

TRABAJO FINAL INTEGRADOR

ESPECIALIZACIÓN EN INGENIERÍA EN  
SISTEMAS DE INFORMACIÓN

**Título:**

**“Estado del arte en interfaces BCI”**

Autor: Federico Ariel Marinzalda

Tutor: Nahuel González

Buenos Aires – diciembre 2021



# RESUMEN

Una persona con discapacidad es aquella que posee problemas en funciones corporales o dificultades para realizar actividades o involucrarse en situaciones vitales que, al interactuar con diversas barreras, puedan impedir su participación plena y efectiva con la sociedad, en igualdad de condiciones con los demás. Esas barreras limitan a las personas con discapacidad en sus oportunidades al acceso a la educación, salud y trabajo. En Argentina hay una prevalencia de personas con dificultades del 10,2%, de los cuales el 48,8% posee alguna dificultad motora. Esta discapacidad puede provocarse por enfermedades como la esclerosis lateral amiotrófica y el síndrome de enclaustramiento, que reducen la tonalidad muscular y provocan movimientos involuntarios. Las personas con dichas patologías no pueden utilizar eficazmente tecnologías de apoyo más convencionales (teclados, pulsadores o mouse adaptados), por lo que las tecnologías basadas en interfaces cerebro-computadora ganaron relevante interés como solución a dichos pacientes. En este trabajo se analizan características de diversas interfaces basadas en diferentes técnicas de extracción de señales cerebrales y su aplicación en productos destinados a personas que son motivo de este estudio. También se enumeran diferentes algoritmos que permitan mejorar la utilización de estos diseños. A partir de las revisiones realizadas, se determinan las características más importantes a considerar en el desarrollo de una interfaz cerebro-computadora y las áreas de vacancia existentes en el campo de investigación. Se observa una escasa línea de profundización de artículos que prueben interfaces con pacientes, así como una proporción significativamente mayor de investigaciones realizadas en países centrales (EEUU, China, Alemania, por ejemplo) por sobre países periféricos (Argentina y el resto de América Latina, por ejemplo). Para atender las necesidades del potencial usuario final, la interfaz debe diseñarse enfocándose en sus necesidades de modo de obtener un producto que le mejore su calidad de vida. Como trabajo futuro, se propone el diseño de una interfaz cerebro-computadora, verificando su usabilidad con personas con esclerosis lateral amiotrófica o síndrome de enclaustramiento en Argentina.

**Palabras clave:** interfaces cerebro-computadora, P300, potenciales relacionados a eventos, imagen motora, esclerosis lateral amiotrófica, síndrome de enclaustramiento, discapacidad, espectroscopía de infrarrojo cercano, potenciales visuales de estado estable, potenciales corticales lentos, imagen de resonancia magnética funcional



# ABSTRACT

A person with a disability is one who has problems in body functions or experiences difficulties in executing activities or in involvement in life situations that, by interacting with several barriers, may prevent their full and effective participation with society, on equal terms with others. These barriers limit these people in their opportunities to access education, health and work. In Argentina there is a prevalence of people with impairments of 10.2%, of which 48.8% have some motor impairment. This disability can be caused by diseases such as amyotrophic lateral sclerosis and locked-in syndrome, which reduce muscle tone and cause involuntary movements. People with these pathologies cannot effectively use conventional assistive technologies (like adapted keyboards, switches or mice), so technologies based on brain-computer interfaces have gained relevant interest as a solution for these patients. In this work, characteristics of various interfaces based on different techniques of neural activity extraction and their application in products intended for people targeted in this study are analyzed. Different algorithms developed to improve the use of these interfaces are also listed. From the reviews carried out, the most important characteristics to consider in the development of a brain-computer interface and the existing vacancy areas in the research field are determined. There is scarce research on testing interfaces with patients, as well as a significantly higher proportion of investigations carried out in central countries (USA, China, Germany, for example) over peripheral countries (Argentina and the rest of Latin America, for instance). To meet the needs of the potential end-users, the interface must be designed focusing on their needs in order to obtain a product that improves their quality of life. As future work, the design of a brain-computer interface is proposed, verifying its usability with people with amyotrophic lateral sclerosis or locked-in syndrome in Argentina.

**Keywords:** Brain-Computer Interfaces, P300, Event-related Potentials, Motor Imagery, Amyotrophic Lateral Sclerosis, Locked-in Syndrome, Disabilities, Near-infrared Spectroscopy, Steady-State Visual Evoked Potentials, Slow Cortical Potentials, Functional Magnetic Resonance Imaging



# ÍNDICE

ÍNDICE.....	vii
ÍNDICE DE FIGURAS .....	ix
ÍNDICE DE TABLAS .....	xi
NOMENCLATURA .....	xiii
GLOSARIO .....	xv
1. INTRODUCCIÓN.....	1
2. NATURALEZA DE LA INVESTIGACIÓN .....	3
2.1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA .....	3
2.2. OBJETIVO GENERAL.....	4
2.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	4
2.4. METODOLOGÍA.....	4
3. ESTADO DE LA CUESTIÓN.....	7
3.1. BASADOS EN P300.....	7
3.1.1. APLICACIONES DE APOYO A DISCAPACIDADES MOTORAS .....	8
3.1.2. OTRAS APLICACIONES Y OPTIMIZACIONES DE LA INTERFAZ.....	19
3.2. BASADOS EN IMAGEN MOTORA .....	21
3.2.1. APLICACIONES DE APOYO A DISCAPACIDADES MOTORAS .....	22
3.2.2. OTRAS APLICACIONES Y OPTIMIZACIONES DE LA INTERFAZ.....	31
3.3. OTRAS TÉCNICAS DE DETECCIÓN .....	38
3.3.1. POTENCIALES VISUALES DE ESTADO ESTABLE (PVEE).....	40
3.3.2. POTENCIALES CORTICALES LENTOS (PCL) .....	44
3.3.3. ESPECTROSCOPÍA DEL INFRARROJO CERCANO (EIC) .....	47
3.3.4. IMAGEN DE RESONANCIA MAGNÉTICA FUNCIONAL (IRMF) .....	49
3.4. ÁREAS DE VACANCIA .....	51
4. CONCLUSIONES .....	53
4.1. RESULTADOS .....	53
4.2. FUTURAS LÍNEAS DE TRABAJO .....	54
BIBLIOGRAFÍA.....	55



# ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: VARIEDAD DE COMUNICACIONES. ....	9
FIGURA 2: ESTILOS DE PARADIGMAS UTILIZADOS. ....	9
FIGURA 3: PARADIGMA DE CUATRO OPCIONES BASADO EN P300. ....	10
FIGURA 4: MATRICES DE BRAIN PAINTING Y DELETREO. ....	13
FIGURA 5: MATRIZ DE BRAIN PAINTING CON ESTÍMULOS POR CARAS. ....	14
FIGURA 6: CORRELACIÓN ENTRE NIVEL DE CONTROL Y CANTIDAD DE SESIONES. ....	15
FIGURA 7: MENÚ DE SEGUNDA VERSIÓN DE BRAIN PAINTING. ....	16
FIGURA 8: INTERFAZ DE USUARIO DE SEGUNDA VERSIÓN DE BRAIN PAINTING. ....	16
FIGURA 9: CARTULINA DE ASISTENCIA PARA UTILIZACIÓN DE DELETREADOR ICC EN PERSONAS CON AFASIA. ....	17
FIGURA 10: MATRIZ DE SÍLABAS HIRAGANA EN DELETREADOR ICC. ....	18
FIGURA 11: BRAZO ROBÓTICO HAPTIC KNOB. ....	24
FIGURA 12: ORTESIS REOGO. ....	26
FIGURA 13: PARADIGMA DE SILLA DE RUEDAS CONTROLADA POR IM. ....	28
FIGURA 14: INTERFAZ DE JUEGO BASADA EN IM. ....	29
FIGURA 15: INTERFAZ DE MANOS VIRTUALES. ....	33
FIGURA 16: SILLA DE RUEDAS CONTROLADA POR UNA ICC BASADA EN PVEE. ....	41
FIGURA 17: PARADIGMA DE FUNCIONAMIENTO DEL DELETREADOR DE PRESENTACIÓN VISUAL SERIAL RÁPIDA TRIPLE BASADA EN PVEE. ....	43
FIGURA 18: MOVIMIENTOS POSIBLES EN PARADIGMA HÍBRIDO IM-PVEE. ....	44
FIGURA 19: TRAZA PROMEDIO DE PCL. ....	46
FIGURA 20: CONTROL DE 4 DIRECCIONES DE MOVIMIENTO MEDIANTE EEG Y EIC. ....	48
FIGURA 21: ESTUDIOS DE ICC DISPONIBLES EN PUBMED. ....	52



# ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1: EFECTIVIDAD DE PARADIGMAS EN LA ETAPA DE CALIBRACIÓN.....	10
TABLA 2: EFICIENCIA DEL USO DE LA ICC .....	11
TABLA 3: PRINCIPIOS Y ETAPAS DEL DCU Y SU APLICACIÓN AL DESARROLLO DE UNA TECNOLOGÍA DE APOYO ICC .....	12
TABLA 4: EFECTIVIDAD Y EFICIENCIA EN DELETREO Y EN PINTADO PARA CADA USUARIO.....	14
TABLA 5: EVOLUCIÓN DE CAPACIDAD DE MOVIMIENTO.....	23
TABLA 6: EFECTIVIDAD DE REHABILITACIÓN.....	25



# NOMENCLATURA

ACV .....	accidente cerebro vascular
CAA .....	comunicación aumentativa y alternativa
DCU.....	diseño centrado en el usuario
EEG .....	electroencefalograma
EIC.....	espectroscopía de infrarrojo cercano
ELA.....	esclerosis lateral amiotrófica
EOG.....	electrooculograma
ICC .....	interfaz cerebro-computadora
IM .....	imagen motora
IRMF .....	imagen de resonancia magnética funcional
NASA TLX .....	índice NASA de carga de tarea
PCL.....	potenciales corticales lentos
PRE.....	potencial relacionado a eventos
PV .....	potenciales visuales
PVEE .....	potenciales visuales de estado estable
PVT .....	potenciales visuales transitivos
SE.....	síndrome de enclaustramiento
SET .....	síndrome de enclaustramiento total
TTI.....	tasa de transferencia de información
U .....	utilidad



# GLOSARIO

- afasia:** trastorno causado por lesiones en las partes del cerebro que controlan el lenguaje
- análisis de discriminante lineal:** método de clasificación supervisado de variable cualitativas para la clasificación de nuevos datos en grupos o clases ya conocidos
- aprendibilidad:** capacidad de un producto software de permitir al usuario aprender su forma de uso
- artefacto:** en sistemas ICC, señales no deseadas que afectan el rendimiento de dicho sistema
- deficiencias:** problemas en las funciones o estructuras corporales tales como una desviación significativa o una pérdida
- desorden de conciencia:** diagnóstico de una persona con conocimiento alterado de sí mismo o de su entorno debido a una condición médica, generalmente causado por lesiones cerebrales graves
- diferencia de nivel interaural:** diferencia de energía con la que un sonido llega a cada oído de una persona debida al efecto sombra de la cabeza, que se hace significativa para frecuencias superiores a 1500 Hz
- diferencia de tiempo interaural:** diferencia de tiempo de llegada de un sonido a cada oído de una persona
- efectividad:** en referencia a la usabilidad, el nivel de precisión y completitud de una tarea por parte de un usuario
- eficiencia:** en referencia a la usabilidad, la relación entre el tiempo empleado para realizar una tarea y la efectividad conseguida
- electroencefalograma:** examen que sirve para medir la actividad eléctrica del cerebro
- ensamble celular:** grupo de neuronas que se activan simultáneamente al excitarse una de las neuronas constituyentes, trabajando como una unidad funciona
- escala de Fugl-Meyer:** escala específica del ACV, basada en la medición del déficit del funcionamiento, diseñada con el objetivo de medir el déficit motor, así como del equilibrio, la sensibilidad y el estado de las articulaciones en pacientes que presentan hemiplejía
- esclerosis lateral amiotrófica:** enfermedad neurodegenerativa progresiva que afecta a las células nerviosas del cerebro y de la médula espinal
- espectroscopía del infrarrojo cercano:** técnica que utiliza luz del rango cercano al infrarrojo para determinar la oxigenación del cerebro
- hemiplejía:** pérdida total de la capacidad de movilidad voluntaria en la mitad del cuerpo
- imagen de resonancia magnética funcional ..... :** técnica que detecta cambios en el volumen de sangre cerebral local, flujo sanguíneo cerebral y niveles de oxigenación durante la actividad neural en términos de campos electromagnéticos
- imagen motora:** técnica que modula la amplitud del ritmo sensoriomotor de modo de detectar cambios transitivos del electroencefalograma al imaginar un movimiento
- imagen motora cinestésica:** recreación cognitiva de las sensaciones de movimiento
- intracortical:** situado dentro de la corteza cerebral
- ipsilesional:** del mismo lado de la lesión
- machine learning:** algoritmos capaces de generalizar comportamientos a partir de información suministrada en forma de ejemplos
- máquina de soporte vectorial:** algoritmo de aprendizaje automático supervisado que mediante un conjunto de funciones matemáticas permite predecir datos o clasificarlos entre dos o más clases
- nivel de chance:** efectividad que lograría un clasificador al asociar muestras aleatoriamente a una determinada clase
- patrón de espacio común:** procedimiento matemático que transforma datos de entrada en una salida con una varianza óptima para la discriminación entre clases

**pontina:** relacionada con la protuberancia (parte del sistema nervioso central localizada en la base del cerebro)

**potenciales corticales lentos:** cambios lentos de voltaje en el electroencefalograma que pueden durar uno o varios segundos

**potenciales relacionados a eventos:** respuestas del cerebro ligadas directamente a eventos motores, cognitivos o sensoriales

**potenciales visuales:** modulaciones de actividad cerebral que ocurren en la corteza visual luego de recibir un estímulo

**potenciales visuales de estado estable:** potenciales visuales ocasionados por un estímulo a una frecuencia superior a 6 Hz

**potenciales visuales transitivos:** potenciales visuales ocasionados por un estímulo a una frecuencia inferior a 6 Hz

**ritmo sensoriomotor:** oscilaciones en la actividad cerebral dentro del rango de 7 Hz a 30 Hz

**satisfacción:** en referencia a la usabilidad, el nivel de comodidad y aceptación del producto por parte del usuario

**síndrome de enclaustramiento:** cuadro clínico caracterizado por lesiones pontinas, que provoca tetraplejía y parálisis de nervios craneales

**sistema talamocortical:** conjunto de fibras que conectan al tálamo con la corteza cerebral

**usabilidad:** grado en que un producto puede ser usado por usuarios específicos para lograr objetivos específicos con efectividad, eficiencia y satisfacción en un contexto de uso determinado

**voxel:** pixel tridimensional

# 1. INTRODUCCIÓN

La Organización Mundial de la Salud y Organización Panamericana de la Salud (OMS y OPS) definen a la discapacidad como un término que engloba “deficiencias: problemas en las funciones o estructuras corporales . . . ; limitaciones en la actividad: dificultades que un individuo puede tener en el desempeño de una actividad; restricciones en la participación: problemas que un individuo puede experimentar al involucrarse en situaciones vitales” (2001, p. 14). Según la Organización de las Naciones Unidas (ONU), una persona con discapacidad es aquella que posea “deficiencias físicas, mentales, intelectuales o sensoriales a largo plazo que, al interactuar con diversas barreras, puedan impedir su participación plena y efectiva con la sociedad, en igualdad de condiciones con los demás” (2006, p. 4).

Esas barreras pueden estar relacionadas a aspectos físicos, edilicios o arquitectónicos como así también culturales, sociales, ideológicas y comunicacionales, que limitan a las personas con discapacidad en sus oportunidades al acceso a la educación, salud y trabajo, entre otras actividades (González, 2017).

Según el estudio realizado por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC, 2018), en la Argentina hay una prevalencia de población con dificultad del 10,2%. De ellos,

... el 48,8% indica tener dificultad motora. Esta población está conformada en un 61,1% por quienes manifiestan tener dificultad solo motora inferior (para caminar o subir escaleras); en segundo lugar se encuentran quienes tienen dificultad motora superior e inferior (16,5%) y, en último término, un 12,4% expresa tener dificultad solo superior (para agarrar objetos con sus manos o brazos) (INDEC, 2018, p. 51).

Se focaliza sobre esta discapacidad ya que son potenciales usuarios de las interfaces que son de interés para este trabajo. En esta instancia, se priorizarán patologías como el síndrome de enclaustramiento y la esclerosis lateral amiotrófica.

Posner, Plum, Saper y Schiff (2007) definen como síndrome de enclaustramiento o síndrome locked-in (SE) al cuadro clínico caracterizado por lesiones pontinas (p. 363). Provoca tetraplejía y parálisis de nervios craneales, pero el paciente preserva la conciencia (Barriga y Charris, 2012, p. 45).

Existen tres tipos de SE: clásica, cuando la persona solo puede mover sus ojos; incompleta, si el paciente es capaz de realizar movimientos de otras partes del cuerpo; y total (SET), en el caso de inmovilidad total, incluso de los ojos (Bauer, Gerstenbrand y Rumpl, 1979, p. 77).

Maiese (2018) indica que “la función mental no está afectada . . . ; sin embargo, los pacientes suelen estar muy deprimidos y pueden necesitar ayuda psicológica”.

El estudio de Posner et al. (2007) señala que un 78% de las personas puede emitir sonidos, mientras que el 65,8% puede comunicarse con o sin asistencia técnica (p. 364). Esa asistencia suele tratarse de “un dispositivo de introducción de datos a una computadora controlado por

los movimientos oculares” (Maiese, 2018). Sin embargo, el mismo autor indica que “estos métodos son extenuantes y lentos; así pues, se están desarrollando otros métodos usando electrodos . . . que pueden detectar señales eléctricas producidas por células nerviosas. Estas señales se envían a un ordenador y son procesadas”. Estos métodos son de interés para el trabajo y serán detallados en la sección 3.

La esclerosis lateral amiotrófica (ELA) “es una enfermedad neurodegenerativa progresiva que afecta a las células nerviosas del cerebro y de la médula espinal” (ALS Association, s. f.). National Institute of Neurological Disorders and Stroke (NINDS , 2017) indica que pertenece a un grupo de trastornos de las neuronas motoras, encargadas de la comunicación entre el cerebro y los músculos voluntarios, los cuales comienzan a contraerse y degradarse, hasta que el cerebro pierde la capacidad de controlar los movimientos voluntarios.

Al evolucionar esta patología, “los músculos de la boca y la garganta que controlan el habla . . . pierden fuerza al transcurrir el tiempo” (Asociación de la Distrofia Muscular [MDA], 2010, p. 7). ALS Association (s. f.) agrega que “aproximadamente el 75% de los diagnosticados con ALS necesitarán alguna ayuda para comunicarse efectivamente”. En la etapa temprana el habla es casi normal, permitiendo grabar lo que se habla para luego ser reproducido por computadora (MDA, 2010, p. 7). Luego, al surgir los problemas en el habla, se recomienda a los pacientes la utilización de sistemas de comunicación aumentativa y alternativa (CAA), tal como establece Dynavox (s. f.).

Los sistemas CAA incluyen “todas las modalidades de comunicación . . . utilizadas para expresar pensamientos, necesidades, deseos e ideas” (American Speech-Language-Hearing Association [ASHA], s. f.). Pueden dividirse en dos grupos: sin ayuda, que no poseen salida por voz ni utilizan equipos electrónicos (ejemplos: tableros de comunicación); y con ayuda, que son aquellos dispositivos electrónicos que pueden contar con salida de voz.

Según Beukelman, Fager y Nordness (2011), las tecnologías de interfaces cerebro-computadora (ICC o BCI, por sus siglas en inglés) han ganado relevante interés en la investigación de soluciones para pacientes con ELA o SE (p. 4). En la sección se hace foco sobre las características de estas interfaces.

Este trabajo busca caracterizar las técnicas actuales para la detección de potenciales evocados visuales y su procesamiento en ICC. Con el fin de cumplimentar este objetivo, primero se describirán las diferentes técnicas de extracción de señales cerebrales (sección 2). Luego, se evalúan las diversas aplicaciones ICC, enumerando sus ventajas y desventajas (sección 3). Por último, se indican las conclusiones con las futuras líneas de trabajo (sección 4).

## 2. NATURALEZA DE LA INVESTIGACIÓN

En esta sección se describe la importancia del tema objeto de estudio y se definen tanto los objetivos como la metodología de trabajo. Para ello, primero se detalla la definición del problema abordado (sección 2.1). Luego, se define el objetivo general de la investigación (sección 2.2), a partir del cual se desprenden los objetivos específicos (sección 2.3). Por último, se describe la metodología a aplicar para el desarrollo de la investigación (sección 2.4).

### 2.1. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

Las ICC utilizan señales neuropsicológicas originadas en el cerebro para activar o desactivar dispositivos o computadoras (Birbaumer y Cohen, 2007, p. 621). Gerven et al. (2009) señala que “cualquier diseño de ICC debe lograr extraer las características de las señales cerebrales causadas por un estado o proceso mental” (p. 3). Estas características o tipos de respuestas pueden agruparse en evocados e inducidos.

Adjamian (2014) explica que las respuestas evocadas aparecen luego de iniciado un estímulo y se caracteriza porque la demora entre dicho estímulo y la señal generada es constante. La energía evocada puede obtenerse promediando muestras para mejorar la relación de señal a ruido (p. 7). Algunos tipos de estos potenciales son:

- Potenciales visuales (PV): modulaciones de actividad cerebral que ocurren en la corteza visual luego de recibir un estímulo (Galloway, 1990). Según la frecuencia del estímulo, pueden clasificarse en transitivos (PVT) si es menor a 6 Hz, y de estado estable (PVEE) si es mayor a dicha frecuencia.
- Potenciales relacionados a eventos (PRE): son respuestas del cerebro ligadas directamente a eventos motores, cognitivos o sensoriales (Luck, 2014). Un ejemplo de PRE es el P300, cuya particularidad es que estas respuestas se manifiestan por electroencefalograma (EEG) 300 ms después de un estímulo extraño, que es aquel que no ocurre con la frecuencia de los otros estímulos (Donchin y Smith, 1970).
- Potenciales corticales lentos (PCL): Nicolas-Alonso y Gomez-Gil (2012) los definen como cambios lentos de voltaje en el EEG que pueden durar uno o varios segundos. Su frecuencia es menor a 1 Hz (p. 1223).

Las respuestas inducidas son “las modulaciones de la actividad cerebral que ocurre debido a un estímulo o evento interno o externo, que se prolonga durante la ocurrencia de dicho evento” (Adjamian, 2014, p. 8). Tienen la característica de que la demora entre el estímulo y la respuesta varía entre distintos ensayos, haciendo que el cálculo de un promedio de esos ensayos no sea efectivo. Para su medición, primero se aplica una descomposición frecuencia-tiempo a cada muestra.

- Espectroscopía del infrarrojo cercano (EIC): “técnica que utiliza luz del rango cercano al infrarrojo para determinar la oxigenación del cerebro, el flujo sanguíneo y el estado metabólico de regiones localizadas del cerebro” (Birbaumer & Cohen, 2007, p. 633).

- Ritmo sensoriomotor (RSM): oscilaciones en la actividad cerebral dentro del rango 7-30 Hz (Nicolas-Alonso & Gomez-Gil, 2012, p. 1225). Jeannerod (1995) menciona que la amplitud de las señales de estos ritmos varían al existir una actividad cerebral relacionada al movimiento, aunque éste no se manifieste (p. 1419), mientras que Pfurtscheller y Neuper (2001) agregan que es posible tomar cambios transitivos del EEG al imaginar diferentes movimientos (p. 1123). Esa técnica se conoce como imagen motora (IM), la cual permite modular la amplitud del RSM. Estos ritmos pueden soportar dos tipos de modulaciones de amplitud: sincronización relacionada a eventos (SRE), referida a un aumento de la amplitud; y desincronización relacionada a eventos (DRE), que involucra una reducción de esa amplitud (Pfurtscheller y Neuper, 2001, p. 1124).
- Imagen de resonancia magnética funcional (IRMf): “técnica que detecta cambios en el volumen de sangre cerebral local, flujo sanguíneo cerebral y niveles de oxigenación durante la actividad neural en términos de campos electromagnéticos” (Nicolas-Alonso y Gomez-Gil, 2012, p. 1220). Lee, Ryu, Jolesz, Cho y Yoo (2009) indican que esta metodología se utiliza para medir señales dependientes del nivel de oxigenación de la sangre, ya que existe una correlación de la misma con la actividad cerebral (p. 1).

## 2.2. OBJETIVO GENERAL

Teniendo en cuenta lo expuesto en la Introducción y en la sección 2.1, en este trabajo se propone identificar y caracterizar técnicas actuales para la detección de potenciales evocados visuales y su procesamiento.

## 2.3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

Como objetivos particulares que se pretenden alcanzar, se definen los siguientes:

- Clasificar ventajas y desventajas de diversas aplicaciones BCI en la bibliografía actual.
- Comparar técnicas de detección de señales cerebrales.
- Analizar implementaciones en países centrales (EEUU, China, Alemania, por ejemplo) y periféricos (Argentina y el resto de América Latina, por ejemplo).

## 2.4. METODOLOGÍA

El método de búsqueda que se aplica en este trabajo consiste en la exploración y selección bibliográfica en inglés de los últimos 10 años en diversos repositorios reconocidos (tales como IEEE Xplore, ACM Digital Library, Elsevier, Scencedirect, PubMed y Google Scholar), de modo

de analizar investigaciones realizadas en países centrales (EEUU, Europa Central, China, Japón) y periféricos, y clasificar ventajas y desventajas de cada solución propuesta en esos trabajos.

La estrategia de búsqueda se basa en combinar los descriptores que se detallan a continuación, combinándolos con términos booleanos Y / O.

- brain computer interface
- p300
- bci algorithms
- motor imagery
- fMRI
- NIRS
- slow cortical potentials
- SSVEP
- locked in
- als



## 3. ESTADO DE LA CUESTIÓN

En este capítulo se expande sobre la problemática a tratar, caracterizando distintos tipos de sistemas ICC. Se analizarán las características y ventajas de aplicaciones ICC basadas principalmente en potenciales P300 (sección 3.1) e imagen motora (sección 3.2). Además, se enumeran otros diseños que se basan en las técnicas de tomas de señales cerebrales (sección 3.3). Por último, se determinan las áreas de vacancia existentes en el campo (sección 3.4).

### 3.1. BASADOS EN P300

Los potenciales relacionados a eventos son un tipo de respuestas cerebrales evocadas causadas por la presencia de un proceso de activación de señales neuronales (definido como estado mental) que están ligadas directamente a eventos motores, cognitivos o sensoriales (Luck, 2014). Un ejemplo de los mismos es el potencial P300 que se trata de una respuesta que se manifiesta por encefalograma (EEG) 300 ms después de un estímulo poco frecuente, es decir, de aparición esporádica (Donchin & Smith, 1970).

Es posible clasificar las técnicas de detección de potenciales P300 a partir del tipo de estímulo que evocar dicho potencial, el cual puede presentarse en forma visual, auditiva o vibrotáctil (estímulos recibidos en forma de vibraciones). Las aplicaciones que utilizan los estímulos visuales para evocar potenciales P300 suelen presentarse en una pantalla ubicada a una distancia adecuada para el usuario. Las mismas utilizan una interfaz gráfica que permite distribuir las opciones que se desean mostrar al usuario final de distintas maneras, según sea necesario. Una característica de los sistemas P300 visuales es la evocación de estímulos a través del uso del contraste entre colores, siendo habitual el uso de interfaces con pocos colores muy diferenciados, blanco y negro por lo general, así también mediante resaltes de opciones a elegir de modo de poder ser identificada fácilmente por el usuario del sistema ICC.

