

dado que los resultados en la prueba estadística demostraron que en este intervalo se pueden diferenciar mejor las dos condiciones comparadas.

En la figura 5 se puede observar el promedio para 30 sujetos de las representaciones topográficas de la actividad registrada en cada electrodo colocado sobre la corteza cerebral, obtenidas en el intervalo de 3 a 7 s. En la figura 5A se presentan los mapas de MOVIZQ y MOVDER, separados en banda alfa y beta, en los

Cuadro 2. Canales y rangos de frecuencias significativos ($p < 0.05$) para diferenciar la imaginación de movimiento de la mano derecha vs. mano izquierda (IMGIZQ vs. IMGDER), de mano izquierda contra referencia (IMGIZQ vs. REF) y de mano derecha contra referencia (IMGDER vs. REF).

Condición	Canal	Total		Canal	Femenino		Canal	Masculino	
		Frecuencias (Hz)	Banda		Frecuencias (Hz)	Banda		Frecuencias (Hz)	Banda
IMGIZQ vs. IMGDER	T3	8.5-20.5	α, β	T3	8.0-17.5	α, β	O1	14.0-20	β
	C3	8.5-19	α, β	C3	9.0-17.5	α, β	Fz	11.0-15.5	α, β
	P3	9.0-19.5	α, β	F7	9.0-15	α, β	Pz	15.5-20	β
	T5	8.0-18	α, β	T5	9.0-16	α, β	Oz	16-20.5	β
IMGIZQ vs. REF	C4	5.0-30	θ, α, β	Cz	5.5-24.5, 26.5-30	θ, α, β	T3	4.5-6, 8-30	θ, α, β
	T3	5.0-6, 7-30	θ, α, β	F8	7.5-30	θ, α, β	C3	4.5, 5, 8-30	θ, α, β
	Cz	5.5-30	θ, α, β	P3	4, 4.5, 8-28.5	θ, α, β	Cz	4, 6.5, 7, 8.5-13.5, 14.5-30	θ, α, β
	F4	5.0-28.5	θ, α, β	C4	5.5-25.5	θ, α, β	Fp1	5, 8-30	θ, α, β
IMGDER vs. REF	C3	5.6-30	θ, α, β	T3	6.0-30	θ, α, β	F3	4.5-9, 10-30	θ, α, β
	T3	6.0-30	θ, α, β	C3	6.0, 7-28	θ, α, β	F7	6, 8, 8.5, 12-22.5, 24.5-30	θ, α, β
	T5	6.0-30	θ, α, β	P3	7.0-30	θ, α, β	Fz	4.0-17.5, 25-28.5	θ, α, β
	P3	7, 8.0-30	θ, α, β	C4	6.0, 7, 7.5, 9.5-30	θ, α, β	T5	7.0-10.5, 17-29.5	θ, α, β

Cuadro 3. Canales y rangos de frecuencias significativos ($p < 0.05$) para diferenciar el movimiento real de la mano derecha contra mano izquierda (MOVIZQ vs. MOVDER), de mano izquierda contra referencia (MOVIZQ vs. DER) y de mano derecha contra referencia (MOVDER vs. REF).

Condición	Canal	Total		Canal	Femenino		Canal	Masculino	
		Frecuencias (Hz)	Banda		Frecuencias (Hz)	Banda		Frecuencias (Hz)	Banda
MOVIZQ vs. MOVDER	Fz	9.5-13, 7-17.5, 21.5-30	α	Fp1	22.5-26.5	β	Fp1	22-29.5	β
				Oz	28.5-29.5	β			
				T3	6.5-7.5	θ	Fp2	30	β
				F7	6.5-7.6	θ			
MOVIZQ vs. REF	C4	5.0-30	θ, α, β	Cz	5.5-30	θ, α, β	T3	4.5-5.5, 6, 8-30	θ, α, β
	T3	5.0-6, 7-30	θ, α, β	F8	7.5-30	θ, α, β	C3	4.5, 5, 8-30	θ, α, β
	Cz	5.5-30	θ, α, β	P3	4, 4.5, 8-30	θ, α, β	Cz	4, 6.5, 7, 8.5-13.5, 14.5-30	θ, α, β
	F4	5.0-28.5	θ, α, β	C4	5.5-25.5	θ, α, β	Fp1	5, 8-30	θ, α, β
MOVDER vs. REF	Cz	4.5-30	θ, α, β	C3	5.0-30	θ, α, β	Cz	4.5-30	θ, α, β
	F7	4.5-30	θ, α, β	C4	5.0-30	θ, α, β	C3	5, 5.5, 9.5-29	θ, α, β
	C3	5.0-30	θ, α, β	P3	5.5-30	θ, α, β	P4	7-13.5, 15.5-30	θ, α, β
	Pz	4.6-30	θ, α, β	T3	6.0-30	θ, α, β	T3	7.0-17.5, 21.5-30	θ, α, β

Cuadro 4. Canales y rangos de frecuencias significativos ($p < 0.05$) para diferenciar la imaginación de la mano izquierda contra el movimiento real de mano izquierda (IMGIZQ vs. MOVIZQ) y la imaginación de la mano derecha contra el movimiento real de la mano derecha (IMGDER vs. MOVDER).