El método de detección visual puede no resultar adecuado para personas con SE, que son potenciales usuario objeto de este estudio, debido a que tienen visión comprometida, pero no tienen mayores inconvenientes en usar aquellos sistemas de detección auditiva (Nijboer et al., 2008). Halder, Käthner et al., (2016) agregan que los dispositivos de detección auditiva son “una alternativa para pacientes con un reducido control de la mirada provocado por daños neurológicos, impidiéndole a la persona enfocar su atención visual a estímulos” (p. 2). En este método la simulación de recepción de sonidos en diferentes direcciones a través de las diferencias de tiempo y nivel interaurales es lo que permite la utilización del sistema para que la persona escoja una determina opción.

De acuerdo a los estudios realizados por Brunner et al. (2010), Lewis y Rushanan (2007) y Ramos Murguialday et al. (2011), se determina que aquellos pacientes con pérdida parcial o total de las funciones visuales o auditivas estarán imposibilitados a utilizar eficazmente sistemas ICC basados en esos métodos de detección. En esos casos Han et al. (2020) establecen que las interfaces basadas en métodos de detección táctiles como una alternativa para brindarles la capacidad de comunicarse, los cuales usan estímulos táctiles generados

mecánica o eléctricamente a una determinada parte del cuerpo. Un ejemplo de ellos son los basados en detección de P300 mediante la modalidad vibrotáctil o somatosensorial, investigados en primera instancia por Brouwer y Van Erp (2010), tomando estímulos generados en la cintura. Los autores agregan que este método posee las ventajas de permitirle a una persona sin dificultades visuales observar y escuchar su entorno en vez de observar el estímulo necesario para hacer funcionar la aplicación y de que el estímulo no será percibido por terceros, sino que solamente el usuario notará dicho estímulo. Por otro lado, Han et al. (2020) demuestra la factibilidad de los métodos vibrotáctiles mediante una investigación realizada con 10 pacientes sin patologías en la que se logra una efectividad promedio de un 79%.

A continuación, se presentan y analizan diferentes aplicaciones de interfaces cerebro computadora basadas en P300 destinadas a personas con las patologías que son de interés en este estudio (sección 3.1.1) y otros estudios desarrollados para optimizar y brindar mejores efectividades de clasificación y menores costos computacionales al sistema (sección 3.1.2).

### 3.1.1. Aplicaciones de apoyo a discapacidades motoras

En el campo de los sistemas ICC basados en P300 visual, Sellers, Vaughan y Wolpaw (2010) realizan la prueba de una aplicación ICC adecuada para un uso doméstico independiente en un paciente de 51 años. La interfaz desarrollada requiere de cuatro a cinco sesiones de entrenamiento por parte de los cuidadores para configurarlo y permite una amplia variedad de comunicaciones simples disponiendo las diferentes opciones en una matriz (para el caso de estudio se desarrolla un teclado y un control remoto, como se muestra en la Figura 1). Luego de una o dos sesiones de entrenamiento por semana, la ICC captura señales P300 de 8 electrodos y las clasifica con un análisis discriminante lineal paso a paso para determinar la fila y columna en la que se encuentra la opción elegida. A lo largo de dos años y medio, el paciente logra una efectividad media del 83%, con un tiempo por selección de 26 segundos en promedio (contabilizando una pausa de 9 segundos entre selecciones deseada por el sujeto) y una tasa de transferencia de información de 18.5 bits/minuto, permitiéndole una comunicación adecuada para su vida cotidiana y trabajo.

En un trabajo posterior, Sellers, Ryan y Hauser (2014) realizan una prueba con un paciente con SE con cierta disparidad visual. Se evalúan distintos paradigmas de utilización de la interfaz, diferenciados en la disposición de las letras o elecciones que el paciente podía tomar. En la Figura 2 se muestran dichos paradigmas. La ICC se calibra iterativamente mediante el análisis discriminante lineal paso a paso que añade y quita variables de un modelo de a una por vez para quedarse con las más significativas (Draper y Smith, 1998, pp. 335-337). Para cada paradigma, la calibración finaliza al obtener un 70% de selecciones correctas en una prueba del sistema. En la Tabla 1 se indica la efectividad de cada paradigma en dicha fase. Luego se determina la posibilidad del paciente de escribir mensajes, completando frases legibles en 15 de 22 ocasiones, resultando en un método eficiente de comunicación, apto para personas con SE y más rápido respecto a una pizarra de letras (con la ICC completó una frase de 18 letras en 24 minutos, mientras que con la pizarra terminó una frase de 9 letras en 29 minutos).



Figura 1: Variedad de comunicaciones.

A: matriz de 9x8 utilizada como teclado para usar en programas de computadora. B: menú de uso símil control. Tomado de Sellers, E., Vaughan, T., & Wolpaw, J. (2010). A brain-computer interface for long-term independent home use. *Amyotrophic lateral sclerosis: official publication of the World Federation of Neurology Research Group on Motor Neuron Diseases*, 11, p. 2

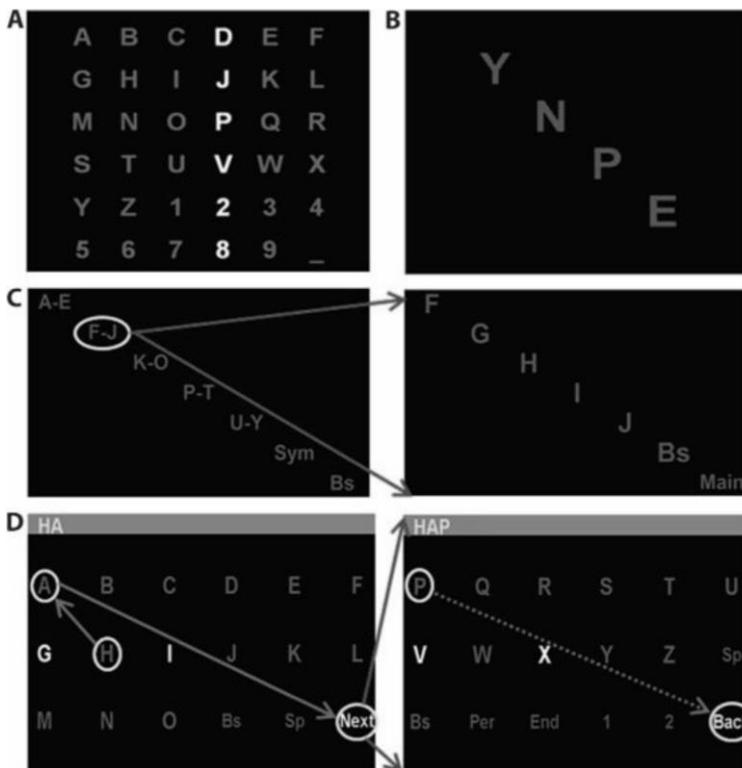


Figura 2: Estilos de paradigmas utilizados.

A: matriz de 6 x 6, donde se resalta al azar toda una fila y una columna y el paciente se enfoca en una letra. B: pantalla de elección de 4 opciones para que el paciente responda por Sí (Y), No (N), Pasar (P) o Finalizar (E). C: pantalla de siete opciones en la que para escoger una letra, primero el paciente debe encontrar al grupo en donde se encuentra; por ejemplo, para seleccionar la letra F, primero debe focalizarse en el grupo F-J para pasar al siguiente menú. D: matriz de 3 x 6 donde se resaltan cuatro o cinco caracteres aleatoriamente hasta que cada una haya sido resaltada 16 veces; esto ocurre en un lapso de 37 segundos, luego del cual el clasificador selecciona un carácter para verificar que la elección sea la deseada por el paciente. Tomado de Sellers, E. W., Ryan, D. B., & Hauser, C. K. (2014). *Noninvasive brain-computer interface enables communication after brainstem stroke*. *Science Translational Medicine*, 6, p. 12

Tabla 1: Efectividad de paradigmas en la etapa de calibración

Paradigma	Sesiones fallidas <sup>a</sup>	Sesiones exitosas <sup>b</sup>	Efectividad (%) <sup>c</sup>
Matriz 6 x 6	5	2	72,0
Cuatro opciones	0	7	94,7
Siete opciones	0	4	84,6
Matriz 3 x 6	8	11	81,5

Nota. Adaptado de Sellers, E. W., Ryan, D. B., & Hauser, C. K. (2014). *Noninvasive brain-computer interface enables communication after brainstem stroke*. *Science Translational Medicine*, 6, p. 15

<sup>a</sup> Pruebas de calibración con menos del 70% de selecciones correctas

<sup>b</sup> Pruebas de calibración con al menos el 70% de selecciones correctas

<sup>c</sup> Efectividad media de las sesiones exitosas

Con el objetivo de estudiar el comportamiento de personas con ELA, la evolución de su enfermedad y su capacidad de usar ICC, Silvoni et al. (2013) realiza un experimento de cuatro pruebas, cada una espaciada por un año, a 24 pacientes con la capacidad de comprender las áreas requeridas y sin poseer deficiencias cognitivas ni SE, de los cuales tres pudieron completarlo. La ICC utilizada, basada en un paradigma de cuatro opciones, se observa en la Figura 3. Un cursor se acerca a la opción deseada, obtenida mediante la detección del estímulo y clasificación con una máquina de soporte vectorial (MSV), un algoritmo de aprendizaje automático supervisado que mediante un conjunto de funciones matemáticas permite predecir datos o clasificarlos entre dos o más clases (Vapnik, 1998). Basados en criterios de clasificación de Kübler y Birbaumer (2008) se evalúa la cantidad de pacientes que logra alcanzar el nivel de criterio, que es obtener una efectividad superior al 70%, que representa un nivel aceptable para la comunicación (p. 5). A partir de los resultados que se muestran en la Tabla 2, y correlacionando el rendimiento individual con el nivel de avance de la enfermedad de cada paciente, se determina que el progreso de la ELA no afecta significativamente en la habilidad de comunicarse con una ICC.

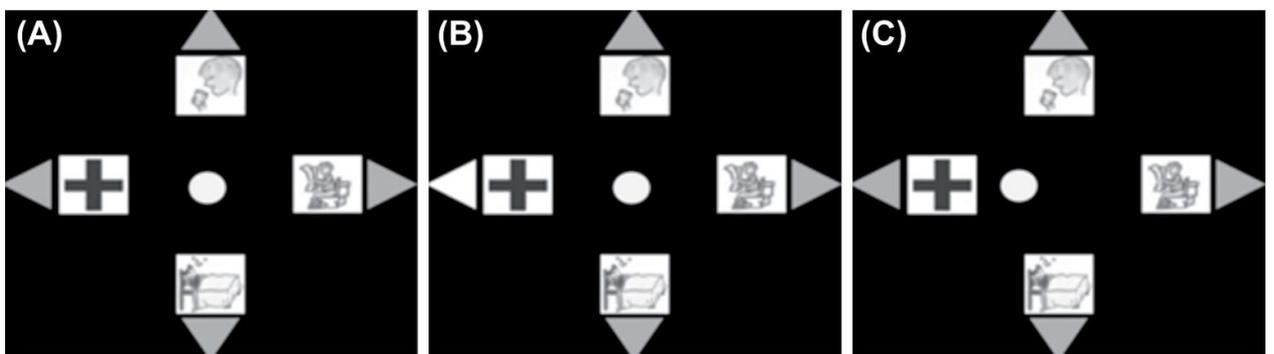


Figura 3: Paradigma de cuatro opciones basado en P300.

A: opciones a elegir (arriba: “tengo sed”; abajo: “tengo sueño”; izquierda: “quiero ir al baño”; derecha: “quiero un doctor”) y el cursor (punto central). B: el estímulo visual consta del encendido de una flecha. C: el cursor se desplaza luego de reconocerse el potencial P300 luego del estímulo visual. Si el cursor alcanza la opción deseada, se considera como un intento exitoso. Tomado de Silvoni, S., Cavinato, M., Volpato, C., Ruf, C., Birbaumer, N., & Piccione, F. (2013). *Amyotrophic lateral sclerosis progression and stability of brain-computer interface communication*. *Amyotrophic lateral sclerosis and frontotemporal degeneration*, 14, p. 392

Tabla 2: Eficiencia del uso de la ICC

Habilidad de comunicación	Primera prueba (n=24)	Segunda prueba (n=9)	Tercera prueba (n=5)	Cuarta prueba (n=3)
Efectividad de clasificación promedio (%) <sup>a</sup>	79,2 (5,7)	77,7 (7,6)	77,0 (6,4)	75,9 (4,5)
Intentos exitosos (%) <sup>a</sup>	87,5 (18,1)	72,9 (21,9)	72,5 (22,4)	79,2 (26,0)
Pacientes que alcanzaron el nivel de criterio <sup>b</sup>	15 (62,5)	6 (66,7)	4 (80,0)	2 (66,7)

Nota. Adaptado de Silvoni, S., Cavinato, M., Volpato, C., Ruf, C., Birbaumer, N., & Piccione, F. (2013). Amyotrophic lateral sclerosis progression and stability of brain-computer interface communication. *Amyotrophic lateral sclerosis and frontotemporal degeneration*, 14, p. 394

<sup>a</sup> Desvío estándar entre paréntesis

<sup>b</sup> Porcentaje de examinados entre paréntesis (%)

International Organization of Standardisation (ISO, 2008) define la usabilidad como “el grado en que un producto puede ser usado por usuarios específicos para lograr objetivos específicos con efectividad, eficiencia y satisfacción en un contexto de uso determinado” (p. 3). Kübler et al. (2014) toma de referencia esta norma para definir “un marco para evaluar interfaces BCI mediante métricas genéricas y específicas que se pueden aplicar independientemente del lugar de trabajo del equipo investigador, el usuario final específico, la señal de entrada y la aplicación”, denominado diseño centrado en el usuario (DCU) (p. 3-4). Los seis principios de dicho marco junto con las cuatro etapas a aplicar iterativamente para el desarrollo de una tecnología de apoyo bajo DCU se enlistan en la Tabla 3. A partir de la definición de ISO, se establecen tres aspectos que determinan la usabilidad de un desarrollo ICC:

- Efectividad: Referido al nivel de precisión y completitud de una tarea por parte de un usuario.
- Eficiencia: Relación entre costo (tiempo requerido para realizar la tarea) y la efectividad.
- Satisfacción: Engloba el nivel de comodidad y aceptación del producto (aplicación ICC) por parte del usuario.

La determinación de las métricas necesarias para evaluar dichos aspectos (Principio 3) fue analizada en un trabajo previo, en el cual se probó la aplicación Brain Painting en cuatro potenciales usuarios finales, de entre 37 y 55 años con ELA (aunque no con SET) dependientes de tecnologías de apoyo (Zickler, Halder, Kleih, Herbert y Kübler, 2013, p. 101). Dichas métricas eran las siguientes:

- Efectividad: Determinada por el porcentaje de aciertos (relación entre opciones elegidas correctamente y el total de intentos) en una sesión (Zickler et al., 2013, p. 103).
- Eficiencia: De modo de comparar la eficiencia de la interfaz desarrollada con una aplicación de deletreo, se obtiene la tasa de transferencia de información (TTI) como medida de la velocidad de selección, en bits / minuto (Wolpaw, Ramoser, McFarland y Pfurtscheller, 1998, p. 332). Dicha tasa se calcula mediante la Ecuación 1:

$$TTI = \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \left( \frac{1 - P}{N - 1} \right) \quad \text{Ecuación 1}$$

Tabla 3: Principios y etapas del DCU y su aplicación al desarrollo de una tecnología de apoyo ICC

Principios (P)	Desarrollo de ICC
P1: entender al usuario, las tareas y requerimientos del entorno	Aplicación de métricas adecuadas
P2: promover una participación temprana y activa de los usuarios	Definición de la primera versión del prototipo mediante la interacción de usuarios y desarrolladores
P3: ser conducido y refinado por una evaluación centrada en el usuario	Validación de métricas de evaluación
P4: incluir iteración de soluciones de diseño	Interacción continua entre desarrolladores y usuarios finales en el hogar para diseñar varios prototipos
P5: evaluar la experiencia del usuario	Métricas de evaluación que cubran todos los aspectos de usabilidad (efectividad, eficiencia y satisfacción)
P6: promover el diseño multidisciplinario	Equipo de diseño conformado por ingenieros, psicólogos, médicos, expertos en tecnologías de apoyo
Etapas (E)	
E1: entender y especificar el contexto de uso	Identificación de necesidades
E2: especificar requisitos del usuario	Cuestionarios y entrevistas
E3: producir soluciones de diseño para satisfacer los requisitos del usuario	Prototipos disponibles para pruebas
E4: evaluar diseños contra requisitos	Métricas de evaluación

Nota. Adaptado de Kübler, Andrea, Holz, E., Riccio, A., Zickler, C., Kaufmann, T., Kleih, S., Staiger-Sälzer, P., Desideri, L., Hoogerwerf, E.-J., & Mattia, D. (2014). The User-Centered Design as Novel Perspective for Evaluating the Usability of BCI-Controlled Applications. *PLoS one*, 9, e112392. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0112392>, p. 3

Donde  $N$  representa la cantidad de opciones existentes en la matriz y  $P$  el porcentaje de aciertos.

Bianchi, Quitadamo, Garreffa, Cardarilli y Marciani (2007) argumentan que la TTI, aunque muy utilizada, no es una medición apropiada al no tener en consideración cómo los sistemas de deletreo por P300 funcionan en aplicaciones prácticas, como en el caso de realizar una corrección, en la que un usuario querrá deshacer su selección incorrecta es probable seleccionar otra opción incorrecta, conllevando a un tiempo prolongado para escoger la correcta. Por ello, Dal Seno, Matteucci y Mainardi (2010) proponen una métrica denominada utilidad ( $U$ ), calculada mediante la Ecuación 2:

$$U = \frac{2(P - 1) \log_2(N - 1)}{c} \quad \text{Ecuación 2}$$

Donde  $N$  representa la cantidad de opciones existentes en la matriz,  $P$  el porcentaje de aciertos y  $c$  el tiempo transcurrido de un intento de selección.

Ésta última es utilizada por el estudio de Zickler et al. (2013) para resaltar las funcionalidades prácticas de la aplicación Brain Painting desarrollada, mientras que la TTI se toma de base de comparación con un deletreador P300.

- Satisfacción: Se evalúa la experiencia del usuario con la BCI mediante el cuestionario QUEST 2.0 Extendido, basado en el trabajo de Demers, Weiss-Lambrou y Ska (2000). El usuario puntúa en la escala del 0 al 5 distintos aspectos de la tecnología de asistencia probada en cuanto a comodidad, seguridad, facilidad o dificultad para usarla, grado de satisfacción de las necesidades del usuario y calidad de los servicios de apoyo (tales como mantenimiento y atención profesional). Zickler et al. (2013) incorpora preguntas

de confiabilidad, velocidad, aprendibilidad y diseño estético para adaptar dicho cuestionario a tecnologías de apoyo controladas por ICC (p. 104).

Se adquieren señales P300 a partir de la toma de datos con 16 electrodos y un algoritmo de análisis de determinante lineal paso a paso para calificar y determinar la opción elegida. Se calibra el sistema para su correcto funcionamiento en cada usuario con sesiones de entrenamiento de deletreo, que se repiten hasta conseguir una efectividad del 80% en dicha etapa. Los pacientes realizan tres tareas: deletreo de una oración de 20 caracteres con la aplicación deletreadora (cada fila y columna se resalta por 62,5 milisegundos, con un intervalo entre estímulos de 125 milisegundos y 10 segundos de descanso entre selecciones), pintado de un dibujo específico con 20 comandos (similares condiciones que el deletreo salvo por el descanso entre estímulos, ampliado a 11 segundos) y cinco sesiones de pintado libre (el descanso entre estímulos se prolonga a 16 segundos; en caso de elección incorrecta, el usuario lo indica con un “no”), ambas últimas con la aplicación Brain Painting ([www.brainpainting.net](http://www.brainpainting.net)). Las matrices de cada aplicación se observan en la Figura 4, mientras que los resultados de efectividad y eficiencia se muestran en la Tabla 4. En cuanto a satisfacción, todos los usuarios se sienten satisfechos con el producto con una puntuación general mayor a 4, aunque se señalaron incomodidades con la velocidad de la aplicación y en la configuración del software, la cual no resultaba intuitiva. Kübler et al. (2014) comparan este grado de satisfacción con dos dispositivos de deletreo basados en ICC ya estudiados, las cuales obtuvieron una puntuación promedio de 3,7 mediante el Cuestionario QUEST 2.0 Extendido. Los autores agregan que solamente 1 de los 8 sujetos que utilizaron uno de los sistemas de deletreo y 1 de 4 que probaron el otro deletreador usarían sendas aplicaciones para la vida diaria, mientras que para Brain Painting dicha respuesta fue dada por 3 de los 4 usuarios (p. 12).

Holz, Botrel, Kaufmann y Kübler (2015) amplían el estudio de la aplicación Brain Painting a una paciente de 73 años con ELA en estado de SE, quien realiza 200 sesiones en 14 meses. La metodología de calibración y clasificación se mantienen invariantes respecto a las pruebas ya analizadas, pero con la diferencia que la toma de datos de EEG se obtienen con 8 electrodos.

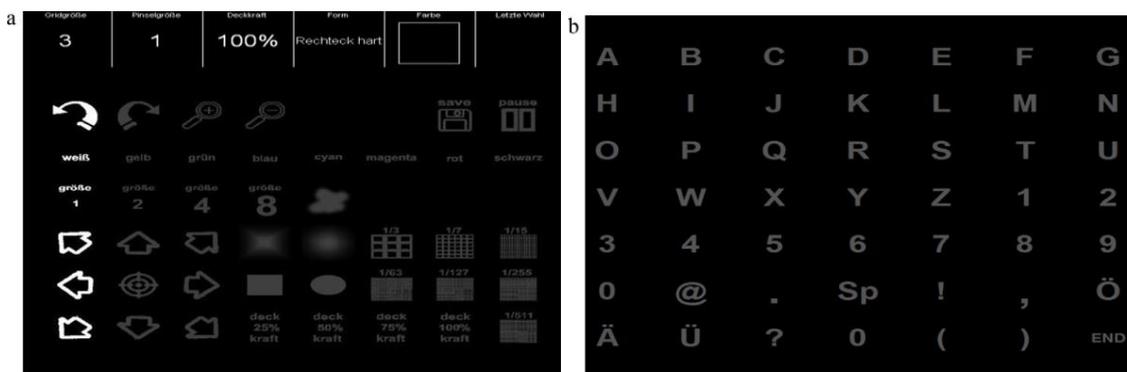


Figura 4: Matrices de Brain Painting y deletreo.

a: matriz de la aplicación de pintado. b: matriz de deletreo. Tomado de Zickler, C., Halder, S., Kleih, S. C., Herbert, C., & Kübler, A. (2013). Brain Painting: Usability testing according to the user-centered design in end users with severe motor paralysis. *Artificial Intelligence in Medicine*, 59(2), 99-110. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2013.08.003>, p. 100

Tabla 4: Efectividad y Eficiencia en deletreo y en pintado para cada usuario

Tarea	Usuario A	Usuario B	Usuario C	Usuario D
	Porcentaje de aciertos (% - selecciones correctas / total de selecciones)			
Deletreo	90 (18/20)	95 (19/20)	80 (16/20)	95 (19/20)
Pintado específico	95 (19/20)	100 (20/20)	80 (16/20)	80 (16/20)
Pintado libre <sup>a</sup>	90 (116/129)	93 (70/75)	88 (112/128)	86 (43/50)
	Porcentaje de aciertos promedio en pintado libre (% - desvío estándar)			
Pintado libre <sup>b</sup>	80 (15,3)	89 (3,2)	91 (7,3)	80 (9,9)
	Eficiencia en TTI – Eficiencia en U (bits / minuto)			
Deletreo	5,56 – 5,40	6,13 – 6,07	4 (80,0)	2 (66,7)
Pintado específico	5,97 – 5,95	6,65 – 6,61		
Pintado libre <sup>a</sup>	4,93 – 4,81			

Nota. Adaptado de Zickler, C., Halder, S., Kleih, S. C., Herbert, C., & Kübler, A. (2013). Brain Painting: Usability testing according to the user-centered design in end users with severe motor paralysis. *Artificial Intelligence in Medicine*, 59(2), 99-110. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2013.08.003>, p. 105

<sup>a</sup> Datos de la última sesión

<sup>b</sup> Datos promedio de las cinco sesiones

Durante el transcurso de la investigación se implementan modificaciones al sistema tales como ajustes en la calibración a los dos meses y cambios en la forma de resalte de filas y columnas de la matriz, pasando del tradicional destello (ver Figura 4a) a un barrido de estímulos con caras (cada fila y columna se destaca al colocarse rostros sobre las opciones de dicha fila o columna, como se observa en la Figura 5). Se observan correlaciones positivas entre el nivel de control (clasificación en rangos basada en la efectividad) y el número de sesiones (ver Figura 6), indicando que la usuaria logra aumentar el porcentaje de aciertos mientras más usa el producto, sobre todo con la variante de resalte de filas y columnas por estímulos con caras. Se determina la eficiencia mediante nivel de cansancio, métrica implementada y evaluada en la misma aplicación, y la carga de trabajo mediante el Índice NASA de Carga de Tarea (NASA TLX)

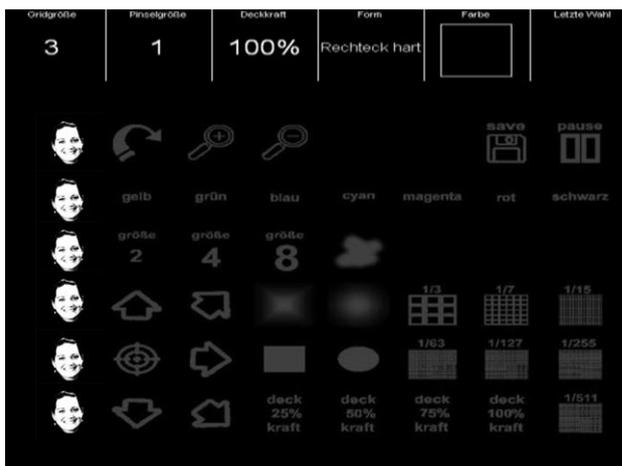


Figura 5: Matriz de Brain Painting con estímulos por caras.

Cada fila y columna es resaltada colocando rostros sobre las opciones correspondientes. Tomado de Holz, E. M., Botrel, L., Kaufmann, T., & Kübler, A. (2015). Long-Term Independent Brain-Computer Interface Home Use Improves Quality of Life of a Patient in the Locked-In State: A Case Study. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 96(3), S16-S26. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2014.03.035>, p. S18

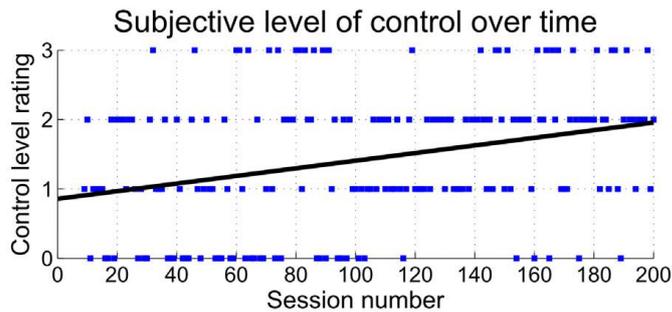


Figura 6: Correlación entre nivel de control y cantidad de sesiones.