Condición	Total			Femenino			Masculino		
	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda	Canal	Frecuencias (Hz)	Banda
IMGIZQ vs. MOVIZQ	P3	10-20	α, β	C3	10.5-17	α, β	P3	14.5-19.5	β
	C3	10.5-20	α, β	T3	12.5-15,29-30	α, β	C3	15.5-20	β
	T3	10-19.5	α, β	F7	13-17	α, β	Cz	15.5-18.5	β
	T5	10.5-17.5	α, β	F3	10.5-14	α, β	C4	16-18	β
IMGDER vs. MOVDER	Ninguno			Fz	10.5-14	β	Ninguno		
				T4	17.5-19	β			
				F8	16.5-17.5	β			
				F4	13	α			

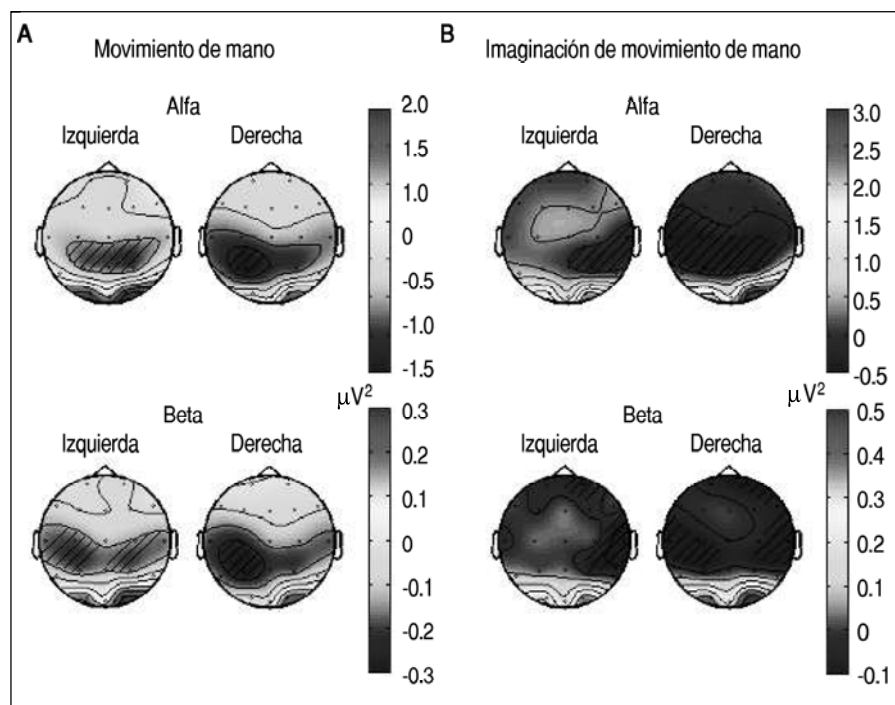


Figura 5. Representaciones topográficas del promedio de 30 sujetos. En tono oscuro (región achurada) se observa la región cerebral donde hubo una mayor disminución de potencia debido al movimiento o la imaginación de movimiento de las manos de 3 a 7 s con respecto al periodo de referencia. **A.** Potencia espectral para movimiento en el rango de frecuencias de alfa y de beta. **B.** Potencia espectral para la imaginación de movimiento en el rango de frecuencias de alfa y de beta.

cuales se nota que MOVIZQ tiene una mayor desincronización (menor potencia) en la zona central para la banda de alfa, y en la banda beta la potencia disminuye en ambos hemisferios cerebrales. Para MOVDER se observa desincronización en la región contralateral tanto para alfa como para la banda beta. En la figura 5B se presentan cambios de potencia en la tarea de IMGIZQ e IMGDER, en la representación de IMGIZQ se ve una potencia menor en el lado contralateral al movimiento imaginado, tanto para alfa, como para beta, aunque en esta última se localiza en la región temporal más que en la central. Para IMGDER la disminución de

potencia se observa bilateral en el caso de la potencia alfa y para la potencia beta también se observa en la zona frontal.

DISCUSIÓN

En el presente estudio se encontró desincronización relacionada con la imaginación de movimiento en la banda alfa en 55% de los sujetos. En el caso de IMGDER, 83% de los sujetos presenta desincronización, esto puede ser debido a que no se produce interferencia en el EEG debido a artefactos productos del movimiento de la mano o a incremento en la

potencia espectral ocasionados por otros procesos cognitivos y sensoriales derivados de este movimiento.

En un estudio similar reportado por McFarland, *et al.*²⁹ se obtienen representaciones topográficas promedio de 28 sujetos sanos, tres pacientes con lesión medular, dos con esclerosis, para establecer diferencias en frecuencia entre movimiento e imaginación de movimiento de la muñeca izquierda y derecha, su intervalo de edad es amplio, de 18 a 60 años, y no determinan diferencias entre géneros. En el presente estudio se encontró que la potencia espectral promedio en la imaginación es 120% más grande para el género femenino que para el masculino, y en caso del movimiento la diferencia es de 95%. La desincronización en la mayoría de los mapas se mostró desplazada hacia las regiones posteriores, lo cual se le atribuye a la localización de la referencia utilizada en los registros de EEG, que genera un gradiente de voltaje creciente de la región frontal hacia la occipital del cerebro. A pesar de la variabilidad inter-sujetos de las señales de EEG, en este trabajo fue posible determinar cambios de potencia espectral entre la condición de reposo y la tarea motora o de imaginación al obtener RTFs tanto individualmente como al agrupar a los sujetos por género.

Al comparar IMGDER *vs.* IMGIZQ, IMGIZQ *vs.* REF e IMGDER *vs.* REF, se encontraron diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) en canales centrales, en las frecuencias de alfa y beta, tanto en hombres, como en mujeres, lo cual nos permite confirmar que se trata de ritmo mu. Las diferencias en el ritmo mu para las condiciones de imaginación contra REF son un indicio de la realización de imaginación de movimiento por parte de los sujetos. La diferencia presentada en la actividad beta puede deberse a una actividad cognitiva derivada de la elección de imaginar el movimiento de una u otra mano, y la frecuencia con la cual se debe de realizar ese movimiento. En el caso de la diferencia entre las condiciones IMGIZQ e IMGDER se puede observar que en el género femenino se presentaron diferencias en el ritmo mu, mientras en el género masculino se presentaron diferencias en beta, de lo que se puede inferir que la actividad en mu presenta mayores similitudes en ambas condiciones para hombres que para mujeres. Con estos resultados se puede establecer que los mejores canales donde se encuentran diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$) en la potencia espectral, para las tres condiciones de imaginación, se ubican en el hemisferio izquierdo y en la zona central, lo cual puede deberse a la lateralidad diestra de todos los sujetos. Los canales Cz, C4, C3, T3

y P3 tienden a presentar diferencias recurrentes entre géneros y en las frecuencias alfa y beta, por lo que pueden ser considerados una opción para la identificación de los tres estados analizados. En el caso del género masculino hubo una mayor diferencia en los canales frontales izquierdos para todas las condiciones, mientras que en el género femenino estos canales no presentaron una diferencia significativa ($p > 0.05$).

Se encontraron pocos canales con diferencias significativas ($p < 0.05$) al comparar la potencia espectral de MOVIZQ *vs.* MOVDER. Sin embargo, en MOVDER y MOVIZQ *vs.* REF se pueden apreciar diferencias significativas ($p < 0.05$) en un mayor número de canales. Los cambios significativos en potencia en beta pueden deberse a actividad cognitiva, y en el ritmo mu pueden deberse a imaginación motora. Los canales Cz, C3 y C4, T3 y P3 son los canales que tienden a ser significativamente diferentes en el caso de MOVDER *vs.* REF y MOVIZQ *vs.* REF, los cuales son los mismos canales encontrados para el caso de imaginación de movimiento, por lo que estos canales serían una buena opción para discriminar las condiciones de imaginación de movimiento de la mano, ya que también presentan diferencias significativas ($p < 0.05$) cuando se realiza una actividad motora semejante a la que se imaginó. Tanto en la tarea de movimiento como en la de imaginación, se encontraron algunas diferencias significativas ($p < 0.05$) en las frecuencias de delta y theta, las cuales se consideran producto de artefactos oculares que no fueron eliminados en su totalidad con ICA, y a un artefacto presente entre los 3 y 4.5 s que coincide con la presentación de la guía visual, el cual se atribuye a un ajuste visual al observar cuando aparece y desaparece la flecha en la pantalla.