El nivel de control se evalúa de acuerdo al porcentaje de aciertos: nivel 0 (cero control) – de 0% a 50%; nivel 1 (bajo) – de 50% a 70%; nivel 2 (medio) – de 70% a 90%; nivel 3 (alto) – de 90% a 100%. Tomado de Holz, E. M., Botrel, L., Kaufmann, T., & Kübler, A. (2015). Long-Term Independent Brain-Computer Interface Home Use Improves Quality of Life of a Patient in the Locked-In State: A Case Study. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 96(3), S16-S26. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2014.03.035>, p. S21

evaluando demandas mentales, físicas y temporales, esfuerzo, performance y frustración durante las sesiones (Hart y Staveland, 1988, p. 169). La paciente experimenta bajo cansancio en 76% de las sesiones, con una carga de trabajo NASA TLX promedio de 40,61, siendo la performance (dificultad para lograr el dibujo que quería realizar) y la frustración (insatisfacción por lograr el dibujo esperado) los factores más influyentes. Se destaca una mayor eficiencia con la variante de la Figura 5 debido a que para realizar una selección solo se requiere 5 repeticiones de secuencias de destellos (donde una secuencia se refiere al tiempo que transcurre para resaltar todas las filas y columnas), respecto a las 10 necesarias en el caso de la Figura 4a, como así también resulta de interés que la paciente decidió que se amplíe 5 segundos el tiempo entre selecciones, indicando que en una aplicación de entretenimiento como la estudiada no resulta muy importante la velocidad, a diferencia de lo que pueda ocurrir con una de deletreo. La experiencia resulta satisfactoria, con una puntuación promedio de 4,81 mediante el Cuestionario QUEST 2.0 Extendido, con comentarios de insatisfacción con las dimensiones del equipo (casco EEG), confiabilidad, facilidad de uso y efectividad.

Botrel, Holz y Kübler (2015) desarrollan una segunda versión de Brain Painting, incorporando dibujo de líneas y coloreado del fondo de la pintura. Un paciente de 64 años con ELA que previamente utilizó la primera versión del producto con la variante del resalte de filas y columnas por rostros, realiza 27 sesiones de al menos 2 minutos en el lapso de 3 meses y medio en su hogar. Al configurar el sistema mediante DCU, tomando en consideración la comodidad del paciente para usar la aplicación, se decide dividir las diferentes opciones en dos menús matriciales de 6x8 que se muestran en una pantalla (ver Figura 7). Dentro de dichas selecciones se encuentran el color a escoger para el dibujo, que, siguiendo las lecciones aprendidas de otro trabajo de investigación de este desarrollo (Münßinger et al., 2010), se presentan como el nombre de dichos colores, con la primera letra en mayúscula y con un tamaño de fuente mayor al resto de las letras, en vez de un ícono del color correspondiente de modo de minimizar distracciones. El dibujo que se realiza y las configuraciones elegidas se visualizan en otro monitor (ver Figura 8). Al realizar sesiones de pintado libre, las métricas de evaluación de los aspectos de usabilidad son idénticos a Holz et al. (2015). El usuario consigue 17 sesiones con un porcentaje de aciertos mayor al 70%. La carga de trabajo promedio según NASA TLX es de 65, destacando un nivel elevado de carga mental indicando la concentración requerida para realizar las sesiones. En cuanto a satisfacción, el usuario se muestra satisfecho

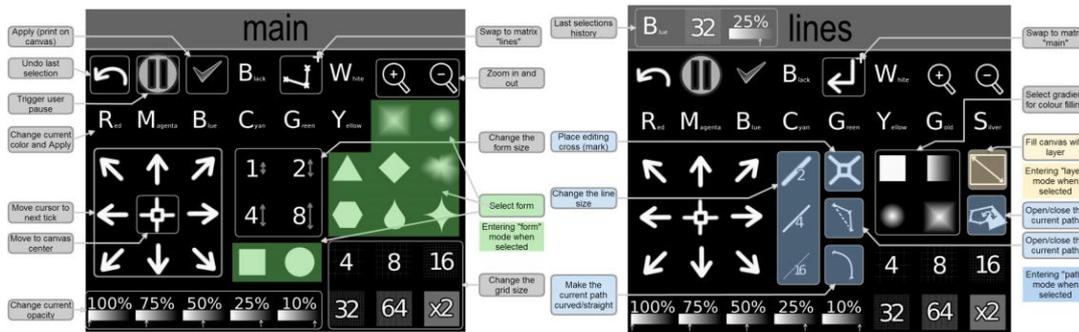


Figura 7: Menús de segunda versión de Brain Painting.

El quinto ícono de la primera fila es el cual permite el cambio de menú. Tomado de Botrel, L., Holz, E. M., & Kübler, A. (2015). Brain Painting V2: Evaluation of P300-based brain-computer interface for creative expression by an end-user following the user-centered design. *Brain-Computer Interfaces*, 2(2-3), 135-149. <https://doi.org/10.1080/2326263X.2015.1100038>, p. 138

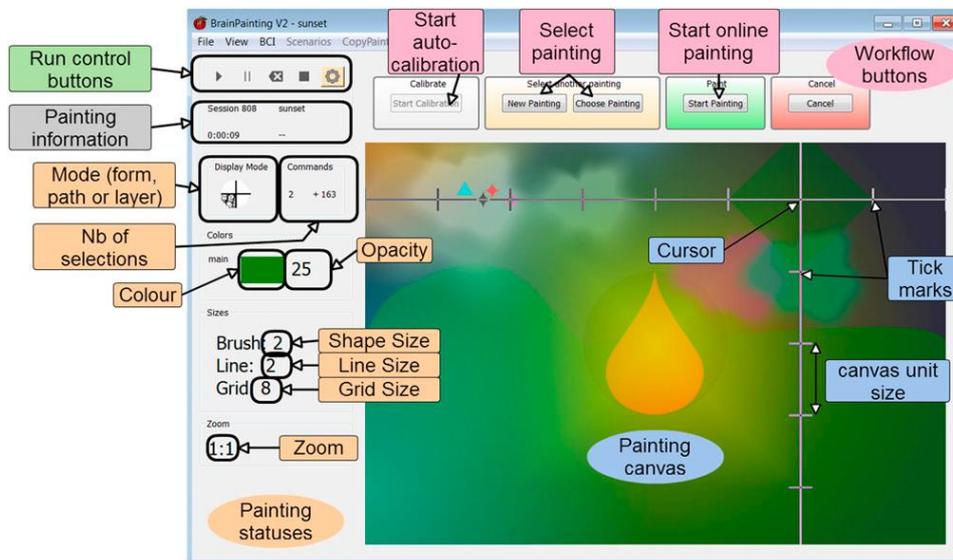


Figura 8: Interfaz de usuario de segunda versión de Brain Painting.

Tomado de Botrel, L., Holz, E. M., & Kübler, A. (2015). Brain Painting V2: Evaluation of P300-based brain-computer interface for creative expression by an end-user following the user-centered design. *Brain-Computer Interfaces*, 2(2-3), 135-149. <https://doi.org/10.1080/2326263X.2015.1100038>, p. 137

con el producto, evaluándolo generalmente con 4,8 mediante el Cuestionario QUEST 2.0 Extendido, comentando problemas de comodidad con el equipo debido a su enfermedad que le impedía mover su cabeza.

Kleih, Gottschalt, Teichlein y Weilbach (2016) aplican DCU en un sistema de deletreo con letras dispuestas en una matriz de 6x6 en cinco pacientes con afasia, un posible síntoma de SE según (Patterson y Graboys, 1986). Se realizan entre 7 y 12 sesiones, con calibración previa para entrenar a un clasificador de análisis discriminante lineal paso a paso (reentrenado sin tomar en consideración los electrodos occipitales, de modo de controlar efector de los PEV) que realiza la clasificación a partir de las señales EEG para determinar la fila y columna elegida. Debido a la relación existente entre la afasia y una condición de falta de atención causada por

lesiones cerebrales, las primeras sesiones de deletreo se realizan con una cartulina que muestra la letra a escoger, como se observa en la Figura 9, siendo imposible lograr el deletreo en la primera tanda en dos de los voluntarios. En el tercer día de trabajo, cuatro pacientes alcanzan una efectividad de selección del 100%, pasando a realizar pruebas sin cartulina. Tres de los examinados logran efectividades mayores al 75% tanto realizando deletreos específicos como escrituras libres, siendo capaces de producir respuestas de EEG clasificables de tal modo de poder utilizar la interfaz sin asistencia. En cuanto a lo referido a satisfacción, la implementación de la cartulina como apoyo en las primeras sesiones les permite a los usuarios focalizarse con más atención en las letras a escoger al momento de escribir.

Halder, Ruf, et al. (2013) realizan una prueba de un deletreador matricial de 7x7, con dos submenús de 6x5, para navegación por internet en 11 potenciales usuarios finales con ELA en diferentes niveles de avance de la patología. Se utiliza un casco con 16 electrodos para la toma de datos EEG que se clasifican mediante un algoritmo de análisis de determinante lineal paso a paso. La diferencia con otros estudios ya analizados se observa en el método de entrenamiento el cual, con el objetivo de predecir la factibilidad de cada paciente al realizar las sesiones con el deletreador ICC, consta de una sesión auditiva en la que el usuario recibe una secuencia de 5 sonidos de los cuales el paciente deberá concentrarse en uno de ellos, repitiendo este proceso durante 4 minutos. Con ello, se determinan los PRE más relevantes para la predicción a estudiar. Al realizar la sesión visual de navegación web, se determina una correlación entre las amplitudes del potencial N200 generado con el entrenamiento auditivo y la cantidad de errores cometidos por cada paciente para completar la tarea visual de 40 selecciones, así como hubiera ocurrido en un estudio anterior con personas sin patologías (Halder, Hammer, et al., 2013). Los autores determinan a partir de los resultados obtenidos que es posible predecir la aptitud de un usuario para utilizar un sistema ICC visual evaluando previamente su capacidad de generar potenciales evocados con otros estímulos, permitiendo definir el paradigma adecuado a dicha persona con mayor precisión, sin incurrir en un tiempo prolongado para dicha determinación.



Figura 9: Cartulina de asistencia para utilización de deletreador ICC en personas con afasia.

Tomado de Kleih, S. C., Gottschalt, L., Teichlein, E., & Weillbach, F. X. (2016). Toward a P300 Based Brain-Computer Interface for Aphasia Rehabilitation after Stroke: Presentation of Theoretical Considerations and a Pilot Feasibility Study. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00547>, p. 6

En el estudio realizado por Halder, Takano et al. (2016) se diseña un deletreador ICC de caracteres Hiragana en japonés, el cual consta de 46 sílabas distintas. Se utilizan estímulos auditivos utilizando diferencias de tiempo y nivel interaural, simulando sonidos en diferentes direcciones, para representar las opciones mediante una matriz de 10 x 5 (ver Figura 10), donde se realizan dos barridos, uno correspondiente a las consonantes y otro a las vocales, obteniendo una ICC de menor costo operativo al no requerir un estímulo por cada sílaba y más usable debido a que el usuario debe aprender 15 sonidos en vez de 46. Se prueba con 6 voluntarios sin patologías (de control) y un paciente con lesión de médula espinal (usuario final). El sistema se calibra para cada usuario mediante una sesión de entrenamiento para determinar la cantidad de veces que se debe repetir la secuencia de resalto de filas y columnas para que el usuario obtenga una efectividad del 70%. La sesión de prueba consta de seleccionar 15 sílabas, en la que la sílaba elegida se determina por un clasificador entrenado por un algoritmo de análisis de discriminante lineal paso a paso a partir de las señales EEG tomadas por 16 electrodos. Se logra una efectividad promedio del 57%, con cuatro participantes del grupo de control superando el 70% de porcentaje de aciertos. Para el usuario final, las distintas etapas de entrenamiento logran que la efectividad de selección se incremente de un 12% en la primera sesión a un 56% en la tercera, con 64% de efectividad en vocales y 72% en consonantes, así como también aumenta la TTI de 0,2 bits/min en la primera sesión a 2 bits/min en la tercera.

Murovec et al. (2020) realizan un estudio con 20 personas diagnosticadas con SE y otros desórdenes de conciencia de modo de investigar la capacidad cognitiva de ellos y determinar su capacidad para poder comunicarse con sistemas ICC. Se realizan un total de 10 sesiones con cada paciente, en las cuales se utiliza un paradigma vibrotáctil de 3 vibradores, colocados uno en cada muñeca y uno en un pie. Cada sesión consta de 480 estímulos de 100 milisegundos, de los cuales el voluntario debe contar en silencio la vibración recibida de una muñeca en particular (de cada 8 estímulos, 1 ocurre en esa muñeca). Para la clasificación de las señales se utiliza un análisis de discriminante lineal, a la cual no se le aplicó ningún método de optimización o modificación. Los autores detectan una gran diferencia entre la estadística obtenida en la primera sesión, en la que el grupo estudiado consigue una efectividad promedio del 40%, en comparación con la estadística de la sesión con mejores resultados, para la que se logra un 88% de aciertos promedio. Al mismo tiempo, los autores advierten que, en al menos

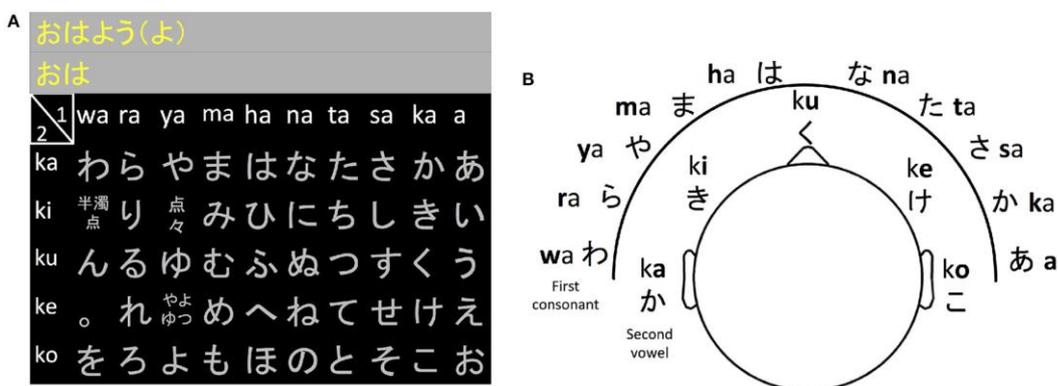


Figura 10: Matriz de sílabas Hiragana en deletreador ICC.

A: matriz de 10x5 para disponer las sílabas Hiragana. B: direcciones en las que se oyen cada una de las sílabas. Tomado de Halder, S., Takano, K., Ora, H., Onishi, A., Utsumi, K., & Kansaku, K. (2016). An Evaluation of Training with an Auditory P300 Brain-Computer Interface for the Japanese Hiragana Syllabary. *Frontiers in Neuroscience*, 10, 10, p. 3

una sesión, todos los pacientes obtuvieron un grado de acierto del 60%. Al evaluar la Escala de Revisada de Recuperación del Coma (Giacino, 2020) previo y luego de las sesiones, 12 usuarios mejoran su capacidad cognitiva, la mayoría aumentando su puntuación en hasta 3 puntos. Sin embargo, los investigadores señalan que se requiere una mayor cantidad de sesiones para afirmar que efectivamente se consigue dicha mejora en la capacidad cognitiva ya que, según lo estudiado por Wannez et al. (2017), en ciertos casos se reflejan fluctuaciones en el nivel de conciencia que provocan una variación en la capacidad de comunicación con sistemas ICC.

Han et al. (2020) realiza un estudio con 10 voluntarios sin patologías. Utilizan un casco para capturar datos de EEG generados por la recepción de estímulos de vibradores colocados en el dedo índice de cada mano, utilizando un sistema ICC de comunicación binaria. De modo de probar la factibilidad de uso del sistema, se aplica un paradigma de tres vibraciones, realizando 4 sesiones, cada una de 36 bloques, cada bloque con 7 vibraciones (una en la mano derecha de 150 milisegundos, una en la mano izquierda de 150 milisegundos y cinco en ambas manos de 250 milisegundos). El objetivo del voluntario es prestar atención a la vibración que ocurra solamente en una mano específica y contar mentalmente la cantidad de vibraciones recibidas en dicha mano. Se analizan las señales de 32 canales a través de un análisis de discriminante lineal paso a paso, de los cuales 9 resultan significativos para la clasificación. Se obtiene una efectividad promedio del 79%, con todos los voluntarios superando el 70% necesario para lograr un nivel adecuado de comunicación, y una TTI de 1.26 bits/min, resultando un paradigma eficaz para la aplicación en un sistema ICC.

### 3.1.2. Otras aplicaciones y optimizaciones de la interfaz

En esta sección se analizan diferentes herramientas y metodologías utilizadas en sistemas ICC basados en P300 que, aunque no sean productos diseñados específicamente para personas con discapacidad, aplican métodos de optimización de los tiempos de entrenamiento o de procesamiento de señales que pueden implementarse en diseños enfocados a usuarios de interés en nuestro estudio. Las investigaciones de Santana, Muelas, LaTorre y Peña (2011) y Liu, Shen y Zhao (2019) investigan la aplicación de algoritmos genéticos con el objetivo de tomar un subconjunto óptimo de características EEG y reducir tiempos de clasificación. Liu, Li y Wang (2019) plantean un modelo estadístico de análisis de datos de modo de minimizar tiempos de entrenamiento. M. Kim y S. Kim (2018) analizan diferentes herramientas para reducir el ruido de las señales EEG tomadas para brindar mayor efectividad al sistema. A continuación, se realiza un análisis de dichas investigaciones.

Santana et. al (2011) plantean al proceso de clasificación de señales P300 como un problema de optimización directa. Realiza una prueba con un deletreador matricial de 6x6, tomando las señales P300 de 64 electrodos, pero solamente considerando 23 canales en el análisis de datos. Las señales de cada canal se dividen en 5, obteniendo 115 características, evaluadas por diferentes algoritmos genéticos para determinar el mejor conjunto de variables para la clasificación, así como también un conjunto de las peores variables, ya que “brinda información de la mejoría de la clasificación al incorporar una de las peores variables al conjunto” (p. 1750). El enfoque mediante conjuntos tiene un resultado satisfactorio dado que se demuestra que mejora el rendimiento del algoritmo. Se logra una precisión en la detección

de potenciales evocados de entre un 78% y 80%, con cualquiera de los algoritmos genéticos utilizados.

Liu, Shen y Zhao (2019) realizan un experimento con un equipo de detección de mentiras basado en P300 con el objetivo de mejorar la efectividad de clasificación y reducir el tiempo de análisis. Se propone la modificación de un algoritmo genético utilizando una función logística para seleccionar las 10 características principales para la clasificación de datos EEG extraídos de tres canales en 12 voluntarios. La clasificación combina algoritmos de análisis de discriminante lineal, brindando mayor velocidad de cálculo, con un clasificador de Bayes ingenuo que proporciona una mejor clasificación para diferentes muestras. El diseño implementado obtiene una efectividad del 98% (cada usuario alcanzó un nivel de efectividad superior al 96%), mayor a los aciertos conseguidos comparando con realizar la clasificación con los algoritmos utilizados por separado, requiriendo 100 iteraciones del algoritmo genético modificado, cinco veces menos que las necesarias con el algoritmo genético tradicional utilizado en un estudio anterior que logró una efectividad del 96%. Se incurrió en 0,551 segundos, reduciendo el tiempo de cálculo en un 34% respecto a otros algoritmos.

Liu, Li y Wang (2019) indican que “los métodos más conocidos para sistemas de delecteo mediante P300 son poco efectivos, incurriendo en un considerable consumo de tiempo en clasificar, haciendo que el sistema sea poco viable para su aplicación” (p. 395). Para contrarrestar esta desventaja, proponen la utilización de un filtro adaptado generalizado a partir de la técnica de procesamiento estadístico de señales en un delecteador P300 de 6x6 con dos voluntarios. El modelo estadístico divide a las señales EEG en P300 y no P300, asumiendo la presencia de ruido con una distribución normal y considerando que parte de las señales no P300 que puedan obtenerse poseen patrones aptos para mejorar la efectividad de clasificación. Mediante probabilidades, se clasifica a una señal como P300 si su razón de verosimilitud es mayor a 1/5 (al tratarse de una matriz de 6 filas y 6 columnas, la razón exacta de una clasificación correcta respecto de una incorrecta es de 1/5). Se obtiene una función lineal de estadística, reduciendo significativamente el costo computacional para clasificar. Con el paradigma propuesto, y definiendo la cantidad adecuada de características de clasificación para cada usuario, se consigue un 93,5% de aciertos, reduciendo el tiempo de prueba requerido en un 99%.

M. Kim y S. Kim (2018) estudian diferentes algoritmos capaces de atenuar artefactos, que son “señales no deseadas que afectan el rendimiento de los sistemas ICC” (Krusienski, McFarland y Principe, 2012), y los efectos de dicha reducción en el producto final. Se realiza una prueba de una interfaz ICC de cuatro opciones con 12 voluntarios. Se recolectan datos EEG de 31 canales, los cuales previo a la clasificación mediante máquina de soporte vectorial son filtrados con algoritmos de reducción de artefactos, como reconstrucción del subespacio de artefactos, filtrado adaptado lineal y análisis de componente independiente. Se analiza la forma de ondas P300 y N200, analizando sus variabilidades y la efectividad del sistema para evaluar a cada método de filtrado, determinando que el análisis de componente independiente mejora significativamente la efectividad de clasificación (se obtiene un 62,87% de aciertos) respecto a un ICC sin reducción de artefactos o con los otros dos algoritmos de atenuación de ruido (en ninguno de esos casos se supera el 60% de efectividad).

A partir de los resultados obtenidos en cada investigación, cada una de estas herramientas otorgan mayores efectividades a un sistema ICC, permitiendo que, al implementarlas en productos desarrollados para personas con discapacidad, los usuarios logren una mejor comunicación y mayor autonomía.

## 3.2. BASADOS EN IMAGEN MOTORA

“La imagen motora (IM) es un proceso cognitivo en el que una persona imagina que realiza un movimiento sin ejecutarlo realmente y sin siquiera tensar músculos” (Mulder, 2007, p. 1267). Es una técnica que se basa en la captura de datos del ritmo sensoriomotor (RSM), los cuales se presentan como oscilaciones en la actividad cerebral dentro del rango 7-30 Hz (Nicolas-Alonso & Gomez-Gil, 2012, p. 1225). Jeannerod (1995) menciona que la amplitud de las señales de estos ritmos varían al existir una actividad cerebral relacionada al movimiento, aunque éste no se manifieste (p. 1419). El RSM puede soportar dos tipos de modulaciones de amplitud: sincronización relacionada a eventos (SRE), referida a un aumento de la amplitud; y desincronización relacionada a eventos (DRE), que involucra una reducción de esa amplitud (Pfurtscheller y Neuper, 2001, p. 1124).

Pfurtscheller y Neuper (2001) agregan que es posible tomar cambios transitorios del EEG al imaginar diferentes movimientos (p. 1123). Varios estudios apoyan esta afirmación, tal como Stippich, Ochmann y Sartor (2002), que demuestran que la imaginación de movimientos de diferentes partes del cuerpo activan el giro precentral, como así también Ehrsson, Geyer y Naito (2003), quienes indican que los movimientos imaginados activan la corteza primaria motora en forma sistemática, provocando que al imaginar el movimiento de una parte del cuerpo se generen RSM en las áreas propias de dicha parte corporal (por ejemplo, al imaginar el movimiento de un dedo, se activa la región cerebral correspondiente a dicho dedo) y además los circuitos funcionales que se activan en la imaginación de un movimiento son similares a aquellos circuitos correspondientes al realizar efectivamente dicho movimiento.

Sobre la viabilidad de esta técnica en pacientes que son motivo de este estudio, se toma como referencia investigaciones que se realizan sobre pacientes de enfermedades que puedan provocar ELA o SE, como es el caso del accidente cerebro vascular (ACV), que puede provocar afasia y SE (Patterson y Grabis, 1986). Page (2000) observa en un experimento que 8 personas que reciben rehabilitación combinando terapia ocupacional e IM para recuperar la capacidad de movimiento de un brazo paralizado debido a un ACV logran mejores resultados que otros 8 pacientes que reciben solamente terapia ocupacional. En una investigación similar, Liu, Chan, Lee y Hui-Chan (2004) aplican imagen motora como método de rehabilitación a 26 pacientes que sufrieron infarto cerebral unilateral de modo de capacitarlos a realizar tareas cotidianas, mientras que a otros 20 se le realizan tareas con la asistencia de terapeutas, obteniendo mejores resultados en el primer grupo. Johnson (2000), al estudiar la habilidad de personas con hemiplejía causada por un ACV para realizar un agarre y determinar el o los ángulos más preferentes para cada uno para realizar la acción, compara a este grupo de personas que realizan la imaginación del movimiento de agarre con el brazo paralizado con otra personas de control sin patologías, obteniendo resultados similares en cada grupo, indicando que las personas que sufrieron ACV mantienen la capacidad de representar movimientos de agarre en la extremidad paralizada. Ang et al. (2011) realizan un experimento con 54 pacientes que sufrieron un ACV demostrando que la IM es una técnica adecuada y factible para dichas personas en el uso de un sistema ICC al determinar que la efectividad lograda por el 87% de los voluntarios de ese grupo logran una efectividad del 74%, por encima del nivel de chance que se encontraba en un 58%, y similar a la efectividad promedio de un grupo de 16 personas de control sin patologías (78%).

La metodología más aplicada para la clasificación de movimientos imaginados es el algoritmo de patrón de espacio común que es un procedimiento matemático que transforma los datos de entrada en una salida con una varianza óptima para la discriminación entre diferentes tipos de movimientos o clases (Fukunaga, 1990). Generalmente es aplicado para diferenciar entre dos clases, aunque investigaciones como las de Dornhege et al. (2004) y Ang et al. (2012) demuestran la eficacia de dicho algoritmo y sus variantes, como el filtro de patrón de espacio común, para la clasificación de tres o más movimientos.

A continuación, se detallan diferentes aplicaciones de interfaces cerebro computadora basadas en imagen motora destinadas a personas con las patologías que son de interés en este estudio (sección 3.2.1) y otros estudios desarrollados para optimizar y brindar mejores efectividad de clasificación y menores costos computacionales al sistema (sección 3.2.2).

### 3.2.1. Aplicaciones de apoyo a discapacidades motoras

En esta sección se analizan diferentes aplicaciones controladas por sistemas ICC basados en IM. Estos diseños están focalizados a desarrollos de productos que apuntan a personas que poseen alguna de las patologías de interés para este trabajo, de modo de proporcionarle una vía de rehabilitación de partes del cuerpo afectadas por dichas enfermedades o por su discapacidad permanente, o bien brindarle formas alternativas de comunicación, todo en función de mejorar la calidad de vida del usuario. A continuación, se hace mención dichas aplicaciones, su funcionamiento y los experimentos realizados con estos diseños.

Ang et al. (2014) plantean un método de rehabilitación de brazos en personas que hayan sufrido accidente cerebro vascular (ACV), por lo que reúnen a 21 voluntarios con dicha patología para dividirlos en tres grupos para estudiar los efectos de dichos métodos en 24 semanas. En un grupo de 7 personas (Grupo TT) se le realiza una terapia tradicional de 18 sesiones asistidas focalizadas en rotación del antebrazo y sujeción de objetos. A un segundo grupo de 8 voluntarios (Grupo BR) se les ofrece realizar 18 sesiones con un brazo robótico de dos grados de libertad diseñado por Lambercy et al. (2007) (ver Figura 11), capaz de permitir movimientos de rotación de antebrazo y apertura y cierre de mano para sujeción de objetos, practicando en total 120 movimientos de entre 9 y 15 segundos cada uno. El tercer grupo de 6 personas (Grupo BRIM) también realiza 18 sesiones con el brazo robótico, con la diferencia que el mismo es controlado por IM, calibrando el sistema ICC con dos ejecuciones de IM y dos de movimiento pasivo de modo de captar las señales EEG que son clasificados con un algoritmo de patrón de espacio común que filtra los datos en diferentes anchos de banda para determinar el movimiento que debe ejecutar el brazo. Se practican 120 movimientos de entre 17 y 23 segundos. Para controlar la evolución de cada paciente se evalúa la capacidad de movimiento del brazo con la escala de Fugl-Meyer (Fugl-Meyer, Jääsko, Leyman, Olsson y Steglind, 1975), desde 0 (falta total de movimiento) a 66 (movimiento normal de la extremidad superior). Luego de las evaluaciones, el grupo que controla el brazo robótico mediante IM logra un aumento promedio de 9,7 en la escala Fugl-Meyer, superando al grupo que utiliza el brazo robótico sin ICC y al grupo que solo recibe tratamiento tradicional. A diferencia del Grupo BR, a partir del análisis estadístico realizado el aumento promedio obtenido en el Grupo BRIM es significativo respecto al aumento logrado en el Grupo TT. Los resultados de cada grupo se observan en la Tabla 5. Cabe destacar que para cada paciente del grupo que utiliza el

brazo robótico con IM se utilizan diferentes anchos de banda de clasificación, resultando en una calibración específica para cada uno de ellos.

Con el objetivo de probar la efectividad de los sistemas ICC basados e IM como método de rehabilitación en personas que hayan atravesado un ACV, Pichiorri et al. (2015) realizan un estudio con 28 voluntarios que han sufrido dicha patología, dividiéndolos en dos grupos de 14 personas. Se toman los datos EEG a todos los sujetos tanto previo como luego de las sesiones, que constan de 30 pruebas de IM (cada voluntario imagina movimientos de agarre y extensión de dedos con la mano afectada por el ACV) y descanso. 48 horas antes de la toma de datos indicada se realiza una sesión de entrenamiento previa de estimulación magnética transcraneal de 20 ejecuciones de IM cinestésica realizando los movimientos con las manos no afectadas. Esta estrategia permite mejorar la excitabilidad cortical motriz y aumentar la amplitud de potenciales evocados por movimientos (Stinear, Byblow, Steyvers, Levin y Swinnen, 2006, p. 161). En solo uno de los grupos los datos EEG recolectados son utilizados para la extracción de características en un sistema ICC. En dicho grupo se capturan las señales EEG durante las ejecuciones de los movimientos mediante 31 electrodos. Mediante las escalas de Fugl-Meyer, la escala de esfuerzo muscular del Consejo de Investigaciones Médicas de Gran Bretaña y la escala ACV de los Institutos Nacionales de Salud de EEUU, y teniendo en cuenta que cada paciente tiene diferentes niveles de discapacidad, se analiza la efectividad de los tratamientos de rehabilitación de brazos, con o sin ICC, como la relación entre la mejora obtenida y la mejora máxima que podría alcanzar la persona si se rehabilitara por completo, basándose en el estudio de (Shah, Vanclay y Cooper, 1990, p. 242). Como se observa en la Tabla 6, el grupo que realiza las sesiones con ICC logra una mayor efectividad respecto del grupo que no utiliza la ICC, aún sin una diferencia significativa de incrementos de amplitud de potenciales evocados por movimientos. Siendo la diferencia mínima clínicamente importante “la diferencia de puntuación en el dominio de interés más pequeña que el paciente percibe como beneficiosa o que se considere como clínicamente significativa” (Sivan, O’Connor, Makower, Levesley y Bhakta, 2011), y considerando como 7 puntos dicho valor para la escala de Fugl-Meyer en la investigación que se analiza, 11 pacientes del grupo que utiliza la ICC alcanzan dicho incremento, contra 3 voluntarios del otro grupo que consiguen esa diferencia.

Tabla 5: Evolución de capacidad de movimiento

<b>Escala Fugl-Meyer</b>	<b>Grupo TT (n=7)</b>	<b>Grupo BR (n=8)</b>	<b>Grupo BRIM (n=9)</b>
Aumento relativo de capacidad de movimiento en 24 semanas <sup>a</sup>	3,6 (5,9)	8,3 (5,0)	9,7 (2,9)
Comparación del método de rehabilitación respecto a TT <sup>b</sup>	-	0,060	0,022

Nota. Adaptado de Ang, K. K., Guan, C., Phua, K. S., Wang, C., Zhou, L., Tang, K. Y., Ephraim Joseph, G. J., Kuah, C. W. K., & Chua, K. S. G. (2014). Brain-computer interface-based robotic end effector system for wrist and hand rehabilitation: Results of a three-armed randomized controlled trial for chronic stroke. *Frontiers in Neuroengineering*, 7, 30. <https://doi.org/10.3389/fneng.2014.00030>, p. 7

<sup>a</sup> Desvío estándar entre paréntesis

<sup>b</sup> Valor p de las pruebas de estudiante de comparación entre un método de rehabilitación y el Grupo TT (nivel de significación estadística = 5%).

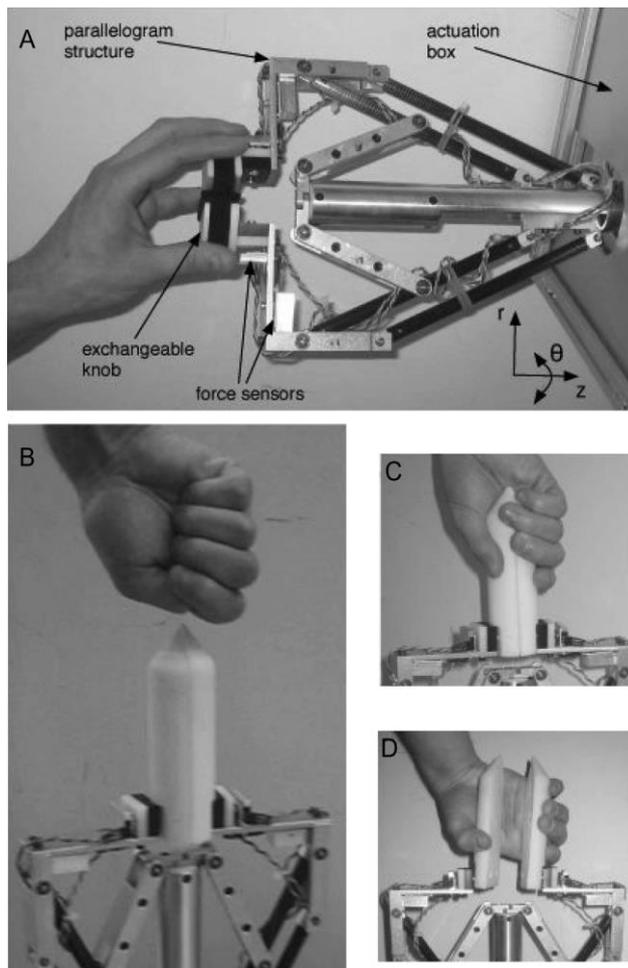


Figura 11: Brazo robótico Haptic Knob.

A: la estructura con forma de paralelogramo está equipada con cuatro sensores de fuerza que miden la fuerza de agarre. B, C y D: Se monta un mecanismo de conos sobre el brazo de modo de entrenar movimientos de apertura y cierre de la mano. Tomado de Lamercy, O., Dovat, L., Gassert, R., Burdet, E., Teo, C. L., & Milner, T. (2007). A haptic knob for rehabilitation of hand function. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 15(3), 356-366. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2007.903913>, p. 357

Mihara et al. (2013) realiza un estudio con 20 pacientes con hemiplejía (pérdida total de la capacidad de movimiento voluntario de la mitad de un cuerpo, generalmente causada por una lesión vascular; según la gravedad de dicha lesión, podrán restablecerse las funciones motoras) de modo de verificar la factibilidad de una técnica de retroalimentación propuesta en una ICC de imagen motora. Las personas realizan sesiones de IM asistidas por video seguidas de prácticas de imagen motora con retroalimentación de señales neuronales. Los voluntarios se separan en dos grupos: en el primero las señales utilizadas como retroalimentación eran aleatorias e irrelevantes, mientras que en el segundo dicha retroalimentación consta de datos de variaciones de niveles de oxigenación de hemoglobina relacionadas a tareas, recolectados por espectroscopía del infrarrojo cercano (EIC), método que había resultado eficaz para incrementar la actividad de la corteza premotora en voluntarios sin patologías (Mihara et al., 2012). Dicha actividad en el hemisferio ipsilesional (correspondiente al hemisferio donde se presenta la lesión cerebral; un lesión en el hemisferio derecho provoca la parálisis del

Tabla 6: Efectividad de rehabilitación

Efectividad (%)	Grupo con BCI (n=14)	Grupo sin BCI (n=14)
Escala Fugl-Meyer <sup>a</sup>	44 (34,7)	19,8 (19,8)
Escala de esfuerzo muscular <sup>a</sup>	36,8 (24,4)	12,4 (16,2)
Escala ACV <sup>a</sup>	11,5 (6,1)	4 (4,3)

Nota. Adaptado de Pichiorri, F., Morone, G., Petti, M., Toppi, J., Pisotta, I., Molinari, M., Paolucci, S., Inghilleri, M., Astolfi, L., Cincotti, F., & Mattia, D. (2015). Brain-computer interface boosts motor imagery practice during stroke recovery. *Annals of Neurology*, 77(5), 851-865. <https://doi.org/10.1002/ana.24390>

<sup>a</sup> Desvío estándar entre paréntesis

hemisferio izquierdo) es relevante para la rehabilitación de un brazo luego de sufrir un ACV (Fridman et al., 2004). Se mide la capacidad de movimiento de los dedos mediante la escala Fugl-Meyer tanto antes de las sesiones como a las dos semanas posteriores de las mismas, resultando en que el grupo al que se le aplica retroalimentación por datos EIC aumenta su capacidad en mayor medida (de 4,5 a 7,5) que el grupo con retroalimentación aleatoria (de 4,9 a 5,7). La retroalimentación mediante EIC permite al grupo al que se le aplica esta metodología desarrollar actividades en la corteza premotora, a diferencia de lo ocurrido en el otro grupo. Se determina una correlación positiva entre el incremento de actividad de dicha corteza y la mejora de la capacidad de los dedos.

Ramos-Murguialday et al. (2013) realizan un estudio con 32 personas que han sufrido ACV al menos 10 meses antes de la experimentación y no poseyeran la capacidad de extender los dedos de su mano paralizada. A través de una ortesis robótica diseñada por la empresa israelí Motorika colocada sobre el brazo afectado (ver Figura 12), los voluntarios realizan sesiones de rehabilitación de las capacidades de movimiento de brazo y mano mediante la asistencia de una ICC de retroalimentación basada en IM en el que cada usuario intercala momentos de descanso y de imaginación de movimiento del brazo afectado o apertura de la mano. La ICC clasifica los datos EEG del hemisferio ipsilesional capturados por 16 electrodos y determina, a partir de una calibración previa de captura de señales cerebrales al mover el brazo sano o imaginar movimiento del brazo paralizado, si la ortesis debe realizar el movimiento o si debe permanecer en reposo. En un grupo (Experimental) la clasificación se basa en las amplitudes del RSM, mientras que en otro grupo (Control) la clasificación no está directamente ligada a dicha señal, debido a que, aleatoriamente y con una probabilidad del 10%, algunas clasificaciones se invierten (si según el RSM capturado el brazo debiera moverse, la señal se invierte y la ortesis permanecerá en reposo). De modo de analizar la evolución de cada voluntario, se les practican sesiones de fisioterapia con el objetivo que cada persona practique movimientos de la vida cotidiana sin la asistencia de la ortesis, sumado a sesiones de capturas de datos de IRMF a partir del movimiento de apertura y cierre de la mano sin discapacidad y la imaginación de dicho movimientos de la otra mano con el propósito de determinar el índice de lateralidad, basándose en estudios que determinaron que la actividad cortical tanto en pacientes sanos (Caria et al., 2011, p. 582) como en aquellos que reestablecieron adecuadamente las capacidades de un brazo previamente paralizado (Ward, Brown, Thompson y Frackowiak, 2003) está completamente lateralizada a las áreas sensoriomotoras contralaterales (del lado opuesto) a la mano en movimiento (Uswatte, Taub, Morris, Vignolo y McCulloch, 2005). Según la escala Fugl-Meyer (Fugl-Meyer et al., 1975), en el grupo Experimental se logra un incremento de la puntuación promedio de 11,16 a 14,56, en contraste de una progresión poco significativa lograda en el grupo Control con un incremento

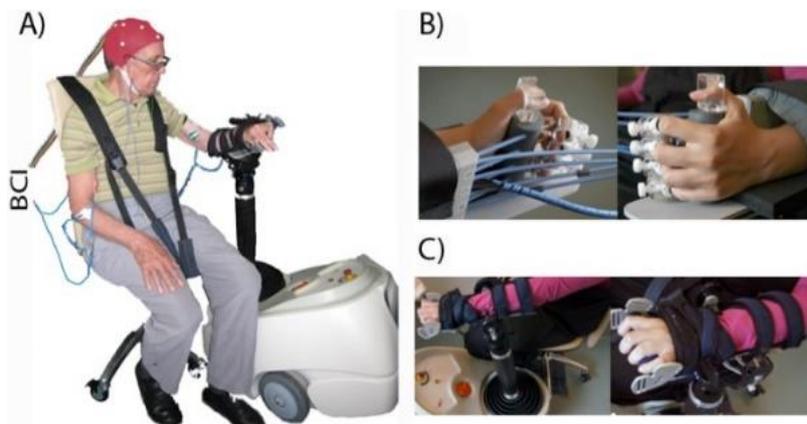


Figura 12: Ortesis ReoGo.

Procedimiento de sesiones de rehabilitación. A: usuario utilizando una ICC de 16 canales montada en la ortesis. B: vistas anterior y posterior de la mano del usuario utilizando la ortesis. C: brazo de un voluntario que utiliza ReoGo. Tomado de Ramos-Murguialday, A., Broetz, D., Rea, M., Läer, L., Yilmaz, O., Brasil, F. L., Liberati, G., Curado, M. R., Garcia-Cossio, E., Vyziotis, A., Cho, W., Agostini, M., Soares, E., Soekadar, S., Caria, A., Cohen, L. G., & Birbaumer, N. (2013). Brain-machine interface in chronic stroke rehabilitation: A controlled study. *Annals of Neurology*, 74(1), 100-108. <https://doi.org/10.1002/ana.23879>, p. 15 (Material Suplementario)

de 13.29 a 13.64. Sumado a ello, se determina una diferencia significativa del nivel de lateralidad previo al estudio y el correspondiente posterior al mismo solamente en el grupo Experimental, con una correlación positiva entre el cambio de lateralización en las cortezas motora y premotora y la variación de la puntuación de la escala Fugl-Meyer para la extremidad superior.

Guger et al. (2017), atendiendo la problemática de la escasez de investigaciones de sistemas ICC desarrollados para personas con desórdenes de conciencia, desarrollan una plataforma de captura y análisis de datos en tiempo real denominada MindBEAGLE ([www.mindbeagle.at](http://www.mindbeagle.at)). Proporciona comunicación binaria (SÍ/NO) a través de 16 electrodos que proveen una evaluación detallada de los usuarios. Incluye cuatro distintos paradigmas de funcionamiento de interfaces ICC: el primero está basado en P300 de detección auditiva en el que el usuario debe contar mentalmente tonos altos que aparecen 1 cada 7 tonos bajos durante 7 minutos; el segundo consiste en la evocación de potenciales P300 mediante un método de detección vibrotáctil colocando sobre el paciente un vibrador en cada muñeca de modo de contar mentalmente los estímulos recibidos en la mano que menos vibraciones reciba (mano objetivo), la cual es seleccionada previamente de forma aleatoria, durante 2,5 minutos (los estímulos se reparen en un 12,5% para la mano objetivo y 87,5% para la otra mano); el procedimiento del tercero es similar al anterior con la diferencia de incorporar una estimulación adicional mediante un tercer vibrador colocado en los hombros, distribuyendo los estímulos en un 12,5% para cada mano (el voluntario debe contar mentalmente las vibraciones recibidas en una mano en particular) y el restante 75% para los hombros; el cuarto está basado en imagen motora en las que las sesiones constan de 60 imaginaciones de movimiento de cada mano de 4 segundos por movimiento. Se utiliza un análisis de discriminante lineal para la clasificación de señales en los paradigmas de P300, mientras que para el paradigma de IM se utiliza un patrón de espacio común para clasificar entre los dos

movimientos imaginados que los usuarios pueden realizar. 8 personas con SE y otros desórdenes de conciencia realizan pruebas con las diferentes metodologías: en la auditiva, 3 de los 6 voluntarios que realizan las sesiones consiguen una efectividad superior al 50% en al menos una sesión, siendo el nivel de chance de 12,5% (de cada 8 estímulos, solo 1 es el indicado para realizar la cuenta); en el paradigma vibrotáctil de dos estimuladores 4 personas de 6 superan el 70% de aciertos mientras que en el respectivo caso de tres estimuladores los 5 usuarios que completan al menos una sesión alcanzan la efectividad del 70% que se considera apropiada para un nivel de comunicación (Kübler y Birbaumer, 2008, p. 5); en cuanto a la metodología basada en IM 3 de 4 pacientes consiguen superar el nivel de chance del 50% (al tratarse de dos movimientos posibles, hay una probabilidad de 1/2 de que el patrón de espacio común clasifique correctamente al movimiento imaginado), siendo la metodología más demandante para los pacientes y destacando la importancia de la ejecución de una sesión de calibración cuando el usuario esté atento de modo de entrenar de forma más apropiada al clasificador. Se destaca de esta investigación que 7 de los 8 participantes logran una efectividad de un 80% en al menos uno de los paradigmas, resultando en un sistema que permite la comunicación mediante diferentes alternativas factibles.

Varona-Moya et al. (2015) desarrollan una silla de ruedas controlada por IM (ver Figura 13A), siguiendo el trabajo de Velasco-Álvarez, Ron-Angevin, da Silva-Sauer y Sancha-Ros (2013), con el objetivo de brindar movimiento autónomo a pacientes con ELA o SE. Se utiliza un casco de 10 electrodos para capturar las señales EEG, una aplicación de navegación que permite al usuario, mediante la imaginación del movimiento de la mano derecha, pasar de un estado inactivo (detención) a activo (movimiento de la silla de ruedas; observar Figura 13C) y seleccionar el desplazamiento a realizar (hacia adelante, hacia atrás, giro a la derecha o giro a la izquierda, como puede observarse en la Figura 13D) asistido con una retroalimentación audiovisual para los primeros entrenamientos y luego solo auditiva para los entrenamientos finales y las sesiones de prueba, y 11 sonares de reconocimiento de obstáculos que permiten crear un mapa del ambiente cercano a la silla de ruedas de modo de evitar colisiones. 5 voluntarios sin patologías realizan una primera sesión de entrenamiento intercalando 20 imaginaciones de movimiento de mano derecha y 20 descansos para controlar virtualmente un auto en una ruta evitando charcos de agua (ver Figura 13B), determinando aquellos que puedan lograr una efectividad del 70% para lograr el nivel de comunicación, configurando a un clasificador de análisis de discriminante lineal y obteniendo a través de un filtro de Butterworth las tres bandas de frecuencia entre 5 Hz y 17 Hz que logran la mejor efectividad. Los 3 participantes que logran dicho nivel de aciertos efectúan una segunda sesión de entrenamiento similar a la anterior recibiendo una retroalimentación en forma de sonido de agua cuando el auto pasa por el charco. Mediante esta etapa se vuelve a calibrar al clasificador considerando solamente los datos EEG a las bandas definidas previamente. En la tercera fase se controla una silla de ruedas virtual para seguir un trayecto determinado, realizando dos intentos, uno con retroalimentación audiovisual y otro solo auditivo, en la que el usuario escucha un zumbido en caso de no elegir el desplazamiento correcto (la silla de ruedas virtual se mueve solo cuando el movimiento elegido sea el correcto). Por último, los voluntarios ejecutan una prueba con la silla de ruedas que se desplaza 1 metro hacia adelante o hacia atrás y realiza giros de 90° hacia la derecha y hacia la izquierda, haciendo un trayecto ida y vuelta. Habiendo estimado un tiempo mínimo de 4 min 38 seg para la ida y 5 minutos para la vuelta (incluye el tiempo necesario para rotar la silla antes de iniciar el retorno), los participantes requieren de entre 5 min 46 seg y 14 min 55 seg para completar la ida y entre 7 min 18 seg y 8 in 20 seg para realizar el regreso. El primer participante incurre en 3 errores en

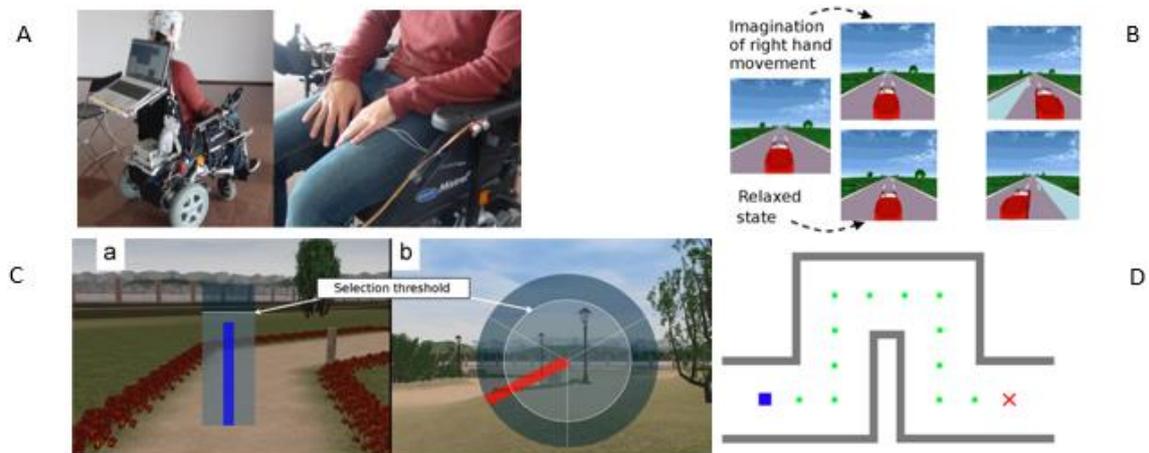


Figura 13: Paradigma de silla de ruedas controlada por IM.

Procedimiento de sesiones de rehabilitación. A: Capturas de la silla de ruedas. B: Interfaz utilizada para las primeras dos etapas de entrenamiento, en la que el usuario controla por IM el desplazamiento del auto. C: Interfaz utilizada para la tercera etapa de entrenamiento con retroalimentación audiovisual (a: en el estado inactivo, el usuario imagina el movimiento de la mano derecha entre 9 seg y 12 seg para elevar la barra azul y pasar al estado activo; b: en el estado activo, la barra roja rota, completando la vuelta durante 15 seg, y el usuario imagina un movimiento de la mano derecha para cargar la barra roja y seleccionar un desplazamiento). D: Trayecto a realizar en la tercera etapa de entrenamiento y en las sesiones de prueba.

Adaptado de Varona-Moya, S., Velasco-Álvarez, F., Sancha-Ros, S., Fernández-Rodríguez, Á., Blanca, M. J., & Ron-Angevin, R. (2015). Wheelchair navigation with an audio-cued, two-class motor imagery-based brain-computer interface system. *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, 174-177. <https://doi.org/10.1109/NER.2015.7146588> y Velasco-Álvarez, F., Ron-Angevin, R., da Silva-Sauer, L., & Sancha-Ros, S. (2013). Audio-cued motor imagery-based brain-computer interface: Navigation through virtual and real environments. *Neurocomputing*, 121, 89-98. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.11.038>

38 intentos (1 error en 18 intentos en la primera prueba y 2 errores en 20 intentos en la segunda), el segundo comete 1 en error en 18 desplazamientos de la ida (no logra completar la vuelta), mientras que el tercero equivoca 18 de los 54 intentos totales, destacando que 15 errores los comete en la primera ejecución y solo 3 en la segunda.

Saeedi, Chavarriaga y Millan (2017) realizan pruebas con una persona con SE causada por un ACV de modo de evaluar la factibilidad y rendimiento de un paradigma ICC basado en IM en diferentes sesiones. La metodología propuesta se basa en la necesidad de controles compartidos o grados de asistencia para contrarrestar inconvenientes de efectividad o resultados en la interfaz. El caso de este estudio apunta a ajustar parámetros del sistema mientras se lo utiliza. La investigación se divide en cinco fases utilizando una interfaz de juego (ver en Figura 14) controlada por una ICC de 16 electrodos para la captura de señales neuronales. En la 1° fase el usuario realiza 10 sesiones de 4 ejecuciones cada una de modo de cumplir el objetivo en el lapso de 10 segundos (denominado “situación común” por el equipo investigador de este experimento), con instancias de recalibración del clasificador en caso de reducciones de la efectividad por debajo del 50%, con el objetivo de fijar los parámetros del decodificador de IM. En la 2° fase el voluntario realiza 6 sesiones de 3 o 4 intentos cada uno. Obtiene un 63% de aciertos, 8% de errores, mientras que en el restante 29% el clasificador no logra determinar el movimiento imaginado. Descartando aquellos intentos indeterminados por el clasificador, el tiempo medio de envío de comando (tiempo en que se completa el objetivo) es de 3,1 segundos, con un 80% de aciertos en respuestas de hasta 3 segundos (respuestas

rápidas), destacando actividades de DRE contralaterales al movimiento imaginado en estas respuestas, y de 60% en respuestas largas (de 3 s a 10 s), determinando a ese lapso como el umbral entre respuestas rápidas y lentas para la siguiente fase. En la 3° fase se aplica asistencia adaptada en línea mediante sesiones que alternan ejecuciones con situación común, ejecuciones con asistencia adaptada mediante la estimación del tiempo para ejecutar el comando como base para determinar el tiempo para realizar la tarea, y ejecuciones con “lapso fijo” de 3 segundos, que surge de los resultados de la fase previa. En la 4° fase el usuario realiza sesiones de “situación común” debido a una interrupción del estudio durante 2 meses por problemas de salud del voluntario. En la 5° fase se repiten las sesiones de alternancia, en este caso intercalando ejecuciones de “situación común” (utilizadas para simular ejecuciones de “lapso fijo” para reducir la carga de trabajo al usuario) con asistencia adaptada. Se observa un nivel de acierto de la asistencia adaptada del 58% en Fase 3 y 60% en Fase 5, mayor al 30% y 42% respectivos para el caso de “lapso fijo”, resultando una alternativa beneficiosa para el voluntario. Además, sin tener en cuenta los intentos no clasificados, comparando la efectividad de comandos (porcentaje de intentos correctos sobre el total de comandos que pudieron ser calificados), obtiene mejores resultados que el nivel de chance estimado por una asistencia aleatoria. Se destaca que con el método de “lapso fijo” el usuario comete menor cantidad de errores respecto de la asistencia adaptada, aunque con “lapso fijo” se presentan mayor cantidad de comandos no clasificados.