Al determinar diferencias significativas ($p < 0.05$) entre los canales de EEG para IMGIZQ *vs.* MOVIZQ se encontró que un mayor número de canales presenta diferencia que en el caso de IMGDER *vs.* MOVDER. Esto puede deberse a la lateralidad diestra de los sujetos, ya que la potencia espectral en los electrodos asociados a mano derecha (contralaterales) es similar. El género masculino solamente presentó diferencias en IMGIZQ mientras que en el caso del femenino se presentaron diferencias en ambas condiciones. En general, las diferencias existentes entre estas condiciones se acotan en bandas espectrales más cortas, pertenecientes a alfa y a beta; sin embargo, los valores de frecuencia no cubren el total de la banda espectral, por lo que la potencia espectral en las bandas alfa y beta tiende a ser parecida para el movimiento y la imaginación de movimiento.

Lo cual confirmaría que los sistemas de activación neuronal son similares en ambas tareas,¹⁶ y que los sujetos fueron capaces de imaginar el movimiento de las manos correctamente.

En este estudio se encontró que en algunos sujetos no se observan cambios de potencia espectral entre las condiciones de imaginación o movimiento, principalmente del género masculino, lo cual puede deberse a múltiples razones, puesto que, a pesar de que en la adquisición del EEG se definieron registros de corta duración para evitar la variación intra-sujeto en los ensayos, el registro pudo contaminarse por el estado de ánimo o las condiciones físicas en las que se encontraba el sujeto o porque no se realizó la imaginación de movimiento. Además se encontró que aunque es posible diferenciar estas tareas tomando los valores promedio de potencia espectral para los 30 sujetos, si se separan los grupos por género, los resultados para el género femenino son más consistentes con otros estudios que mencionan que la imaginación motora activa principalmente la corteza sensoriomotora y que esta actividad es posible registrarla solamente utilizando los electrodos centrales,^{25,29,30} mientras que en el grupo del género masculino los canales significativos coinciden menos entre cada comparación, lo cual podría ser un indicativo de que existe mayor variabilidad entre estos sujetos.

Los resultados muestran diferencias significativas ($p < 0.05$) en las potencias espectrales promedio por género, los cuales nos dirigen a proponer clasificadores o decodificadores para grupos demográficos que compartan ciertas características como edad, género y nivel educativo, con el objetivo de verificar si es posible aumentar el porcentaje de exactitud en la clasificación de condiciones de imaginación y movimiento, y reducir el número de sesiones de entrenamiento, y entonces implementar sistemas BCI no personalizados.³¹

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el financiamiento otorgado para la realización del proyecto con el número de registro SALUD-2012-01-180159.

Al Servicio de Electrodiagnóstico del INR por las facilidades otorgadas para la realización de los registros de EEG, en especial a la Dra. Blanca Flores Ávalos, al Dr. Héctor Brust Carmona, a la Psic. Marlene Galicia Alvarado y a la técnica Ana Laura Sánchez-Quezada. También agradecemos a los

participantes voluntarios que participaron en este trabajo.

Se declara que no existen conflictos de interés para la realización del presente proyecto y que todos los participantes dieron su consentimiento informado.