So et al. (2018) realizan un estudio con una paciente con ELA, el cual consta de dos partes. En la primera se ejecutan 8 sesiones de 12 ejecuciones sin retroalimentación en las que la voluntaria imagina movimientos de la mano derecha, mano izquierda o bien descansa (no imagina movimientos) a partir de instrucciones audiovisuales mediante un sonido que indica el movimiento que debe imaginar y viendo en pantalla la mano cuyo desplazamiento debe imaginarse. En la segunda parte se incorpora una retroalimentación al sistema de IM de dos clases (para distinguir la imaginación del movimiento de la mano derecha con el descanso), realizando 10 sesiones de entre 5 y 10 intentos para controlar un cursor, en el que las instrucciones podrán ser desplazar el cursor hacia la derecha (mediante IM de la mano derecha, denominado “intentos de mano derecha”) para insertarlo en un área determinada en

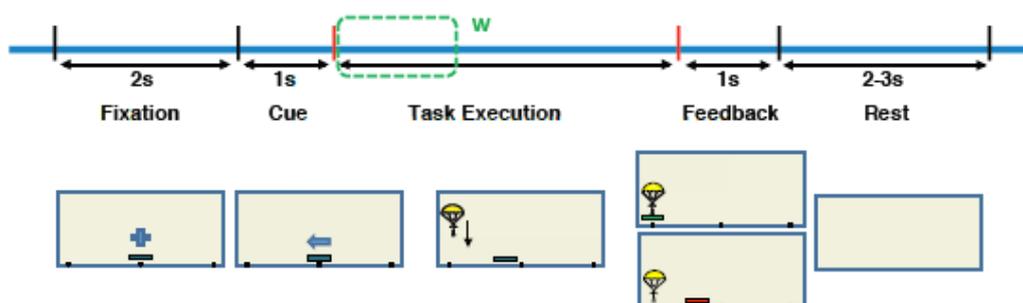


Figura 14: Interfaz de juego basada en IM.

El usuario debe llevar la plataforma (rectángulo azul) a la posición correcta (borde derecho o borde izquierdo) para lograr el aterrizaje seguro de un paracaidista, en un tiempo límite para cumplir el objetivo. El desplazamiento de la plataforma se determina según la salida del clasificador IM. Tomado de Saeedi, S., Chavarrriaga, R., & Millan, J. del R. (2017). Long-Term Stable Control of Motor-Imagery BCI by a Locked-In User Through Adaptive Assistance. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(4), 380-391. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2016.2645681>, p. 383

15 segundos, o bien descansar (no imaginar movimientos, denominado “intentos de descanso”) para mantener al cursor dentro del área durante 10 segundos. La retroalimentación consta de una decodificación y clasificación, mediante algoritmo de patrón de espacio común, del movimiento cada 0,1 segundos a realizar a partir del análisis de datos obtenidos en los 2 segundos previos. En cada sesión se aplica un determinado nivel de asistencia de modo de corregir ciertas decodificaciones incorrectas (el nivel se determina mediante un porcentaje que representa la probabilidad de realizar dicha corrección). En la cuarta sesión, con un nivel del 50%, la usuaria comete solo un error en 5 intentos de descanso (ningún error en 5 intentos de mano derecha), con una efectividad de calificaciones del 59,3% (aumentada al 73,4% mediante la asistencia). En la quinta sesión, con un nivel del 40%, la persona logra completar los 5 intentos de descanso y 4 de los 5 realizados de mano derecha, con una efectividad de decodificaciones del 65,2% (aumentada al 74,8% mediante la asistencia). En la sexta sesión, sin asistencia, consigue completar 3 de los 5 intentos de mano derecha, pero falla todas las ejecuciones de descanso, consiguiendo un 49,8% de aciertos en las decodificaciones. Para la séptima sesión, aplicando una asistencia del 30% solo para los intentos de descanso, logra completar correctamente todos los intentos con una efectividad del 80,8%. En la octava sesión, de nuevo sin asistencia, se observa una mejora respecto a la sexta, completando 4 de 5 intentos de mano derecha y 3 de 5 de descanso, logrando un nivel de acierto de las calificaciones de movimiento del 68,3%. Tanto en las pruebas con y sin retroalimentación se observan niveles de energía de oscilación diferentes de las frecuencias theta, de 4 Hz a 7 Hz, entre el descanso y la imaginación de un movimiento, logrando efectividades de clasificaciones mayores al nivel de chance, aunque, para el estudio sin retroalimentación, las ondas de imaginación del movimiento de la mano derecha es similar a la correspondiente a la mano izquierda, siendo su nivel de aciertos similar al nivel de chance, por lo que el modelo no es capaz de diferenciar entre esos desplazamientos. En el estudio con retroalimentación, se destaca una correlación positiva entre la energía de las ondas theta al imaginar un movimiento de la mano derecha y la efectividad de los intentos realizados de este desplazamiento, así como una correlación negativa entre la energía theta al no imaginar movimientos con la efectividad de ejecuciones de descanso. A partir de los resultados de la sexta y octava sesiones, los investigadores señalan que, mediante práctica, la usuaria aprende como controlar la actividad mental en caso de una decodificación incorrecta para evitar futuros errores en la ejecución y conseguir mayores efectividades.

A partir del análisis de estas investigaciones, se puede observar que las aplicaciones ICC basadas en IM brindan soluciones que permiten mejorar la calidad de vida de una persona con ELA o SE. Otorgan la posibilidad de rehabilitar funcionalidades corporales, así como activar actividades neuronales al imaginar movimientos que sirven como datos de entrada para controlar dispositivos de comunicación binaria (en casos de sistemas de dos clases, que permiten clasificar entre dos movimientos) o de desplazamiento (para sistemas de más de dos clases), reduciendo barreras para realizar actividades cotidianas.

### 3.2.2. Otras aplicaciones y optimizaciones de la interfaz

En esta sección se analizan diferentes herramientas y metodologías utilizadas en sistemas ICC basados en IM que, aunque no sean productos diseñados específicamente para personas con discapacidad, aplican métodos de optimización de la interfaz que pueden implementarse en diseños enfocados a usuarios de interés en nuestro estudio. Algunos proponen diversos algoritmos de machine learning utilizados para reducir el costo computacional de la ICC mediante métodos de reducción de dimensionalidad de los datos, mientras que en otros casos se busca aprovechar la experiencia de otros usuarios para predecir el comportamiento de la ICC con otra persona. Otros estudios se focalizan en cómo las retroalimentaciones y respuestas que observa un usuario pueden ayudarle a mejorar su efectividad en el uso de la interfaz. A continuación, se hace mención dichas aplicaciones, su funcionamiento y los experimentos realizados con estos diseños.

Christensen, Holm y Puthusserypady (2019) diseñan una ICC de cinco clases, para clasificar cinco tipos de movimiento diferentes, con el objetivo de desarrollar un dron de cinco grados de libertad. Mediante un banco de filtros de patrón de espacio común de modo se dividen las señales de entre 4 Hz y 34 Hz en una determinada cantidad de bandas. Basados en una implementación ganadora de una competencia al lograr mayor efectividad que otras, los autores proponen, a diferencia de dicha metodología en las que las divisiones de banda se realizaban manualmente (Ang, Chin, Wang, Guan y Zhang, 2012), determinar las bandas óptimas a partir de un algoritmo de búsqueda de red, utilizada para la búsqueda de valores óptimos de parámetros de configuración de un sistema. La clasificación se efectúa mediante una máquina de soporte vectorial. Con el objetivo de evaluar la efectividad de esta metodología de identificación de las fuentes de las señales neuronales, 9 personas sin discapacidades imaginan movimientos de pies, lengua, mano izquierda y mano derecha simulando un sistema de cuatro clases, de modo de comparar con la metodología ganadora. Capturando datos de 25 electrodos, se obtiene una efectividad promedio del 68,5%, apenas superior al 67,8% promedio de la investigación que se utiliza como comparación, destacando diferencias de efectividad significativas (mayores al 3%) en tres de los voluntarios. Seguido a ello, con el propósito de verificar la factibilidad del diseño de cinco clases propuesto por los autores, 10 personas sin patologías imaginan movimientos de mano izquierda, mano derecha, pies, lengua y descanso (cada uno representando los cinco grados de libertad que tendrá el dron), que se capturan por 16 electrodos. Los movimientos duran 4 segundos luego de recibir una orden visual. De modo de entrenar tanto al clasificador como a los usuarios y con el propósito de lograr mejores efectividades, los participantes reciben una retroalimentación en pantalla indicándoles si el movimiento que imaginan es el correcto, si el clasificador lo determina correctamente, o bien, al finalizar una sesión de 20 movimientos, el porcentaje de aciertos. Se promedia una efectividad de 41,8%, duplicando el nivel de chance de 20% (el nivel de chance se obtiene como la inversa de la cantidad de resultados que puede determinar el clasificador; en este caso, al haber 5 posibilidades, este nivel será  $1/5 = 20\%$ ). Solo un voluntario no logra superar el nivel de chance.

Existen diversos estudios relacionados con la influencia de emitir retroalimentaciones positivas o negativas durante sesiones de entrenamiento o de prueba en el rendimiento de los usuarios de ICC. Gonzalez-Franco, Yuan, Zhang, Hong y Gao (2011) realizan un experimento de dos etapas con 8 voluntarios que no utilizaron sistemas ICC previamente. En cada una las personas realizan 132 imaginaciones de movimiento de mano derecha o izquierda (según la instrucción

que reciba visualmente), recibiendo retroalimentación en las últimas 66. La respuesta recibida es falsa, sin corresponderse con una evaluación real. En una etapa el usuario observa un 80% de respuestas positivas (denominada condición de retroalimentación positiva) y en la segunda un 30% de retroalimentaciones positivas (denominada condición de retroalimentación negativa). A partir del análisis del porcentaje de aciertos de cada participante en cada etapa, y comparando la efectividad de las ejecuciones con aquellas que no muestran una retroalimentación, se refleja una mejoría significativa en la efectividad para aquellos que en la primera etapa han conllevado la condición negativa. Por otro lado, a medida de avanzar en la etapa y realizar más pruebas, se determina un mejor nivel de aprendizaje durante la condición de retroalimentación negativa, debido a mayores modulaciones del ritmo de frecuencia mu (medido como la relación de la energía de dicha frecuencia entre dos electrodos diferentes). Con ello, los autores señalan que aquellas personas sin experiencia previa con aplicaciones ICC tendrían mejores rendimientos durante el entrenamiento con estos sistemas si reciben respuestas incorrectas, aumentando el esfuerzo a completar correctamente una tarea sin llegar a niveles considerables de frustración.

Alimardani, Nishio e Ishiguro (2014) realizan una investigación con un sistema ICC cuya interfaz muestra dos manos, con el objetivo de evaluar el nivel de ilusión de un usuario de tener control corporal sobre esas manos virtuales según la respuesta visual que recibe de dicha interfaz. Desarrolla dos estudios. El primer estudio, con 40 voluntarios que no realizaron experimentos con ICC previamente, se realizan 3 sesiones de prueba de 20 imaginaciones de movimiento de mano derecha o izquierda, según el encendido de una bola virtual que indica la mano cuyo movimiento debe imaginarse (ver Figura 15). La interfaz podría responder en forma diferente según cada sesión: “fija”, cuando las manos virtuales no se mueven luego de la clasificación del movimiento imaginado; “correcta”, cuando el usuario visualiza el movimiento de la mano virtual solo cuando se imagina el movimiento de la mano correcta; y “pura” cuando el participante observa a la mano virtual moverse según la imaginación calificada, aun cuando fuera incorrecta. Luego de cada sesión, se simula una inyección a la mano virtual izquierda para determinar si la sensación de control corporal causa una sensación de dolor en la mano del participante (se colocan electrodos de respuesta de conductancia de la piel en la palma izquierda para dicho efecto). Luego, los usuarios contestan dos preguntas: 1) si cuando se simulaba la inyección al robot sintió que su mano recibió dicha sensación; 2) si mientras estaba operando al brazo virtual a lo largo de la sesión sintió que fueran sus propias manos. Ambas preguntas se responden con una escala del 1 (no se sintió para nada) al 7 (se sintió fuertemente). En ambas preguntas, “correcta” obtuvo la mayor calificación (promedio de la Pregunta 1: 4,38, contra 3,13 para “pura” y 2,83 para “fija”; promedio de la Pregunta 2: 5,15, contra 4,18 para “pura” y 2,93 para “fija”). Además, se observa una correlación positiva entre la puntuación de la Pregunta 1 de un usuario y su efectividad únicamente para el caso de las sesiones de respuesta “correcta”, deduciendo que la habilidad del usuario en realizar tareas de IM y su rendimiento están asociadas con la intensidad de ilusión de control corporal. El segundo estudio, con otros 16 participantes que no han participado en estudios con ICC, utilizan la misma interfaz del primer experimento para completar cuatro sesiones de 40 ejecuciones de IM. En cada sesión, el usuario observa respuestas “puras” en las últimas 20 imaginaciones, mientras que en las primeras 20 la respuesta se corresponde a uno de estos estilos, elegido aleatoriamente para cada sesión: “pura”, “correcta”, “positiva” (retroalimentación falsa en la que en el 90% de las ejecuciones el usuario observa el movimiento de la mano cuyo movimiento debería haberse imaginado, sin importar lo hecho

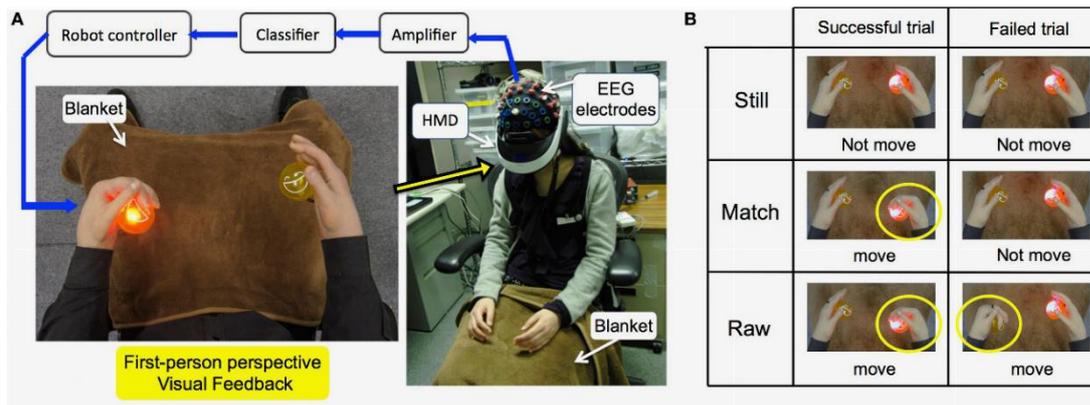


Figura 15: Interfaz de manos virtuales.

A: Equipamiento e interfaz utilizadas: el usuario se coloca un casco de realidad virtual posicionando sus manos en una manta, observando a través del casco dos manos que sostienen una bola cada una; la bola que brille indica la mano cuyo movimiento debe imaginarse. B: Formas de respuesta: Fija (Still), en la que luego de la IM, la mano virtual correspondiente al movimiento imaginado permanece inmóvil; Correcta (Match), en la que luego de la IM, la persona observa el movimiento de la mano virtual solamente si el clasificador detecta el movimiento correcto a realizar; Pura (Raw): en la que luego de la IM, el voluntario visualiza a la mano virtual haciendo el movimiento de agarre del lado donde se imagina el movimiento, aún si dicha imaginación hubiese sido de la mano incorrecta (la contraria a la de la bola brillante). Tomado de Alimardani, M., Nishio, S., & Ishiguro, H. (2014). Effect of biased feedback on motor imagery learning in BCI-teleoperation system. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 8. <https://doi.org/10.3389/fnsys.2014.00052>, p. 3

por el usuario) y “negativa” (retroalimentación falsa en la que en el 20% de las ejecuciones el usuario observa el movimiento de la mano cuyo movimiento debería haberse imaginado). Se evalúa la efectividad de las últimas 20 ejecuciones de cada sesión y, finalizada la misma, la distribución de características de IM izquierda y derecha en cada sesión, las cuales podrían modificarse a lo largo del experimento debido a la recepción de retroalimentaciones sesgadas y la experimentación de ilusión de control corporal. Se determina para cada mitad de las sesiones el parámetro de Fisher (J), que relaciona la distancia del vector de parámetros de las clases de mano derecha y mano izquierda y las varianzas de dichas clases (a mayor relación, menor dispersión de las características y mayor diferencia entre clases, logrando una mejor probabilidad de clasificación) y se calcula el cociente entre el J de las últimas 20 ejecuciones respecto al J de los primeros 20 intentos. Se determina un mayor cociente, y por lo tanto una mayor variación del nivel de clasificación y mejor nivel de aprendizaje, para el caso en el que las primeras 20 ejecuciones se ha realizado observando respuestas “positivas”, aunque 2 de los participantes obtuvieron mejores resultados en la sesión cuya primera mitad de intentos observan respuestas “negativas”. Contrario a lo que dicen Gonzalez-Franco et al., (2011), en este estudio no se determina una mejoría para los usuarios si ellos reciben respuestas incorrectas. Los autores señalan que la retroalimentación negativa impide que la persona tenga una sensación de control corporal y que las respuestas sesgadas pueden contribuir a un aprendizaje más rápido para completar tareas de IM. Determinan que aquellas personas que no tengan conocimientos del uso de estos sistemas podrán adaptarse a los mismo más rápida y eficazmente si se les presentan respuestas reales, y pueden ser asistidas durante sesiones de entrenamiento con respuestas sesgadas positivamente, aunque se debe tener en cuenta la personalidad del usuario para que este método de entrenamiento le sea de utilidad. Luego de estas experimentaciones, Alimardani, Nishio e Ishiguro (2018) indican que en un protocolo de

entrenamiento en sistemas ICC se deben considerar retroalimentaciones realistas para que el usuario observe en la interfaz un desplazamiento consistente con el movimiento imaginado y el empleo de realidad virtual con respuestas sesgadas positivamente de modo de ayudar a un nuevo usuario a manejar más eficazmente el sistema. A partir de ello, Penalzoza, Alimardani y Nishio (2018) diseñan un protocolo de entrenamiento basado en la retroalimentación de androide (“Protocolo Androide”). A diferencia del tradicional en el que primero se calibra el equipo y luego se realizan las sesiones de entrenamiento y prueba, en el Protocolo Androide se inicia con un preentrenamiento en el que los voluntarios realizan IM seguido de acciones motrices cinestésicas para cumplir una tarea, en la que al observar el encendido de una de las bolas virtuales (ver Figura 15A), imaginan un movimiento de agarre por 2 segundos y luego ejecutan dicho movimiento con la asistencia de sensores colocados en cada mano para enviar el control al robot que emitirá la respuesta visual. Luego los usuarios realizan la etapa de entrenamiento sin sensores y realizando solamente IM, con una respuesta sesgada positivamente por parte de la interfaz, tal que en el 90% de los intentos el voluntario verá moverse a la mano virtual correcta, aún si ha imaginado el desplazamiento de la otra mano. En la tercera fase cada usuario vuelve a realizar imagen motora de modo de configurar al clasificador de patrón de espacio común, pero sin observar respuestas en la pantalla. La última etapa del protocolo consta de la evaluación de la interfaz. En cada etapa las personas realizan 40 intentos. Participan 27 voluntarios, de los cuales 14 practican el “Protocolo Androide” y el resto se somete al protocolo tradicional. Se observa que el “Protocolo Androide” genera una mayor relación entre DRE y SRE, lo que conlleva a un manejo más eficaz de la IM, con mejores efectividades (61,38% promedio en la etapa de evaluación para el Protocolo Androide contra 52,38% del tradicional). Luego de la sesión, los voluntarios son consultados por si han sentido que las manos del robot fueran sus propias manos, con una escala de 1 a 7, tal como en la investigación de Alimardani et al. (2014). En promedio, la puntuación obtenida para el “Protocolo Androide” es de 4,85, mayor que 3,76 que obtiene el protocolo tradicional.

Zhu et al. (2019) proporcionan un marco que permita el uso de ICC basadas en IM sin entrenamiento, a través del aprendizaje automático profundo, mediante la transferencia de aprendizaje a partir de datos de otros usuarios. De modo de reducir la dimensionalidad de los datos se aplica un filtro de espacio común como método de extracción de características. Para mantener la información variable en el tiempo de este tipo de clasificador y codificar sus canales, en vez de realizar una normalización logarítmica, se diseña una red convolucional de canales separados. Luego una red convolucional se encarga de la clasificación de las características combinadas. El modelo es capaz de organizar la información de usuarios anteriores para predecir los datos de uno nuevo, construyendo los filtros de patrones de espacios comunes al tomar los datos de entrenamiento, capturando los cambios temporales de las señales EEG no estacionales que reflejan las actividades cerebrales durante la realización de una tarea. Esta información se codifica con convoluciones unidimensionales para capturar la información de cada canal de patrón de espacio común, eliminando datos redundantes y reduciendo la dimensionalidad. Por último, las salidas de los codificadores se concatenan para reconocer similitudes y diferencias en las actividades cerebrales al realizar tareas semejantes o distintas, respectivamente. Se realizan estudios con 25 personas sin patologías que ejecutan 100 intentos de imagen motora en etapa de entrenamiento y otros 100 en fase de prueba, de 5 segundos cada uno, con un intervalo de 5 segundos entre ejecuciones. Mitad de las imaginaciones corresponden a la mano derecha y mitad a la mano izquierda. Además, incorporan en la investigación un conjunto predefinido de datos de 9 voluntarios que realizan 5 sesiones de IM de ambas manos. Para incrementar la capacidad de generalización y lograr la

transferencia de aprendizaje para nuevos usuarios, los datos de entrenamiento de cada voluntario surgen de las señales EEG captadas de los otros 24 participantes de modo de obtener las características para dicha etapa, mientras que las señales del usuario en cuestión se filtran para conseguir las características de la fase de prueba. Se compara la efectividad y tasa de transferencia de información con otras metodologías (vecinos más cercanos, regresión lineal, análisis de discriminante lineal y máquina de soporte vectorial), en primer lugar sin tener en cuenta la transferencia de aprendizaje, consiguiendo un 73% de aciertos y una tasa de transferencia de información (TTI) de 3,33 con los datos tomados por los investigadores (superando a todas las otras herramientas) y un 64% de efectividad y una tasa de 0,83 con el conjunto predefinido (regresión lineal y análisis de discriminante lineal consiguen un 65% de efectividad a una tasa de 1,21). Por otro lado, evaluando el método propuesto con transferencia de aprendizaje se consigue un 73% de efectividad con una TTI de 3,41 con los 25 voluntarios (mayor que todas las otras metodologías; la máquina de soporte vectorial resulta la mejor metodología entre las que se utilizaron para comparación, con una TTI es de 2,03 y 68% de aciertos), mientras que con el conjunto predefinido de datos se logra un 64% de aciertos (las demás herramientas no superan el 50%) a una tasa de transferencia de información de 0,83 (las otras apenas alcanzan una TTI de 0,02). También se determina que el diseño de separación de canales resulta beneficioso al compararlo con la misma metodología propuesta en el estudio, aunque con un solo codificador que cubra todos los canales de patrón de espacio común, el cual alcanza con la transferencia de aprendizaje una efectividad del 71% a tasa de 2,83 con el experimento sobre los 25 participantes, y un 62% de aciertos con una TTI de 0,69 para el caso del conjunto predefinido de datos.

Yang et al. (2019) toman los datos de EEG en forma de imagen, en la que cada canal representa a un pixel, de modo de clasificar IM mediante una red neuronal convolucional. Realiza un estudio de 5 semanas con una paciente con ELA. Se toman las señales cerebrales mediante 40 electrodos, de los cuales 30 de ellos se utilizan para el análisis. La voluntaria realiza IM de la mano derecha para desplazar un cursor, o bien mantiene al cursor fijo durante períodos de reposo (sin imaginar movimiento alguno). Los 30 canales analizados se ordenan en una matriz de 6 x 5 y los datos se convierten a una matriz tridimensional de 6 x 5 x N, siendo N la cantidad de cuadros en un intento. Se decodifica cada 0,1 segundos (25 cuadros) según la información captada en los 2 segundos previos (500 cuadros). Se filtran las señales EEG con 10 filtros pasa banda de 0,5 Hz a 4 Hz (onda delta, frecuencia en donde se pueden hallar diferencias entre distintos estados de imagen motora) y luego a 40 Hz con pasos de 4 Hz, convirtiendo los datos a una matriz de 6 x 5 x 10, formando una imagen a color de la muestra de entrenamiento, para luego aplicar un recorte con un algoritmo de ventana deslizante de 500 cuadros. A estos datos se le realiza un submuestreo de 500 a 250 cuadros, obteniendo una muestra de 6 x 5 x 250 filtrada por 64 filtros en la capa convolucional, tanto por un núcleo bidimensional de 6 x 5 como por uno tridimensional de 6 x 5 x 5. Se logran mejores efectividades en las sesiones de las primeras tres semanas, en las cuales se presenta una mayor correlación de entropía espectral entre los estados de imaginación de movimiento y no imaginación, es decir, mayor diferencia de actividad, en la banda delta, demostrando que dichas señales de hasta 4 Hz son de utilidad para una mejor calificación (de no tenerse en cuenta, el nivel de aciertos se reduciría en un 7% aproximadamente), superando el 70% de aciertos tanto con el núcleo bidimensional como con el tridimensional, mientras que en las últimas dos semanas la efectividad apenas alcanza el 60%. En promedio, con el núcleo bidimensional se consigue un 68,38% de clasificaciones correctas, apenas superior al 65,94% con el núcleo tridimensional, lo cual no representa una diferencia significativa. Comparando

con un banco de filtros de patrón común de espacio, el método propuesto lo supera en efectividad en un 13,29% (haciendo la comparativa con el caso del núcleo bidimensional).

Niranjani y Sivachitra (2017) utilizan un algoritmo de machine learning basado en redes neuronales de impulsos como clasificador de señales de IM. El aprendizaje de la red se logra mientras se procesa la información (online). El agregado de neuronas a la red, la quita de impulsos o conexiones entre neuronas y la actualización de los pesos de cada conexión se analiza según el tiempo de los impulsos. Si una neurona emplea un tiempo mayor a un umbral máximo definido debido a la información que debe transmitir a las neuronas de la siguiente capa, se añadirá una nueva neurona, mientras que se quitará una conexión de una neurona si ocurre que otra de la misma clase envía información con tiempos de excitación cercanos a un umbral mínimo definido. A partir de un conjunto de datos predefinido, de los cuales la mitad se utiliza en etapa de entrenamiento y la otra mitad en fase de prueba, obtiene una efectividad del 72,4%, resultando superior, aunque similar, a otros métodos de aprendizaje utilizados para la clasificación, pero utilizando una red menos compleja por cantidad de neuronas, al poseer solo 3 neuronas en las capas ocultas (los demás algoritmos requieren al menos 10 neuronas ocultas).

Según ciertos estudios, la espectroscopía de infrarrojo cercano (EIC) permite adquirir señales de diferentes regiones cerebrales para identificar tareas mentales diferentes (Naito et al., 2007; Naseer y Hong, 2015). A partir de ello, Noori, Naseer, Qureshi, Nazeer y Khan (2017) proponen un algoritmo genético combinado con una máquina de soporte vectorial para obtener un conjunto óptimo de características a partir de las señales EIC de modo de realizar una clasificación efectiva con un menor costo computacional. Cinco voluntarios sin patologías realizan tres tandas de imaginación de movimiento de la mano derecha durante 20 segundos, seguidas de 20 segundos de descanso. Con el objetivo de aumentar la efectividad de clasificación, se promedia la concentración de oxihemoglobina tomada a través de 12 canales, evaluando la toma de datos a partir de ventanas de 10 segundos (la primera de 0 seg a 10 seg, la segunda de 6 seg a 15 seg y la tercera de 11 seg a 20 seg), trabajando también con una ventana de datos de 20 segundos. Se consideran seis propiedades estadísticas en el dominio del tiempo, tales como la media, el pico, la pendiente, la varianza, la curtosis y la asimetría. Para tomar el conjunto óptimo de dos o tres características, se aplica un algoritmo genético de mutación agresiva. La efectividad de clasificación de los individuos generados se evalúa con una máquina de soporte vectorial. Luego de 10 iteraciones, se obtiene la combinación más óptima. La ventana de datos más efectiva resulta la de 11 seg a 20 seg, que obtiene niveles de acierto superiores al 91% para los 5 usuarios, tanto para 2 como para 3 características.

S. Kim, D. Kim y L. Kim (2019) desarrollan un método de optimización de sistemas ICC basados en IM a través de las detecciones de potenciales relacionados a errores, los cuales aparecen cuando el usuario de una interfaz detecta que el sistema controlado no realiza una acción deseada. En el experimento realizado, 10 voluntarios sin patologías realizan 5 sesiones de 60 intentos de imaginación de movimiento de mano derecha o izquierda durante 3 segundos para controlar virtualmente el desplazamiento de un robot (si el usuario imagina un movimiento de agarre con la mano derecha, verá en una pantalla un robot trasladándose hacia la derecha). El 30% de los intentos son intencionalmente configurados para que la retroalimentación que observe la persona sea incorrecta (si imagina el movimiento de la mano derecha, verá al robot moverse a la izquierda). Se obtienen datos de 64 electrodos a 2048 Hz, que se comprimen a 21 Hz, 64 Hz, 128 Hz y 256 Hz. Se evalúan datos con ventanas de 400 ms, 600 ms, 800 ms y 1 segundo, mientras que la captura de características de potenciales relacionados a errores se

analiza con 8 o 16 canales y se clasifican mediante dos métodos: análisis de discriminante lineal, de bajo requerimiento computacional, y análisis de dominio espacio-temporal, que resulta efectivo con un tamaño de muestra pequeño al construir una matriz de características espaciales y otra de características temporales. Se determina una mayor efectividad con un muestreo a 21 Hz y con una clasificación mediante análisis de dominio espacio-temporal, logrando niveles de acierto mayores al 65% promedio, contra una efectividad inferior al 55% para el análisis de discriminante lineal. Realizando una comparativa de tres intentos para cada usuario, los autores indican que para aquellos voluntarios que obtienen mejores resultados (efectividades superiores al 90% en el segundo y tercer intento) en cada intento se detecta con claridad los potenciales relacionados a errores, mientras que para aquellos que obtienen niveles de aciertos bajos (efectividad menor al 50% en el segundo intento) no se logra detectar dicho potencial por falta de concentración en la tarea o bien por no observar adecuadamente que el robot realiza el movimiento incorrecto, determinando que, además de optimizar el algoritmo, para que el sistema funcione adecuadamente el usuario debe prestar atención a lo que realiza dicha interfaz.

Olias, Martin-Clemente, Sarmiento y Cruces (2019) proponen mejorar la efectividad de sistemas basados en imagen motora reduciendo los artefactos de las señales EEG, que son interferencias que provocan variaciones en las señales que afectan el rendimiento de la interfaz. Para ello, desarrollan un algoritmo iterativo de cálculos de covarianzas de las señales para estimar la energía de las fuentes que generan SRE al activarse y DRE cuando no están activas, a través del cálculo de un factor de normalización de dicha energía. Considerando que la señal generada posee artefactos, dicho factor será el resultado de sumas de componentes de señales EEG propiamente dicha y las interferencias. Para el caso que la componente del artefacto sea la dominante en la señal obtenida, la matriz de covarianza se simplifica en autovalores y autovectores mediante descomposición en valores singulares. Debido a que en tareas de IM las señales EEG están correlacionadas, la mayor parte de la energía de esa señal surge de pocas direcciones (Bhavsar et al., 2018). Como los artefactos no están correlacionados con la señal, se distribuyen en varias direcciones y se alinean a los autovalores menos significativos de la matriz de covarianza, con valores cercanos a 0. El factor de normalización depende de la inversa de dicha matriz, por lo que su valor aumentará cuando los autovalores sean cercanos a 0. Por lo tanto, el factor de normalización será mayor cuando la señal posea una fracción considerable de artefactos. Dicho factor se encarga de atenuar las interferencias en cada iteración. Para demostrar la aptitud de su algoritmo, se toma un conjunto predefinido de datos de 288 pruebas sobre 9 usuarios. Aprovechando que dicho conjunto posee información de cuáles son las señales contaminadas con artefactos, se determina la efectividad luego de aplicado el algoritmo, comparándolo con aquella que se obtiene sin la reducción de interferencias. El algoritmo logra aumentar el nivel de acierto de un 77,21% al 78,71% para las señales sin interferencias, mientras para aquellas contaminadas se incrementa la efectividad de un 75,56% al 78,95%. La propuesta permite reducir el ruido en las señales EEG con un proceso que requiere pocas iteraciones para lograr dicha atenuación y sin utilizar parámetros de control para el entrenamiento del algoritmo, resultando en un costo computacional bajo.

Park y Chung (2018) señalan que “en un proceso de clasificación de imagen motora, se activan diferentes regiones para cada persona” (p. 1), y tomando en cuenta que los patrones de conectividad de los canales EEG son regionales (He et al., 2011), estudian un método de mejora de la efectividad de clasificación de IM haciendo foco en señales EEG regionales. Se obtienen las características de los datos a partir de un algoritmo de patrón de espacio común

que combina los datos obtenidos por un canal determinado con otros adyacentes que conforman una región, consiguiendo dos características por cada canal. Se evalúa esta metodología con 5 voluntarios y se toman las señales a partir de 18 canales, realizando una división en 11, 12, 13 y 14 regiones. Para el caso de 12 regiones, utilizando un conjunto predefinido de datos, se logra una efectividad promedio del 84,52%, superando otras metodologías basadas en patrón de espacio común.

Wen y Huang (2017) indican que “el EEG está afectado a factores físicos y psicológicos de las personas, por los que los métodos de machine learning no resultan muy confiables en sistemas ICC online” (p. 962). Para el caso de ICC basados en imagen motora, el sistema usa en experimentos online datos fijos ya adquiridos sin ninguna retroalimentación. Los autores proponen la utilización de un algoritmo capaz de ajustar parámetros a partir del ingreso de nuevos datos, seleccionando aquellos preferibles automáticamente, incrementando la calidad de los datos y aplicándolos para el reaprendizaje de un discriminante lineal incremental. Para recolectar los datos útiles, evitando incorporar al análisis aquellos intentos en los que el voluntario no haya prestado suficiente atención, los datos de un intento se añaden a un contenedor si la efectividad obtenida es mayor a un umbral, el cual se recalcula para luego utilizar una máquina de soporte vectorial que calcula el vector soporte de cada uno de los 16 coeficientes de un modelo autorregresivo lineal el cual, a partir de un dato particular, permite modelar datos previos. Al iniciar el experimento, como no conocen los valores de los parámetros de clasificación, se ejecuta el algoritmo de análisis de discriminante lineal, suponiendo que todos los datos tienen la calidad adecuada para usarlos en el reaprendizaje. Luego la máquina de soporte vectorial determina los coeficientes de autorregresión para incrementar el umbral del contenedor hasta evaluar una cantidad determina de datos, momento en que se reinicia el proceso de aprendizaje en modo iterativo. Se realizan dos sesiones con 8 participantes, obteniendo una efectividad promedio del 64,3%, con la particularidad que 7 de los voluntarios incrementaron su nivel de acierto en la segunda tanda.

A partir de los resultados obtenidos en cada investigación, cada uno de estos algoritmos otorgan mayores efectividades a un sistema ICC. A partir de lo estudiado por Alimardani, Nishio e Ishiguro (2018), es recomendable que la interfaz permita al usuario, observar un movimiento realista y similar al que imagina, de modo de percibir un mayor control sobre el sistema.

### 3.3. OTRAS TÉCNICAS DE DETECCIÓN

A través del relevamiento realizado aplicando la metodología de búsqueda mencionada en la sección 2.4, se observa una mayor relevancia de estudios y desarrollos de aplicaciones ICC basados en P300 e IM, por lo que esta investigación adopta un análisis enfocado en dichas técnicas. Sin embargo, se hallan otras técnicas de detección investigadas para el diseño y uso de sistemas ICC, las cuales se detallan a continuación.

Los potenciales visuales (PV) son modulaciones de la actividad cerebral que ocurren en la corteza visual luego de recibir un estímulo (Galloway, 1990). Según la frecuencia del estímulo, pueden clasificarse en transitivos (PVT) si es menor a 6 Hz, y de estado estable (PVEE) si es mayor a dicha frecuencia. Un PVT se genera ante una llegada al ojo de un estímulo con saltos

repentinos (Basar et al., 1999), suele aplicarse para el estudio de las regiones cerebrales correspondientes a la vista y determinar el tiempo en que el estímulo llega a la corteza occipital, lo que permite diagnosticar casos de esclerosis múltiple (Vialatte et al., 2010). Un PVEE se genera al recibir un estímulo prolongado en el tiempo que provoca un potencial de amplitud constante durante un período largo (Regan, 1989). Al ser menos susceptibles a artefactos (Perlstein et al., 2003), el PVEE se utiliza en aplicaciones de neurociencia y en sistemas ICC. Los diseños orientados a la neurociencia cognitiva se utilizan en la investigación de procesos neuronales que subyacen de la actividad rítmica cerebral (Nunez, 1995), tales como estudios de atención visual al observar luces parpadeantes de diferentes colores (Morgan et al., 1996; Müller et al., 2006), o bien la capacidad de retener representaciones mentales mediante la ejecución de tareas de memorias de trabajo que reducen la amplitud del PVEE (Perlstein et al., 2003), mientras que en investigaciones de neurociencia clínica el PVEE se utiliza como técnica de detección de señales cerebrales para el estudio de deficiencias neurodegenerativas, como el Alzheimer (Jacob et al., 2002), así también como en estudios de trastornos del espectro autista, en los que se determina que para personas con dicha afección se observan una mayor variabilidad en los PVEE luego de recibir un estímulo respecto al grupo de control (Belmonte, 2000). Para los casos de aplicaciones ICC, la metodología de detección PVEE se toma como paradigma en ICC dependientes, aquellas que requieren un control neuromuscular de la cabeza o de movimientos oculares, e independientes, controladas por la atención del usuario, que representan una alternativa posible para personas con ELA o SE (Allison et al., 2008; Vialatte et al., 2010; Zhang et al., 2009). Esta metodología logra mejores tasas de transferencia de información respecto a otras técnicas de detección al provocar las señales de PVEE a través de un estímulo externo (visual) que resultan más controlables que los estímulos internos (Vialatte et al., 2010) y por resultar eficaz en desarrollos de múltiples opciones y comandos (Cheng et al., 2002; Wang et al., 2006).

Los potenciales corticales lentos (PCL) se definen como cambios lentos de voltaje en el EEG que pueden durar uno o varios segundos, con una frecuencia menor a 1 Hz (Nicolas-Alonso y Gomez-Gil, 2012, p. 1223). Se generan a partir de la recepción de señales intracorticales (provenientes de la corteza cerebral) y talamocorticales (provenientes de las fibras que conectan al tálamo con la corteza) a diferentes capas de la corteza cerebral que producen una potencial con polaridad negativa y provoca una despolarización de un ensamble celular (grupo de neuronas que se activan simultáneamente al excitarse una de las neuronas constituyentes, trabajando como una unidad funcional), reduciendo el umbral de excitación y activando las neuronas de las regiones encargadas de realizar tareas motrices o cognitivas, mientras que potenciales positivos causaran la inhibición del ensamble celular (Birbaumer et al., 1990, pp. 28-30). Con la práctica del control de los PCL, personas con ELA o SE pueden controlar dispositivos de traducción del pensamiento, como una ICC para seleccionar letras o pictogramas, una aplicación para comunicación y un navegador web con efectividades del 70%, consiguiendo un nivel de aciertos aceptable para una comunicación adecuada (Birbaumer, 1999; Birbaumer et al., 2000; Karim et al., 2006; Neumann y Birbaumer, 2003).

La espectroscopía del infrarrojo cercano (EIC) es una metodología no invasiva de medir la oxigenación de un tejido específico a través de la transmisión de luz infrarroja por dicho tejido (Nagdyman et al., 2003, p. 439). Se trata de una forma indirecta de toma de señales cerebrales, al detectar respuestas hemodinámicas causadas por la liberación de glucosa que oxigena la hemoglobina en una determinada región, aumentando la relación entre hemoglobina oxigenada y hemoglobina desoxigenada, lo que provoca la activación de neuronas en dicha región (Boly et al., 2016; Nicolas-Alonso y Gomez-Gil, 2012, p. 1213). La luz

infrarroja puede penetrar una cabeza en diferentes profundidades de modo de obtener un mapeo funcional de la corteza cerebral, lo que permite determinar cambios ópticos en varias longitudes de onda cercana al infrarrojo a partir de la absorción de fotones infrarrojos debida a la oxigenación de la sangre cerebral, obteniendo así la actividad cerebral (S. Coyle et al., 2004, p. 816). La toma de datos funcional de EIC puede realizarse a través de tres métodos diferentes: espectroscopía resuelta en el tiempo, que es un método cuantitativo de determinación del tiempo que transcurre para que los fotones atraviesen un medio (la cabeza, en este caso); dominio de frecuencia, otro método cuantitativo en el que a través de una fuente de luz modulada a alta frecuencia (del orden de los cientos de MHz) se calculan las rutas de traslado de los fotones a partir de cambios de fase y amplitud causados por el pasaje a través del tejido; y onda continua, que es un método cualitativo que evalúa la atenuación de una fuente de luz constante o modulada a baja frecuencia (del orden de unos kHz) al atravesar un tejido (S. M. Coyle et al., 2007, pp. 220-221). Esta metodología resulta una alternativa para diseñar sistemas ICC al no requerir del uso de electrodos, como pueden necesitarse en sistemas basados en detección de EEG, pero, debido a la demora en las respuestas hemodinámicas, se obtiene una velocidad de comunicación inferior respecto a otras técnicas de detección (Nicolas-Alonso y Gomez-Gil, 2012, p. 1221).

La imagen de resonancia magnética funcional (IRMF) se utiliza para medir señales cerebrales dependientes del nivel de oxigenación de la sangre, ya que existe una correlación de la misma con la actividad cerebral (Lee et al., 2009, p. 1). Mediante un campo electromagnético generado por un escáner de resonancia magnética, se puede detectar el incremento de concentración de oxígeno en la sangre que ocurre en un área neuronal activada (Boly et al., 2016, p. 35). La aplicación de esta técnica de detección en sistemas ICC surge de los avances tecnológicos que permiten el análisis de IRMF en tiempo real, permitiendo el desarrollo de interfaces con una gran resolución espacio-temporal orientadas a personas con diferentes desórdenes de conciencia (Boly et al., 2016, p. 36; Koush et al., 2012; Monti et al., 2010; Weiskopf et al., 2007). Sin embargo, la metodología se utiliza en mayor frecuencia como base para diseñar aplicaciones clínicas y en investigaciones de actividades cerebrales en personas con discapacidades neurobiológicas debido al costo del hardware necesario (Kübler y Mattia, 2016, p. 218; Nicolas-Alonso y Gomez-Gil, 2012, p. 1220).

A continuación, se enumerarán algunas aplicaciones basadas en PVEE (sección 3.3.1), PCL (sección 3.3.2), EIC (sección 3.3.3) e IRMF (sección 3.3.4).

### 3.3.1. Potenciales visuales de estado estable (PVEE)

Mistry, Pelayo, Ail y George (2018) diseñan una silla de ruedas adaptada para pacientes con ELA o SE, al guiarse mediante ondas cerebrales. La ICC que la hace funcionar está compuesta por un casco EEG Ultracortex (<https://docs.openbci.com/AddOns/Headwear/MarkIII/>) que captura señales de PVEE de las cortezas occipital y parietal posterior, evocadas por un sistema lumínico de cuatro luces LED parpadeantes a diferentes frecuencias (7 Hz, 9 Hz, 11 Hz y 13 Hz) utilizados como fuente de estimulación visual, a través de 6 electrodos ubicados en las regiones cerebrales mencionadas. Las señales procesadas por un microcontrolador conectado a la placa de ICC mediante Bluetooth, enviando los datos obtenidos mediante comunicación serie (ver Figura 16), y se clasifican mediante un algoritmo de transformación rápida de Fourier

analizando la frecuencia para determinar mediante filtros el rango de frecuencia en la que se encuentra y, con ello, el movimiento a realizar (a la izquierda para frecuencias de 6,5 Hz a 7,5 Hz; hacia adelante para frecuencias de 8,5 Hz a 9,5 Hz, a la derecha para frecuencias de 10,5 Hz a 11,5 Hz; hacia atrás para frecuencias de 12,5 Hz a 13,5 Hz). El movimiento se realiza si la relación de señal a ruido es mayor a un umbral determinado, indicando que los datos obtenidos tienen una fuerza y significancia adecuada, y si no se hallan obstáculos, que se detectan al incorporar sensores de proximidad ultrasónicos que monitorean la distancia entre la silla de ruedas y los objetos cercanos, de modo de evitar choques. Se realizan tres pruebas con cuatro voluntarios de modo de evaluar el funcionamiento del producto. El primer experimento consta de realizar 10 movimientos en las cuatro direcciones, obteniendo un 79,4% de aciertos en promedio, en la que cada persona logra realizar correctamente al menos el 70% de los desplazamientos. El segundo estudio incorpora obstáculos al caso de la primera evaluación, con el objetivo de verificar el buen funcionamiento de los sensores, los cuales detectan los objetos próximos en un 100%. En la tercera prueba cada usuario realiza un recorrido de 15 metros, con un giro a la izquierda y uno a la derecha, trayecto que se completa en promedio en algo más de 5 minutos con 2 errores (un error se define como un giro incorrecto).

Estudios de aplicaciones de clasificación multiclase basadas en PVEE (Chen et al., 2017; Maye et al., 2017) utilizaron un único estímulo parpadeante, a diferencia de la forma tradicional de varios estímulos visuales a diferentes frecuencias de parpadeo, y las clases (opciones a elegir) se ubicaban alrededor del estímulo. Cuando el usuario se enfoca sobre alguna de las opciones, las propiedades espaciales de la frecuencia del PVEE cambiaban a las diferentes regiones del

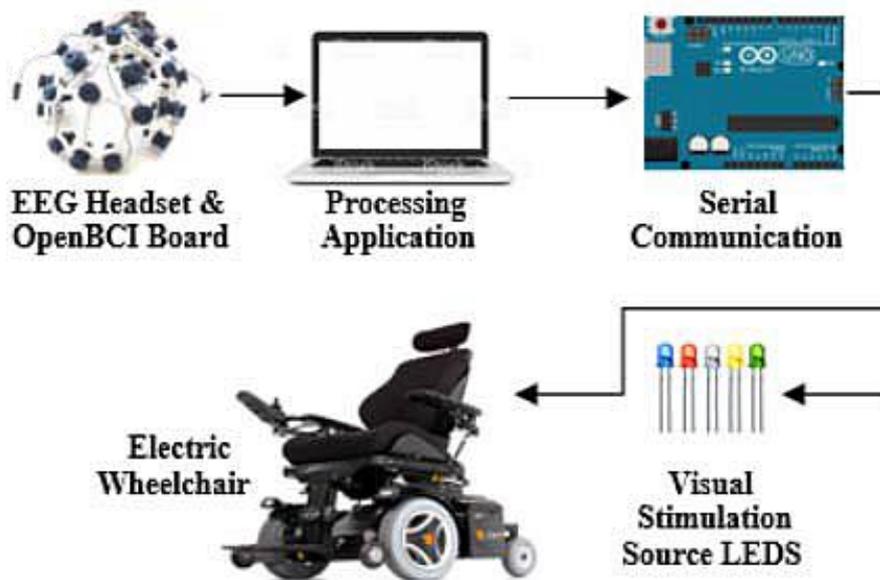


Figura 16: Silla de ruedas controlada por una ICC basada en PVEE.

El casco EEG y la placa se conectan vía Bluetooth a la interface, la que a través de una comunicación serie envía la orden del movimiento que debe realizar la silla de ruedas. El movimiento se elige a partir de la recepción de un estímulo visual generado por los LEDs parpadeantes. Tomado de Mistry, K. S., Pelayo, P., Anil, D. G., & George, K. (2018). An SSVEP based brain computer interface system to control electric wheelchairs. *2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/I2MTC.2018.8409632>, p. 2

cerebro, permitiendo determinar en qué dirección se encontraba la opción elegida. Por otro lado, Yin et al. (2013) habían incorporado a un deletreador matricial P300 el procesamiento de PVEE para mejorar la relación de señal a ruido, obteniendo con la combinación de estas formas de detección de señales cerebrales mejores efectividad de mediante la combinación y la TTI del sistema respecto a un deletreador basado únicamente en P300. Sin embargo, Salvaris y Sepulveda (2009) determinaron con otro estudio que a medida que el deletreador muestre letras de tamaño más pequeño, el sistema podría obtener un menor nivel de acierto, con lo que se propuso un paradigma de presentación visual serial rápida simple (Acqualagna y Blankertz, 2013) o múltiple (Lin et al., 2018), en la que tres caracteres aparecían simultáneamente en una pantalla, evocando al usuario un PRE al observar la letra a elegir, logrando una TTI de 20 bits/minuto, pero comprometiendo la clasificación debido a que, cuando aparecía la terna con la letra a elegir, también se generaba un P300 relacionado a las otras dos letras que no eran de interés. Teniendo en cuenta las investigaciones mencionadas, Jalilpour, Hajipour Sardouie y Mijani (2020) desarrollan un deletreador que combina presentación visual serial rápida triple con PVEE y realizan pruebas con 6 personas sin patologías. Cada voluntario ejecuta 24 intentos de deletreo de tres letras que aparecen en una pantalla (ver Figura 17), para luego observar la letra a escoger. A continuación, se muestra en el centro de la pantalla un cuadrado que cambia de color de blanco a negro a una frecuencia de 15 Hz (representando un tiempo de parpadeo de 66,7 milisegundos), rodeado de tres letras (los 27 caracteres posibles a escoger se agrupan en ternas; la terna de la pantalla se modifica cada 233 milisegundos; cada grupo aparece aleatoriamente 5 veces, totalizando 45 ternas por letra a elegir durante 10,5 segundos). Al aparecer la terna con la letra que debe seleccionarse se evoca un P300, detectado mediante un casco EEG de 32 canales para capturar datos. Al mismo tiempo, 9 de esos 32 electrodos ubicados en las áreas parietal y occipital analizan los PVEE para determinar el lugar donde está ubicada la letra al aparecer en la terna correspondiente. Se utiliza un análisis de discriminante lineal de Fisher para clasificar las señales P300 provocadas al aparecer la terna con el carácter que debe escogerse y una máquina de soporte vectorial para clasificar las señales de PVEE y determinar la ubicación de la letra elegida. Cuánto más veces se muestren las diferentes ternas, mayor será la efectividad de la interfaz, aunque la TTI disminuirá al necesitar de un tiempo mayor para seleccionar a la letra. Con 5 repeticiones, se obtiene un 93,06% de aciertos, superando al desarrollo basado en presentación visual serial rápida realizado por Lin et al. (2018) con 78% de efectividad y apenas por debajo del diseño de Acqualagna y Blankertz (2013) que alcanzó un nivel de aciertos del 93,6%. El desarrollo de Jalilpour et al. (2020) consigue una TTI de 23,41 bits/minuto, superando tanto al diseño de presentación visual serial rápida múltiple de Lin et al. (2018), que alcanzó una TTI de 19,876 bits/minuto, como a la presentación visual serial rápida simple de Acqualagna y Blankertz (2013), que alcanzó una TTI de 7 bits/minuto.

De modo de investigar la viabilidad de combinar un paradigma de IM de dos clases con otro método de extracción y evaluar si dicha inclusión le provee al sistema una mayor información sobre las intenciones del usuario, McGeady, Vuckovic y Puthusserypady (2019) realizan un estudio de dos etapas con 10 voluntarios sin patologías. Luego de una sesión de calibración del filtro de espacio común de cada persona para la toma de características de modo de diferenciar los estados mentales de movimiento de la mano derecha y reposo mediante la captura de datos de 16 electrodos (10 ubicados en la corteza sensoriomotora para la toma de señales de IM y 6 en las áreas parietal y occipital para la detección de PVEE). En la primera tanda se realizan 45 ejecuciones cada una, intercalando ejecuciones del movimiento de la mano derecha (agarrar, señalar o agarrar solo con el pulgar y el índice) que se muestra en una

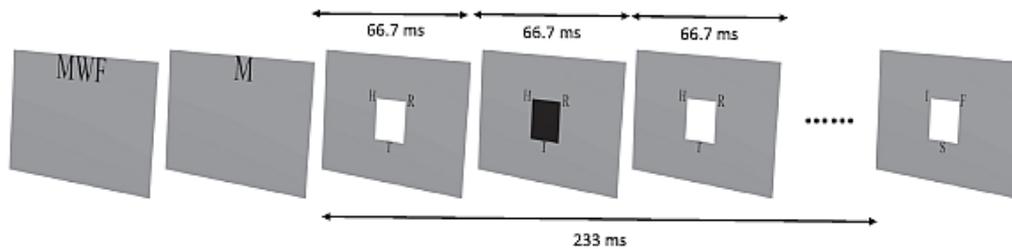


Figura 17: Paradigma de funcionamiento del deletreador de presentación visual serial rápida triple basada en PVEE.