REFERENCIAS

1. Wolpaw JR, Birbaumer N, McFarland DJ, Pfurtscheller G, Vaughan T. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin Neurophysiol* 2002; 113: 767-91.
2. Farwell LA, Donchin E. Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 1988; 70: 510-23.
3. Thulasidas M, Guan C, Wu J. Robust classification of EEG signal for brain-computer interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2006; 14: 24-9.
4. Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, et al. A spelling device for the paralysed. *Nature* 1999; 398: 297-8.
5. Galán F, Nuttin M, Lew E, Ferrez PW, et al. An asynchronous and non invasive brain-actuated wheelchair. *Clin Neurophysiol* 2008; 119: 2159-69.
6. Iturrake I, Antelis JM, Andrea K, Miguez J. A Noninvasive Brain-Actuated Wheelchair Based on a P300 Neurophysiological Protocol and Automated Navigation. *IEEE Trans Robot* 2009; 25(3): 614-27.
7. Taylor D, Helms-Tillery SI, Schwartz AB. Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices. *Science* 2002; 296: 1829-32.
8. Pfurtscheller G, Müller-Putz GR, Pfurtscheller J, Rupp R. EEG-Based asynchronous BCI controls functional electrical stimulation in a tetraplegic patient. *EURASIP J Appl Sig* 2005; 3152-5.
9. Neuper C, Müller-Putz G, et al. Motor imagery and EEG-based control of spelling devices and neuroprostheses. *Prog Brain Res* 2006; 159: 393-409.
10. Heasaman JM, Scott TR, Kirkup L, Flynn RY, et al. Control of a hand grasp neuroprostheses using an electroencephalogram-triggered switch: demonstration of improvements in performance using wavepacket analysis. *Med Biol Eng Comput* 2002; 40: 588-93.
11. Pfurtscheller G, Guger C, Müller G, Krausz G, Neuper C. Brain Oscillations Control Hand Orthosis in a Tetraplegic. *Neurosci Lett* 2000; 292: 211-4.
12. Chih-Wei C, Chou-Ching KL, Ming-Shaung J. Hand Orthosis Controlled Using Brain-Computer Interface. *J Med Biol Eng* 2009; 29(5): 234-41.
13. Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neurosci Lett* 1997; 239: 65-8.
14. Pfurtscheller G, Brunner C, Schlogl A, Lopez da Silva FH. Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification of different motorimagery tasks. *Neuroimage* 2006; 31(1): 153-9.
15. Pineda JA, Allison BZ, Vankov A. The effects of self-movement observation and imagination on mu rhythms and readiness potentials (RP's): toward a brain-computer interface (BCI). *IEEE Trans Rehabil Eng* 2000; 8(2): 219-22.
16. Pfurtscheller G, Lopes da Silva FH. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clin Neurophysiol* 1999; 110: 1842-57.
17. Carmena JM, Lebedev MA, Crist RE, et al. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biol* 2003; 1: E42.

18. Neuper C, Müller GR, Küber A, et al. Clinical application of an EEG-based brain-computer interface: a case study in a patient with severe motor impairment. *Clin Neurophysiol* 2003; 114: 399-409.
19. Johnson SH, Sprehn G, Andrew SJ. Intact Motor Imagery in Chronic Upper Limb Hemiplegics: Evidence for Activity-Independent Action Representations. *J Cogn Neurosci* 2002; 14(6): 841-52.
20. Schlögl A, Lee F, Bischof H, Pfurtscheller G. Characterization of four-class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005. *J Neural Eng* 2005; 1: L14-L22.
21. Lalor EC, Kelly SP, Finucane C, et al. Steady-state VEP-based brain-computer interface control in an immersive 3D gaming environment. *EURASIP J Appl Sig P* 2005; 2005: 3156-64.
22. Gysels E, Celka P. Phase Synchronization for the Recognition of Mental Tasks in a Brain-Computer Interface. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2004; 12(4): 406-15.
23. Lemm S, Schäfer C, Curio G. Probabilistic modeling of sensorimotor mu-rhythms for classification of imaginary hand movements. *IEEE Trans Biomed Eng* 2004; 51: 1077-80.
24. Ostrosky-Solis F, Gómez-Pérez E, Ardilla A, et al. Bateria Neuropsicológica NEUROPSI Atención y Memoria, 6 a 85 años de edad. Bookstore, 2003.
25. Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proc IEEE* 2001; 89(7): 1123-34.
26. Jung TP, Makeig S, Humphries C, Lee TW, Mckeown MJ, et al. Removing Electroencephalographic Artifacts by Blind Source Separation. *Psychophysiology* 2000; 37: 163-78.
27. Makeig S, Westerfield M, Jung JP, et al. Functionally Independent Components of the Late Positive Event-Related Potential during Visual Spatial Attention. *J Neurosci* 1999; 19(7): 2665-80.
28. Oostenveld R, Fries P, Eric M, Schoffelen JM. Field Trip: Open Source Software for Advanced Analysis of MEG, EEG, and Invasive Electrophysiological Data. *Comput Intell Neurosci* 2011; 2011: 9.
29. McFarland DJ, Miner LA, Vaughan TM, Wolpaw JR. Mu and Beta Rhythm Topographies During Motor Imagery and Actual Movements. *Brain Topogr* 2000; 12(3): 177-86.
30. Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, et al. The thought translation device (TTD). *IEEE Trans Rehabil Eng* 2000; 8: 190-3.
31. Fazli S, Popescu F, Danóczy M, Blankertz B, Müller KR, Grozea C. Subject-independent mental state classification in single trials. *Neural Net* 2009; 22(9): 1305-12.

Reimpresos:

Josefina Gutiérrez-Martínez

Calz. México-Xochimilco, Núm. 289

Col. Arenal de Guadalupe

14389, México, D.F.

Tel.: 5999-1000, Ext. 19007

Correo electrónico: jgutierrez@inr.gob.mx

Recibido el 20 de febrero 2013.

Aceptado el 4 de julio 2013.