Los tres caracteres a deletrear se observan en un lapso de 2 segundos, para luego mostrar la letra a elegir, también durante 2 segundos. A continuación, se observa una terna durante 233 milisegundos, junto con un cuadrado que parpadea cada 66,7 milisegundos. Tomado de Jalilpour, S., Hajipour Sardouie, S., & Mijani, A. (2020). A novel hybrid BCI speller based on RSVP and SSVEP paradigm. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 187, 105326. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105326>, p. 3

pantalla durante 6 segundos con imaginaciones de dicho movimiento. En la segunda tanda se realiza una sesión híbrida, incorporando un sistema lumínico de tres luces LED parpadeantes a 13 Hz, 15 Hz y 18 Hz que el voluntario debe observar y prestar atención en uno de ellos según lo que indique una flecha para realizar o imaginar un movimiento (ver Figura 18). El algoritmo de transformada rápida de Fourier clasifica las señales de PVEE de una ventana de tiempo de 2 segundos (512 muestras, al capturar los datos de EEG a 256 Hz), determinando la densidad espectral de energía de dicha señal para las diferentes frecuencias de parpadeo de los LEDs, tomando como la clase (movimiento) realizado a aquel cuya frecuencia obtenga la mayor densidad. En caso que ese movimiento clasificado coincida con la frecuencia real de parpadeo (la que corresponde al movimiento que debiera ejecutarse o imaginarse), se clasifica el componente sensoriomotor de la señal a través de un filtro pasa banda de 8 Hz a 12 Hz, junto con el filtro de espacio común previamente configurado. La señal EEG filtrada se utiliza como otra característica a clasificar con una máquina de soporte vectorial. Un movimiento estará correctamente clasificado si ambos componentes se clasifican de forma correcta. Los autores indican que esta metodología híbrida resulta una alternativa factible para la rehabilitación de extremidades superiores en personas que hayan sufrido un ACV, debido a que, de los 10 voluntarios, 8 logran niveles de acierto superiores al 70%. La metodología consigue un 74,8% de aciertos promedio en sesiones de ejecución del movimiento, mientras que logra un 77,3% de efectividad en tandas de imaginación, resultados que afirman una investigación de Brunner et al. (2011) que señalaba que clasificar simultáneamente una señal cerebral secundaria no siempre conlleva un impacto negativo en la efectividad de un sistema de IM. Analizando cada componente por separado, la efectividad de clasificación del PVEE es del 94,3% en tandas de ejecuciones y 94,4% en tandas de imaginación, mientras que las señales sensoriomotoras son correctamente clasificadas en un 77,2% en intentos de ejecución y un 80,9% en intentos de imaginación, superando a un estudio de Lotte y Guan (2011) que logra un 75,5% de efectividad.

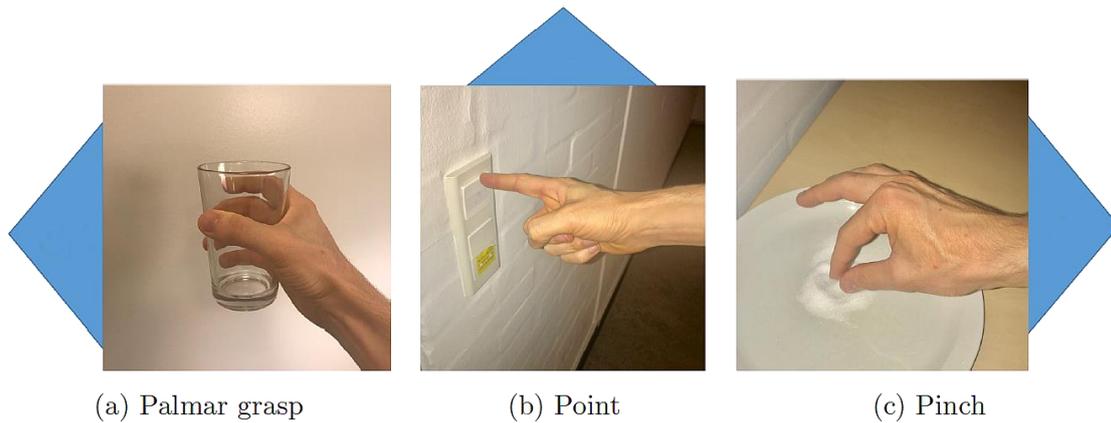


Figura 18: Movimientos posibles en paradigma híbrido IM-PVEE.

Flecha hacia la izquierda: agarre. Flecha hacia arriba: señalar. Flecha hacia abajo: agarre solo con pulgar e índice. Tomado de McGeedy, C., Vuckovic, A., & Puthusserypady, S. (2019). A Hybrid MI-SSVEP based Brain Computer Interface for Potential Upper Limb Neurorehabilitation: A Pilot Study. *2019 7th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2019.8737333>, p. 3

### 3.3.2. Potenciales corticales lentos (PCL)

Yilmaz et al. (2015) realizan un estudio con 20 pacientes que han sufrido un ACV un año previo a dicha investigación y presentan lesiones corticales o subcorticales o mixtas (corticales y sub con el objeto de determinar los efectos de un ACV sobre los potenciales corticales lentos e identificar las características relevantes a considerar y optimizar en aplicaciones ICC para la rehabilitación del movimiento de la mano paralizada. Los 20 voluntarios realizan una tarea, en la que se les indica audiovisualmente la mano a abrir o cerrar durante 5 segundos, con un intervalo entre movimientos de entre 3 segundos y 4 segundos. Las señales de EEG se toman mediante 16 electrodos, de los cuales 6 de ellos, 2 ubicados en el hemisferio cerebral lesionado, 2 en el hemisferio no afectado y 2 en la línea media, se analizan mediante densidad de fuente de corriente para determinar la actividad cerebral en cada región, reduciendo la redundancia y ambigüedad de las mediciones de conductividad volumétrica y minimizando la aparición de artefactos en las señales EEG (Fitzgibbon et al., 2013; Tenke et al., 2011). También se captura la actividad en cuatro regiones musculares mediante electromiografía (EMG) para detectar el inicio del movimiento, de modo de determinar la latencia, o lapso entre la aparición del PCL y el inicio del movimiento, lo que indica el tiempo de preparación para ejecutar una acción (Lang et al., 1992; Tarkka y Hallett, 1990), y los dos componentes principales de PCL: el potencial que ocurre durante la intención o anticipación de un movimiento, provocando un cambio negativo en el PCL, y el potencial motriz que ocurre durante la ejecución del movimiento, en el que se presenta el pico de amplitud del PCL (Barrett et al., 1986; Birbaumer et al., 1990; Deecke, Scheid y Kornhuber, 1969). Se observan amplitudes de pico de PCL significativamente más elevadas en el área ipsilateral, es decir, del lado de la mano cuyo movimiento se ejecuta (potencial en el electrodo central:  $-11,1 \mu\text{V}$  al mover la mano paralizada,  $-4,5 \mu\text{V}$  al mover la mano sana) y en la línea media (potencial en el electrodo central:  $-16,5 \mu\text{V}$  al mover la mano paralizada,  $-9,4 \mu\text{V}$  al mover la mano sana). En ejecuciones de mano paralizada se detecta un pico en la línea media significativamente mayor

a las regiones laterales (sin diferencia significativa entre la regiones ipsilateral y contralateral), mientras que para la mano sana existe una lateralidad de actividad, ya que en la región contralateral (opuesta a la mano que se mueve) y la línea media el pico de PCL es mayor a la región ipsilateral. El cambio negativo del PCL ocurre aproximadamente 1 segundo antes de la detección del inicio del movimiento a través de las señales de EMG al mover la mano paralizada, y la aparición del pico se da 120 ms después de la detección de EMG; en tanto, para la mano sana el cambio negativo se da prácticamente al mismo tiempo que la detección de movimiento, con la aparición del pico de PCL 500 ms más tarde. Estos resultados indican una mayor demanda de actividad neuronal para mover la mano paralizada, pero que se presenta en la región ipsilateral y de la línea media, debido a una hiperactivación del hemisferio no afectado por el ACV, lo que puede dificultar la rehabilitación. No se detectan diferencias de actividad cerebral comparando a voluntarios con lesiones subcorticales con aquellos con lesiones mixtas, determinando los cambios de PCL que ocurren luego de un ACV se deben a la lesión en el circuito talamocortical. Los autores señalan que tanto la latencia como el pico de PCL son características apropiadas a considerar en el diseño de aplicaciones ICC para neurorrehabilitación motriz.

Jochumsen et al. (2018) realizan un estudio con 7 voluntarios sin patologías para investigar si el entrenamiento permite mejorar la efectividad de un sistema ICC basado en PCL o en potenciales corticales relacionados a movimientos, que son señales EEG que aparecen hasta 2 segundos antes de la ejecución o imaginación de un movimiento (Shibasaki y Hallett, 2006). El experimento consta de entrenamientos y sesiones de 2 horas durante 5 semanas (con un descanso de tres semanas previo a la última semana de sesiones, de modo de determinar si existe un efecto de aprendizaje que permita lograr efectividades similares a las sesiones anteriores), capturando datos de EEG por 9 canales y de electrooculograma (EOG), que mide el movimiento de los ojos, por un canal, además de un transductor de fuerza asociado a un pedal que es accionado por el pie del usuario. La detección del movimiento se realiza filtrando señales por un filtro de Butterworth y filtro espacial optimizado para obtener un canal sustituto de los canales EEG. Se considera que se detecta un movimiento si la correlación cruzada entre la señal filtrada por el canal sustituto y una muestra de la fase negativa inicial del potencial (obtenida mediante una ventana de 2 segundos previo al movimiento) supera el umbral de detección (definido mediante la curva de características operativas del receptor, también conocida como Curva ROC) y el potencial es menor al umbral de EOG de 125  $\mu\text{V}$  (Jochumsen et al., 2013; Niazi et al., 2011). El entrenamiento para calibrar el sistema consta la ejecución de dos tipos de movimientos, uno lento y uno rápido, en 30 bloques, con descanso de 10 segundos entre movimientos, indicando en pantalla una muestra de la fuerza a aplicar. Las pruebas son similares a los entrenamientos, con la diferencia que en la pantalla figura un reloj que mide los 15 segundos para hacer un movimiento en vez de la muestra de fuerza. El usuario avisa 3 segundos después del movimiento realizado, para determinar si la ICC lo clasifica correctamente. Se realizan 3 pruebas en cada día de sesión, cada una con una característica diferente en cuanto a los datos considerados para la calibración de la interfaz: la Prueba 1 incluye todos los datos de entrenamiento antes que el usuario esté familiarizado con la aplicación; la Prueba 2 solo considera los datos de entrenamiento del mismo día de la sesión correspondiente; la Prueba 3 considera datos de entrenamientos realizados cuando el voluntario ya conoce el sistema. La efectividad es de 81%, 78% y 80% para cada prueba respectivamente, con rendimientos similares en todas las semanas, incluyendo la última sesión realizada luego de tres semanas de descanso, sugiriendo que para sistemas basados en potenciales corticales relacionados a movimientos no es necesario realizar un entrenamiento,

aunque esto puede deberse a la simplicidad de los movimientos realizados en este estudio, ya que en la investigación de Hatta et al., (2009) se observa que la detección y amplitud del potencial cortical se modifican con el aprendizaje de movimientos complejos, sumado a que en el estudio no participaron personas con patologías, quienes requerirían un mayor esfuerzo para realizar el movimiento de su pie (Dean, Seiss y Sterr, 2012). Además, la interfaz puede calibrarse con datos previos sin afectar su rendimiento. La efectividad de esta ICC es similar a aquella obtenida por una interfaz basada en IM luego de realizar varias sesiones de entrenamiento (Li et al., 2014). Los diseñadores del sistema basado en PCL indican que la interfaz lograría mejores niveles de aciertos si se incorporara la detección de señales de IM.

Hou et al. (2019) propone la extracción de características cóncavas-convexas de PCL con el objeto de reducir la presencia de ruido en dicha extracción de características, debido a que una clase las señales de un conjunto de datos público presenta una forma aproximadamente cóncava, mientras que la otra clase presenta una forma aproximadamente convexa (ver Figura 19). Para realizar la extracción de los componentes de baja frecuencia se aplica una descomposición de ondícula, obteniendo un vector de coeficientes, permitiendo la reducción del tamaño de la muestra. Luego, como en dicho vector se pueden obtener datos atípicos, se realiza una aproximación con un ajuste polinomial de tercer orden, sobre el cual se calcula la derivada segunda (indicador de la *curvatura*, como se observa en la Figura 19), definiendo la concavidad aproximada. Se realizan pruebas con dos conjuntos de datos y la participación de 8 voluntarios sanos, a los que se requiere controlar sus amplitudes de PCL. Observan una bola azul que se mueve sobre una pantalla proporcionalmente a los PCL, debiendo esquivar un obstáculo hacia arriba o hacia abajo, según lo indique la ubicación de una línea continua y una discontinua. La efectividad del sistema con este método de extracción es de 92,5% para el primer conjunto de datos y de 84,9% para el segundo conjunto, superando el nivel de acierto conseguido por otras investigaciones. Al combinarlo con la característica del voltaje medio se obtiene el mejor resultado al clasificar con un algoritmo de Bayes ingenuo, consiguiendo efectividades del 94,5% para el primer conjunto y 85,9% para el segundo conjunto. Al añadir más características, el nivel de aciertos se reduce debido a que el clasificador evalúa información redundante.

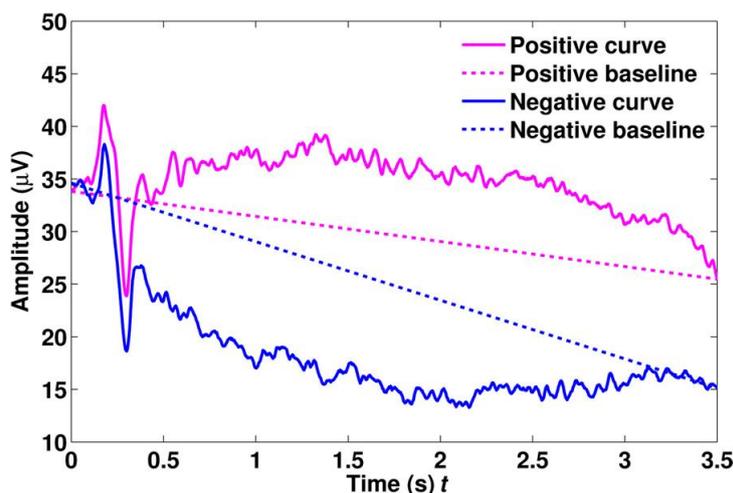


Figura 19: Traza promedio de PCL.

Traza de PCL positivos (magenta) y negativos (azul) del conjunto público de datos “BCI competition II dataset Ia”. Tomado de Hou, H., Sun, B., & Meng, Q. (2019). Slow cortical potential signal classification using concave–convex feature. *Journal of Neuroscience Methods*, 324, 108303. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2019.05.012>, p. 3

### 3.3.3. Espectroscopía del infrarrojo cercano (EIC)

Khan, Hong y Hong (2014) diseñan un sistema ICC que combina las técnicas de detección de EEG, de buena resolución temporal (del orden de los 0,05 segundos), y de EIC, de mejor resolución espacial (del orden de los 5 milímetros) y menor ruido respecto a EEG (Nicolas-Alonso y Gomez-Gil, 2012; Waldert et al., 2012), con el objetivo de mejorar la efectividad del sistema, incorporando más comandos de control (Pfurtscheller et al., 2010). Se realiza un experimento donde participan 20 voluntarios sin patologías que consta de una sesión de 5 minutos, con una etapa de entrenamiento previa, de 5 tandas de 1 minuto cada uno, intercalando descansos de 5 segundos y cuatro ejercicios mentales de 10 segundos cada uno, representando un determinado comando o dirección de movimiento: golpear ligeramente (tapping, en inglés) con la mano derecha si en una pantalla apareciera una flecha a la derecha; golpear ligeramente con la mano izquierda si en una pantalla apareciera una flecha a la izquierda (este golpe se realiza con una fuerza mayor que el correspondiente a la mano derecha, permitiendo una mejor clasificación entre estas dos acciones); contar mentalmente si apareciera una flecha hacia adelante; y hacer cuentas mentales si apareciera una flecha hacia atrás. Para la captura de señales cerebrales se utilizan 8 electrodos en la corteza motora para los datos EEG, 4 ubicados en el hemisferio derecho, región activada al realizar movimientos con la mano izquierda, y 4 en el hemisferio izquierdo para determinar movimientos de la mano derecha, y 12 canales de captura de datos de EIC, formados por tres fuentes y 8 detectores, ubicados en la corteza prefrontal (ver Figura 20). Esto se debe a que la EIC permite diferenciar dos actividades de la corteza prefrontal con gran efectividad, pero no es adecuado en regiones con gran densidad capilar, como la corteza motora (Gervain et al., 2011; Naito et al., 2007; Naseer, Hong y Hong, 2014). Las señales EEG de entre 12 Hz y 30 Hz se filtran con un filtro pasa-banda, mientras a partir de los datos de EIC se determina la actividad cerebral a partir del cálculo de la oxigenación de la absorción de luz de los tejidos del cerebro, dependientes de la oxigenación de la hemoglobina. Ambas técnicas de detección se clasifican mediante análisis de discriminante lineal. A partir de los objetivos planeados por los autores para determinar la efectividad del diseño híbrido propuesto, se compara la efectividad de clasificación de cada comando por separado con la acción de descanso (ya que cada comando representa un movimiento en una dirección, el sistema solo podrá ejecutar un único movimiento a la vez). Tanto los comandos de movimiento a la derecha y a la izquierda se distinguen correctamente respecto a la acción de detención (descanso) en un 94,7%, mientras que para los movimientos hacia adelante y hacia atrás, se diferencian correctamente de la detención en 80,2% y 83,6% respectivamente.

X. Yin et al. (2015) combinan la captura de señales de EEG con EIC de modo de mejorar un sistema de ICC basado en IM para decodificar la fuerza y velocidad del movimiento imaginado de apertura y cierre de puño, basándose en lo demostrado previamente por (Fazli et al., 2012). La prueba se realiza con 6 personas sin patologías realizan 30 intentos de imaginación de apertura y cierre a diferentes velocidades (0,5 Hz, 1 Hz o 2 Hz) y 30 intentos de imaginación a distinta fuerza (aumentar la fuerza de cierre durante 2 segundos hasta el 20%, 50% u 80% del máximo medido por un dinamómetro, y mantener dicha fuerza alcanzada por 8 segundos), con sesiones previas de entrenamiento ejecutando el movimiento. Los datos de EEG se capturan con 21 electrodos a 1000 Hz, se aplica un submuestreo a 250 Hz para filtrar con filtro pasa-bajo a 125 Hz de modo de reducir el ruido, luego con un filtro pasa-banda se toman las señales

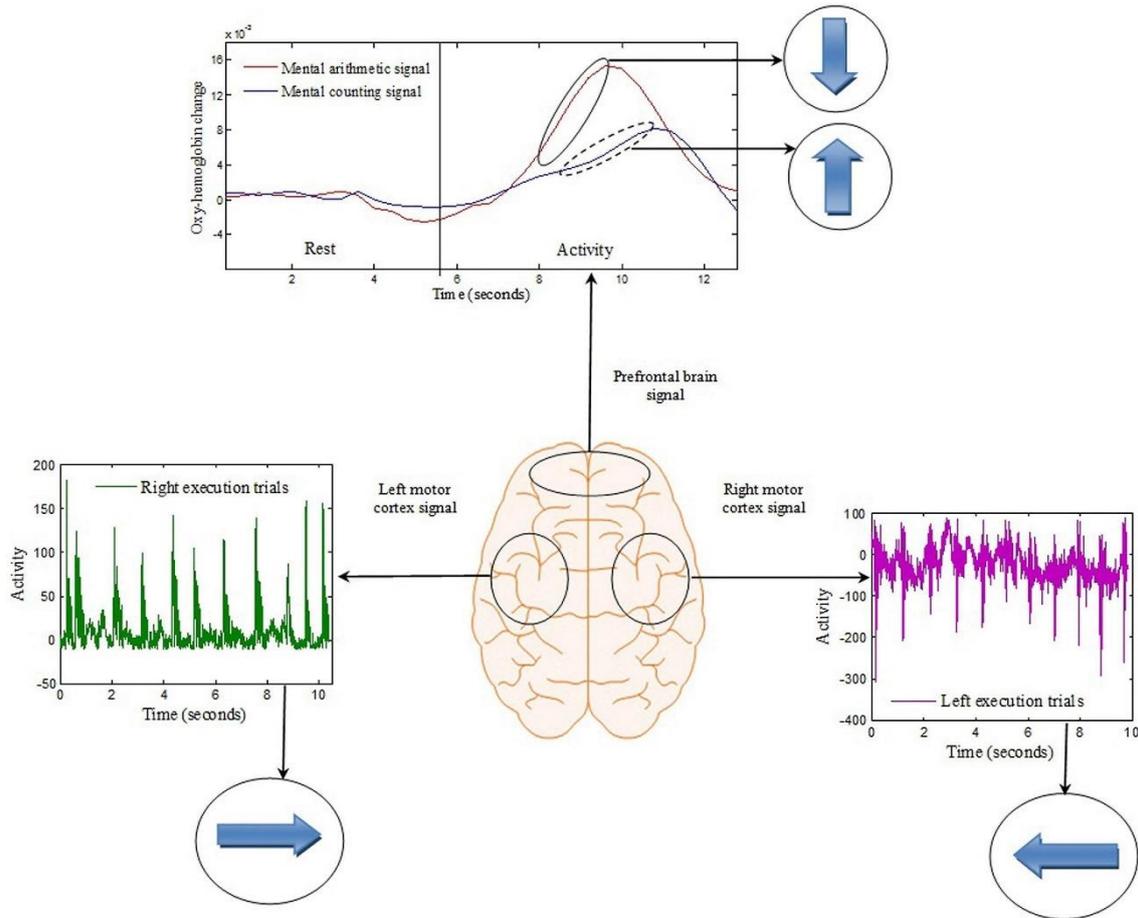


Figura 20: Control de 4 direcciones de movimiento mediante EEG y EIC.

La región del hemisferio derecho del cerebro se activa al hacer movimientos de la mano izquierda, mientras que la región del hemisferio izquierdo cerebral se activa cuando la persona realiza movimientos con la mano derecha (datos capturados por EEG). La región prefrontal se activa al realizar cuentas mentales y las señales se captan mediante la técnica de EIC. Tomado de Khan, M., Hong, M., & Hong, K.-S. (2014). Decoding of four movement directions using hybrid NIRS-EEG brain-computer interface. *Frontiers in human neuroscience*, 8, 244. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00244>, p. 4

entre 5 Hz y 45 Hz, extrayendo aquellas señales entre 8 Hz y 12 Hz y entre 18 Hz y 25 Hz para la clasificación. Los datos de EIC se toman mediante 24 canales, formados por 10 emisores y 8 detectores (una mitad ubicada en el hemisferio izquierdo y la otra en el hemisferio derecho) y se determina la actividad cerebral a partir del cálculo de la oxigenación de la absorción de luz de los tejidos del cerebro. Las características analizadas son la energía, la amplitud instantánea, la frecuencia instantánea y la fase instantánea en el caso de EEG, las que se combinan formando una característica tiempo-espacio-frecuencia, y las concentraciones de hemoglobina oxigenada, hemoglobina desoxigenada, junto con la concentración total (suma de las concentraciones previamente mencionadas) y la diferencia entre concentraciones para EIC, conformando una característica conjunta de concentración, además de características ópticas también extraídas de los datos de EIC. La optimización de combinación de características se realiza mediante métodos de selección de las mejores características, de modo de reducir la redundancia de información, que puede reducir la efectividad de clasificación. Los datos se clasifican mediante un algoritmo de aprendizaje extremo, que

determina aleatoriamente los pesos de las entradas de una red neuronal de una capa oculta para determinar los pesos de las salidas, con una rápida velocidad de aprendizaje, bajo error de entrenamiento y buena capacidad de generalización. El método desarrollado consigue una efectividad de clasificación para EEG del 88% mediante la característica tiempo-espacio-frecuencia, respecto al 73% que se alcanzaría con un patrón de espacio común, y un nivel de acierto del 76% para la clasificación de EIC con la característica combinada de concentración (destacando que la característica de la diferencia de concentraciones resulta la más eficaz con un 74%), mayor que el 73% que se logra con la característica combinada óptica. Si se combinan ambas características propuestas, el sistema tiene un 89% de aciertos, mejorando la efectividad respecto a si solo se extrajeran señales de EEG. Los autores señalan que la utilización simultánea de ambas técnicas permite tomar más información relevante sobre el movimiento imaginado, se complementan para obtener información de la actividad cerebral y extraer las características más relevantes a través de un método de selección de las mismas.

Retomando a lo mencionado en la sección 3.2.2 acerca de la posibilidad de adquirir señales de diferentes regiones cerebrales mediante EIC para identificar tareas mentales diferentes, Noori et al. (2017) diseñan una técnica de combinación de un algoritmo genético modificado y máquina de soporte vectorial para hallar las mejores características de datos EIC, de modo de conseguir mejores efectividades en el proceso de clasificación de señales. Se hacen determinadas pruebas con 5 voluntarios sanos que constan de tareas de imaginación de movimiento de la mano derecha durante 20 segundos, con intervalos de descanso de 20 segundos. Se capturan las señales mediante 12 canales, determinados por 4 emisores de luz y 5 detectores para medir la concentración de oxígeno en la hemoglobina, que es la única que se considera para el análisis de datos, en el que se toma una ventana de tiempo de 10 segundos para mejorar la clasificación (se determinan tres ventanas: 0-10 segundos, 6-15 segundos y 11-20 segundos). Las características a analizar son datos estadísticos de las señales capturadas (pendiente, media, varianza, curtosis, asimetría y valor máximo). Se determinan las mejores características mediante un algoritmo genético de mutación agresiva, que muta cada gen de todos los individuos para generar nuevos y realizar la reproducción con la población original. Se evalúa la calidad de cada individuo mediante la efectividad de clasificación obtenida mediante la máquina de soporte vectorial, seleccionando a los mejores individuos para reducir la población a su tamaño original. El método considera para cada ventana indicada previamente la efectividad de la combinación de 2 o 3 características, resultando la combinación de 3 características en la ventana de 11-20 segundos la mejor de todas, con un nivel de acierto del 91%.

### 3.3.4. Imagen de resonancia magnética funcional (IRMf)

El estudio de van den Boom et al. (2019) investiga la posibilidad de decodificar caracteres imaginados en la corteza visual para aplicar la imagen mental visual en una ICC destinada a la comunicación de personas con ELA o SE. Se toman señales neuronales de 16 personas sin patologías a través de un escáner de IRMF de 7 T, de modo de decodificar patrones de actividades neuronales más eficazmente (Siero et al., 2014) y obtener una mejor relación de señal a ruido (Triantafyllou et al., 2005). Cada voluntario realiza una sesión de 45 intentos de imaginación visual en la que el usuario debe imaginar un carácter (cruz 'x', más '+' o la letra 'o' minúscula) que se le indique por una orden auditiva, observando un punto fijo sobre una

pantalla, seguida de una sesión similar de percepción visual, en las que el carácter se presenta en la pantalla. Se analizan los patrones de activación neuronal dependientes de la oxigenación sanguínea asociados a la imaginación de los caracteres y se aplica un análisis de patrón de voxels (píxeles tridimensionales) múltiples para reconocer diferencias entre dichos patrones. Se clasifican dichos patrones mediante una máquina de soporte vectorial. En promedio, se consigue un 54% de efectividad en la tarea mental, superando en forma significativa el nivel de chance de 33%, aunque con una importante varianza de resultados entre pacientes (existiendo efectividades del 25% al 95% para cada voluntario). Mediante un análisis de correlación, se determina un impacto negativo en la clasificación cuando la persona mueve la cabeza, debido a que, al no realizar una reducción de artefactos, cualquier movimiento puede impactar en la efectividad de clasificación de modelos de aprendizaje (citar a LaConte 2003). Seis participantes distinguen significativamente todos los caracteres. El análisis de las señales dependientes de la oxigenación sanguínea determina que la señal tomada en ventana de 6 segundos posterior al inicio de un intento contiene información suficiente para lograr mejores efectividades de clasificación. Los autores señalan que la imagen visual resulta una técnica factible para aplicar en diseños ICC en pacientes con SE, que son motivos de este estudio, al ser adecuada para medir actividades de la superficie cortical.

Bleichner et al., (2015) propone mejorar la clasificación de una ICC desarrollada para clasificar diferentes movimientos de manos mediante IRMF (Bleichner et al., 2014) contemplando el uso de movimientos bucales, los cuales son más veloces, permitiendo una mayor distinción de patrones de actividad en la corteza sensoriomotora. Doce voluntarios sanos realizan algún movimiento bucal (labial, de lengua, mandibular o un sonido activando la laringe) que sea indicado en una pantalla por 750 milisegundos. Una sesión consta de 40 movimientos, y cada participante realiza dos sesiones, en la que la primera (de entrenamiento) para obtener los patrones de activación de referencia a comparar con la segunda sesión (de prueba). La actividad neuronal se obtiene mediante escáner de IRMF de 7 T y se definen cuatro regiones de interés para hallar los voxels más significativos (aquellos que se activan significativamente con un movimiento, pero no lo hacen con los otros movimientos): giro precentral, giro postcentral, una máscara combinada que combina la dos anteriores y una máscara superficial (mide la actividad de la región de la superficie cortical). La máscara combinada logra la mayor efectividad con un 90% promedio de aciertos (todos los participantes consiguen una efectividad individual superior al 75%), indicando que los voxels más informativos se encuentran en los giros precentral y postcentral, aunque los primeros aportan a una mejor efectividad al corresponderse al área de la corteza motora primaria (la efectividad de clasificación de la máscara precentral es mayor a la de la máscara postcentral). El movimiento mandibular resulta ser aquel con menor efectividad de clasificación (77%, contra niveles de acierto superiores a 90% en los demás movimientos), confundándose frecuentemente con un movimiento de lengua. A pesar de que el desarrollo fue pensado para clasificar movimientos reales (no imaginados), que no serían posibles de realizar en los potenciales usuarios finales de productos ICC, los autores de la propuesta analizada argumentan la factibilidad de este paradigma en pacientes con discapacidades motrices basándose en la investigación de (Hotz-Boendermaker et al., 2008) que señalan que los pacientes parapléjicos presentan una actividad de la corteza motora primaria al imaginar un movimiento similar a la que manifiestan personas sin patologías al ejecutar dicho movimiento.

Valente et al., (2019) proponen un diseño experimental de uso de un desarrollo ICC basado en la decodificación las señales cerebrales mediante el análisis de patrones de voxels múltiples que combine los períodos de descanso de un diseño de bloques (los intervalos de descanso

son útiles para brindarle al usuario una retroalimentación que le permita aprender más rápidamente sobre el uso del sistema) y un diseño relacionado a eventos rápidos que sea capaz de analizar efectivamente las características rápidamente cambiantes que se dan en tareas que dependen de procesamiento motriz y sensorial, como presionar un botón moviendo un dedo. 11 voluntarios sin patologías realizan un experimento de 6 sesiones: dos con un diseño relacionado a eventos lentos (consta de 48 presiones de botón, 24 con el dedo índice y 24 con el dedo anular, según lo indique una pantalla, con un espacio de 14, 16 o 18 segundos entre presiones), dos con un diseño de bloques tradicional (consta de 24 bloques, cada uno formado por 8 presiones del mismo dedo; 12 bloques se realizan con el dedo índice y los otros 12 con el dedo anular; cada presión dentro de un bloque se realiza cada 2 segundos con un descanso de 14, 16 o 18 segundos entre bloques), y dos con un diseño relacionado a eventos rápidos en bloques propuesto en la investigación (consta de 24 bloques, cada uno con tres presiones con dedo índice, 3 con dedo anular y 2 descansos de 2 segundos, ordenados en forma pseudoaleatoria; se define un intervalo de 16 segundos entre bloques). La actividad cerebral se mide con un escáner de IRMF de 3 T y las señales capturadas se clasifican mediante una máquina de soporte vectorial. Se obtienen mejores efectividades con el diseño de bloques tradicional, el diseño propuesto por los autores consigue una efectividad similar y significativamente superior al diseño relacionado a eventos lentos. El método propuesto resulta eficaz en un análisis multi-diseño, en el que, a partir de los datos obtenidos de los voluntarios, se entrena al sistema con un determinado diseño (el diseño relacionado a eventos rápidos en bloques) y se realizan sesiones de prueba con otro diseño diferente (ya sea el de bloques o relacionado a eventos lentos), indicando que proporciona una predicción confiable de ejemplos obtenidos con otros diseños. Por otro lado, el diseño relacionado a eventos rápidos en bloques logra una buena efectividad con pocas sesiones, resultando en un método eficaz en casos que se requiera un tiempo relativamente corto de entrenamiento.

### 3.4. ÁREAS DE VACANCIA

A partir de los objetivos planteados en la sección 2.3, las investigaciones analizadas en este estudio detallan diferentes alternativas de aplicaciones ICC diseñadas para pacientes con discapacidades motrices, así también como diversos algoritmos destinados a la optimización de dichas interfaces, ya sea para mejorar tiempos de entrenamiento o efectividades de clasificación. Sin embargo, de los 45 artículos revisados, 16 realizan pruebas con potenciales usuarios finales (pacientes con hemiplejía, ELA, SE o síntomas que pueden provocar dichas patologías, como afasia o ACV), de los cuales en 7 de ellos participan al menos 10 voluntarios con dichas condiciones. Kübler, Nijboer y Kleih (2020) comentan que, a pesar de la creciente investigación en estas temáticas, pocos estudios incluyen datos de potenciales usuarios finales. Entre 2015 y 2019, solo un 15% aproximadamente de las investigaciones de sistemas ICC disponibles en PubMed incorporaban información o pruebas con pacientes (ver Figura 21). La escasa investigación que incluye a estas personas con patologías que son motivo de este estudio representa un área de vacancia a enfocar en los próximos pasos.

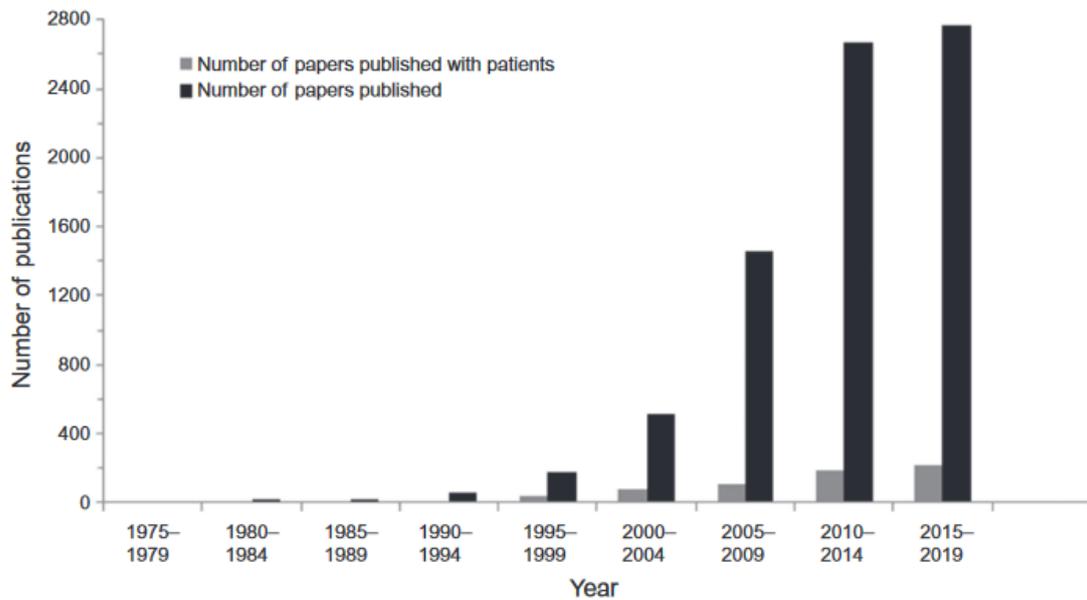


Figura 21: Estudios de ICC disponibles en PubMed.

Las barras oscuras representan la cantidad de publicaciones e investigaciones de sistemas ICC en los diferentes períodos. Las barras claras representan la cantidad de dichos estudios que realizaron pruebas con pacientes potenciales usuarios finales. Tomado de Kübler, A., Nijboer, F., & Kleih, S. (2020). Chapter 26—Hearing the needs of clinical users. En N. F. Ramsey & J. del R. Millán (Eds.), *Handbook of Clinical Neurology* (Vol. 168, pp. 353-368). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-63934-9.00026-3>, p. 354

Por otro lado, los artículos revisados en esta investigación provienen de países centrales, es decir, regiones más desarrolladas en el ámbito de las investigaciones científicas, como EEUU, China, Alemania. No se halla información relevante en regiones periféricas, incluyendo América Latina, por lo que la realización de un estudio de interfaces ICC destinada a personas con ELA o SE en Argentina resulta en otra área de vacancia.

## 4. CONCLUSIONES

A continuación, se detallan las conclusiones de este estudio. Se enumeran los resultados más destacados de los artículos analizados (sección 4.1), para luego indicar los próximos pasos a seguir, en línea con lo ya investigado (sección 4.2).

### 4.1. RESULTADOS

Los métodos de extracción de señales cerebrales más investigados para el desarrollo de sistemas ICC son P300 e IM; en este estudio se revisaron 14 artículos de 300 y 19 de IM. Ambas técnicas permiten ser aplicadas en diseños de diversas índoles, como ser comunicación (como las interfaces de deletreo basadas en P300 o aplicaciones basadas en IM de dos clases). Las interfaces basadas en P300 pueden utilizarse en productos de recreación, como el caso de Brain Painting (Botrel et al., 2015), pero siempre requieren de una interfaz matricial para que el usuario controle eficazmente dicho producto. En cambio, se observa una mayor diversidad de diseños basados en IM, ya sea para rehabilitar funcionalidades corporales, en caso de pacientes con ACV (Ang et al., 2014; Pichiorri et al., 2015; Ramos-Murguialday et al., 2013), o de desplazamiento autónomo (Varona-Moya et al., 2015).

Los tiempos de entrenamiento para lograr un uso correcto por parte del usuario suelen ser prolongados. Estos pueden reducirse con las metodologías propuestas por H. Liu et al. (2019) y Yang et al. (2019), con el objetivo de reducir significativamente esta etapa y mejorar la velocidad de respuesta o TTI del producto.

Aunque no se haya encontrado información relevante en cantidad acerca de ICC basadas en otras técnicas de detección actividad neuronal, como EIC, PCL, IRMF y PVEE, dichas metodologías brindan la ventaja de mejorar una interfaz al combinarla con otras técnicas de extracción como P300 o IM. La EIC permite medir actividades neuronales para identificar diferentes tareas mentales y mejorar la efectividad de diseños basados en IM con un menor costo computacional (Noori et al., 2017). El PVEE combinado con P300 logra mejorar la relación señal a ruido de los datos EEG, consiguiendo mayores TTI (Jalilpour et al., 2020), mientras que, si se lo combinara con IM, este potencial provee al sistema una mayor información sobre las intenciones del usuario, aumentando los niveles de acierto (McGeady et al., 2019). Otro potencial que combinado con IM resulta en una alternativa eficiente es aquel relacionado a errores, causado cuando un usuario detecta que el sistema realiza un comando incorrecto, de modo de corregir el error más rápidamente si la persona presta la atención suficiente a la salida que realiza el producto (S.-K. Kim et al., 2019). Además, la combinación de técnicas permite diferentes vías de comunicación, como el caso de mindBeagle (Guger et al., 2017), en el que 7 pacientes con desórdenes de conciencia logran una efectividad del 80% en alguna de las diferentes alternativas de comunicación basadas en P300 o IM.

Las investigaciones más sobresalientes acerca del diseño a contemplar en estos productos se basan en dos aspectos. El primero se refiere a la retroalimentación o salida visual que observa

el usuario. Alimardani et al. (2018) indican que una retroalimentación realista permitirá a la persona proporcionarle un mayor control sobre el producto. Esta retroalimentación se manifiesta si la pantalla le muestra al usuario el comando elegido o el movimiento tal como lo está imaginando. El segundo también está ligado al usuario, pero en este caso en atender a sus necesidades diseñando la interfaz centrándose en dichas necesidades, conocido como diseño centrado en el usuario (DCU), que es una herramienta primordial para desarrollar la tecnología apropiada de modo de implementar una ICC accesible y usable para los usuarios finales que les mejore su calidad de vida, integrando diferentes sectores involucrados, como profesionales en tecnologías de apoyo para brindar mantenimiento y soporte, y el sistema de salud pública para ampliar la accesibilidad de esos productos (Kübler et al., 2020).

## 4.2. FUTURAS LÍNEAS DE TRABAJO

A partir de los resultados enumerados en la sección 4.1, y atendiendo las áreas de vacancia detalladas en la sección 3.4, se propone desarrollar una interfaz ICC que contemple la extracción de señales neuronales mediante más de una técnica, por ejemplo un sistema basado tanto en P300 como en IM, con el propósito de conseguir un producto con efectividades adecuadas para un nivel de comunicación eficiente (Kübler y Birbaumer, 2008), mediante la aplicación del DCU, de modo que el desarrollo se corresponda con las necesidades del paciente y pueda mejorarles su calidad de vida (Kübler et al., 2020). La pantalla de la interfaz deberá mostrarle con claridad al usuario el comando elegido o movimiento imaginado para proporcionarle a dicha persona un mayor control sobre el producto, en base a las recomendaciones indicadas por (Alimardani et al., 2018).

Con el objetivo de validar la usabilidad del diseño, se realizarán pruebas de usuario del producto incluyendo a pacientes de Argentina con ELA o SE, potenciales usuarios finales, evaluando las métricas definidas para determinar la efectividad (Zickler et al., 2013), eficiencia (Bianchi et al., 2007) y satisfacción de uso (Demers et al., 2000), en base a las normas de usabilidad (ISO, 2008).

# BIBLIOGRAFÍA

- Acqualagna, L., & Blankertz, B. (2013). Gaze-independent BCI-spelling using rapid serial visual presentation (RSVP). *Clinical Neurophysiology*, *124*(5), 901-908.  
<https://doi.org/10.1016/j.clinph.2012.12.050>
- Adjamian, P. (2014). The Application of Electro- and Magneto-Encephalography in Tinnitus Research – Methods and Interpretations. *Frontiers in neurology*, *5*, 228.  
<https://doi.org/10.3389/fneur.2014.00228>
- Alimardani, M., Nishio, S., & Ishiguro, H. (2014). Effect of biased feedback on motor imagery learning in BCI-teleoperation system. *Frontiers in Systems Neuroscience*, *8*.  
<https://doi.org/10.3389/fnsys.2014.00052>
- Alimardani, M., Nishio, S., & Ishiguro, H. (2018). Brain-Computer Interface and Motor Imagery Training: The Role of Visual Feedback and Embodiment. *Evolving BCI Therapy - Engaging Brain State Dynamics*. <https://doi.org/10.5772/intechopen.78695>
- Allison, B. Z., McFarland, D. J., Schalk, G., Zheng, S. D., Jackson, M. M., & Wolpaw, J. R. (2008). Towards an Independent Brain—Computer Interface Using Steady State Visual Evoked Potentials. *Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, *119*(2), 399-408.  
<https://doi.org/10.1016/j.clinph.2007.09.121>
- ALS Association. (s. f.). *¿Qué es la ELA?* Recuperado 27 de diciembre de 2019, de <http://www.alsa.org/en-espanol/qu-es-la-ela.html>
- American Speech-Language-Hearing Association. (s. f.). *Los Sistemas Aumentativos y Alternativos de Comunicación*. American Speech-Language-Hearing Association. Recuperado 27 de diciembre de 2019, de <https://www.asha.org/public/speech/disorders/Los-Sistemas-Aumentativos-y-Alternativos-de-Comunicacion/>

- Ang, K. K., Chin, Z. Y., Wang, C., Guan, C., & Zhang, H. (2012). Filter Bank Common Spatial Pattern Algorithm on BCI Competition IV Datasets 2a and 2b. *Frontiers in Neuroscience*, 6. <https://doi.org/10.3389/fnins.2012.00039>
- Ang, K. K., Guan, C., Chua, K. S. G., Ang, B. T., Kuah, C. W. K., Wang, C., Phua, K. S., Chin, Z. Y., & Zhang, H. (2011). A Large Clinical Study on the Ability of Stroke Patients to Use an EEG-Based Motor Imagery Brain-Computer Interface. *Clinical EEG and Neuroscience*, 42(4), 253-258. <https://doi.org/10.1177/155005941104200411>
- Ang, K. K., Guan, C., Phua, K. S., Wang, C., Zhou, L., Tang, K. Y., Ephraim Joseph, G. J., Kuah, C. W. K., & Chua, K. S. G. (2014). Brain-computer interface-based robotic end effector system for wrist and hand rehabilitation: Results of a three-armed randomized controlled trial for chronic stroke. *Frontiers in Neuroengineering*, 7, 30. <https://doi.org/10.3389/fneng.2014.00030>
- Asociación de la Distrofia Muscular. (2010). *Hechos sobre la esclerosis lateral amiotrófica*.
- Barrett, G., Shibasaki, H., & Neshige, R. (1986). Cortical potentials preceding voluntary movement: Evidence for three periods of preparation in man. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 63(4), 327-339. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(86\)90017-9](https://doi.org/10.1016/0013-4694(86)90017-9)
- Barriga, J., & Charris, L. (2012). Isquemia vertebrobasilar y síndrome de Locked-In. *Salud Uninorte*, 19.
- Basar, E., Demiralp, T., Schürmann, M., Basar-Eroglu, C., & Ademoglu, A. (1999). Oscillatory Brain Dynamics, Wavelet Analysis, and Cognition. *Brain and Language*, 66(1), 146-183. <https://doi.org/10.1006/brln.1998.2029>
- Bauer, G., Gerstenbrand, F., & Rimpl, E. (1979). Varieties of the locked-in syndrome. *Journal of Neurology*, 221(2), 77-91. <https://doi.org/10.1007/bf00313105>
- Belmonte, M. (2000). Abnormal Attention in Autism Shown by Steady-State Visual Evoked Potentials. *Autism*, 4(3), 269-285. <https://doi.org/10.1177/1362361300004003004>

- Beukelman, D., Fager, S., & Nordness, A. (2011). Communication Support for People with ALS. *Neurology Research International*, 2011. <https://doi.org/10.1155/2011/714693>
- Bhavsar, R., Sun, Y., Helian, N., Davey, N., Mayor, D., & Steffert, T. (2018). The Correlation between EEG Signals as Measured in Different Positions on Scalp Varying with Distance. *Procedia Computer Science*, 123, 92-97. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.015>
- Bianchi, L., Quitadamo, L., Garreffa, G., Cardarilli, G. C., & Marciani, M. (2007). Performances Evaluation and Optimization of Brain Computer Interface Systems in a Copy Spelling Task. *IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering : a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 15, 207-216. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2007.897024>
- Birbaumer, N. (1999). slow Cortical Potentials: Plasticity, Operant Control, and Behavioral Effects. *The Neuroscientist*, 5(2), 74-78. <https://doi.org/10.1177/107385849900500211>
- Birbaumer, N., & Cohen, L. G. (2007). Brain-computer interfaces: Communication and restoration of movement in paralysis. *The Journal of Physiology*, 579(3), 621-636. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.2006.125633>
- Birbaumer, N., Elbert, T., Canavan, A. G., & Rockstroh, B. (1990). Slow potentials of the cerebral cortex and behavior. *Physiological Reviews*, 70(1), 1-41. <https://doi.org/10.1152/physrev.1990.70.1.1>
- Birbaumer, N., Kubler, A., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Perelmouter, J., Kaiser, J., Iversen, I., Kotchoubey, B., Neumann, N., & Flor, H. (2000). The thought translation device (TTD) for completely paralyzed patients. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2), 190-193. <https://doi.org/10.1109/86.847812>
- Bleichner, M. G., Jansma, J. M., Salari, E., Freudenburg, Z. V., Raemaekers, M., & Ramsey, N. F. (2015). Classification of mouth movements using 7 T fMRI. *Journal of Neural Engineering*, 12(6), 066026. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/6/066026>

- Bleichner, M. G., Jansma, J. M., Sellmeijer, J., Raemaekers, M., & Ramsey, N. F. (2014). Give Me a Sign: Decoding Complex Coordinated Hand Movements Using High-Field fMRI. *Brain Topography*, 27(2), 248-257. <https://doi.org/10.1007/s10548-013-0322-x>
- Boly, M., Gosseries, O., Massimini, M., & Rosanova, M. (2016). Functional Neuroimaging Techniques. En *The Neurology of Consciousness* (pp. 31-47). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800948-2.00002-9>
- Botrel, L., Holz, E. M., & Kübler, A. (2015). Brain Painting V2: Evaluation of P300-based brain-computer interface for creative expression by an end-user following the user-centered design. *Brain-Computer Interfaces*, 2(2-3), 135-149. <https://doi.org/10.1080/2326263X.2015.1100038>
- Brouwer, A.-M., & Van Erp, J. B. F. (2010). A tactile P300 brain-computer interface. *Frontiers in Neuroscience*, 4. <https://doi.org/10.3389/fnins.2010.00019>
- Brunner, C., Allison, B. Z., Altstätter, C., & Neuper, C. (2011). A comparison of three brain-computer interfaces based on event-related desynchronization, steady state visual evoked potentials, or a hybrid approach using both signals. *Journal of Neural Engineering*, 8(2), 025010. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025010>
- Caria, A., Weber, C., Brötz, D., Ramos, A., Ticini, L. F., Gharabaghi, A., Braun, C., & Birbaumer, N. (2011). Chronic stroke recovery after combined BCI training and physiotherapy: A case report. *Psychophysiology*, 48(4), 578-582. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2010.01117.x>
- Chen, J., Zhang, D., Engel, A. K., Gong, Q., & Maye, A. (2017). Application of a single-flicker online SSVEP BCI for spatial navigation. *PLOS ONE*, 12(5), e0178385. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0178385>
- Cheng, M., Gao, X., Gao, S., & Xu, D. (2002). Design and implementation of a brain-computer interface with high transfer rates. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(10), 1181-1186. <https://doi.org/10.1109/TBME.2002.803536>

- Christensen, S. M., Holm, N. S., & Puthusserypady, S. (2019). An Improved Five Class MI Based BCI Scheme for Drone Control Using Filter Bank CSP. *2019 7th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2019.8737263>
- Coyle, S. M., Ward, T. E., & Markham, C. M. (2007). Brain-computer interface using a simplified functional near-infrared spectroscopy system. *Journal of Neural Engineering*, 4(3), 219. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/4/3/007>
- Coyle, S., Ward, T., Markham, C., & McDarby, G. (2004). On the suitability of near-infrared (NIR) systems for next-generation brain-computer interfaces. *Physiological Measurement*, 25(4), 815-822. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/25/4/003>
- Dal Seno, B., Matteucci, M., & Mainardi, L. T. (2010). The Utility Metric: A Novel Method to Assess the Overall Performance of Discrete Brain-Computer Interfaces. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(1), 20-28. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2009.2032642>
- Dean, P. J. A., Seiss, E., & Sterr, A. (2012). Motor Planning in Chronic Upper-Limb Hemiparesis: Evidence from Movement-Related Potentials. *PLOS ONE*, 7(10), e44558. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0044558>
- Deecke, L., Scheid, P., & Kornhuber, H. H. (1969). Distribution of readiness potential, pre-motion positivity, and motor potential of the human cerebral cortex preceding voluntary finger movements. *Experimental Brain Research*, 7(2), 158-168. <https://doi.org/10.1007/BF00235441>
- Demers, L., Weiss-Lambrou, R., & Ska, B. (2000). Item analysis of the Quebec User Evaluation of Satisfaction with Assistive Technology (QUEST). *Assistive Technology: The Official Journal of RESNA*, 12(2), 96-105. <https://doi.org/10.1080/10400435.2000.10132015>

- Donchin, E., & Smith, D. B. D. (1970). The contingent negative variation and the late positive wave of the average evoked potential. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 29(2), 201-203. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(70\)90124-0](https://doi.org/10.1016/0013-4694(70)90124-0)
- Dornhege, G., Blankertz, B., Curio, G., & Müller, K.-R. (2004). Boosting bit rates in noninvasive EEG single-trial classifications by feature combination and multiclass paradigms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6), 993-1002. <https://doi.org/10.1109/TBME.2004.827088>
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied Regression Analysis* (1.<sup>a</sup> ed.). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118625590>
- Dynavox, T. (s. f.). *ALS and communication*. Recuperado 27 de diciembre de 2019, de <https://www.tobiidynavox.com/learn/user-conditions/als/supporting-communication-for-those-with-als/>
- Ehrsson, H. H., Geyer, S., & Naito, E. (2003). Imagery of voluntary movement of fingers, toes, and tongue activates corresponding body-part-specific motor representations. *Journal of Neurophysiology*, 90(5), 3304-3316. <https://doi.org/10.1152/jn.01113.2002>
- Fazli, S., Mehnert, J., Steinbrink, J., Curio, G., Villringer, A., Müller, K.-R., & Blankertz, B. (2012). Enhanced performance by a hybrid NIRS-EEG brain computer interface. *NeuroImage*, 59(1), 519-529. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.07.084>
- Fitzgibbon, S. P., Lewis, T. W., Powers, D. M. W., Whitham, E. W., Willoughby, J. O., & Pope, K. J. (2013). Surface Laplacian of central scalp electrical signals is insensitive to muscle contamination. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 60(1), 4-9. <https://doi.org/10.1109/TBME.2012.2195662>
- Fridman, E. A., Hanakawa, T., Chung, M., Hummel, F., Leiguarda, R. C., & Cohen, L. G. (2004). Reorganization of the human ipsilesional premotor cortex after stroke. *Brain: A Journal of Neurology*, 127(Pt 4), 747-758. <https://doi.org/10.1093/brain/awh082>

- Fugl-Meyer, A. R., Jääskö, L., Leyman, I., Olsson, S., & Steglind, S. (1975). The post-stroke hemiplegic patient. 1. A method for evaluation of physical performance. *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine*, 7(1), 13-31.
- Fukunaga, K. (1990). *Introduction to Statistical Pattern Recognition*.
- Galloway, N. R. (1990). Human Brain Electrophysiology: Evoked Potentials and Evoked Magnetic Fields in Science and Medicine. *The British Journal of Ophthalmology*, 74(4), 255.
- Gervain, J., Mehler, J., Werker, J. F., Nelson, C. A., Csibra, G., Lloyd-Fox, S., Shukla, M., & Aslin, R. N. (2011). Near-infrared spectroscopy: A report from the McDonnell infant methodology consortium. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 1(1), 22-46.  
<https://doi.org/10.1016/j.dcn.2010.07.004>
- Giacino, J. T. (2020). *COMA RECOVERY SCALE-REVISED ©2004*. 17.
- González, N. (2017). *Tecnologías para la inclusión: Construyendo puentes de acceso* (1.ª ed.). Lugar Editorial.
- Gonzalez-Franco, M., Yuan, P., Zhang, D., Hong, B., & Gao, S. (2011). Motor imagery based brain-computer interface: A study of the effect of positive and negative feedback. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 6323-6326. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091560>
- Guger, C., Allison, B., Spataro, R., La Bella, V., Kammerhofer, A., Guttman, F., von Oertzen, T. J., Annen, J., Laureys, S., Heilinger, A., Ortner, R., & Cho, W. (2017). MindBEAGLE — A new system for the assessment and communication with patients with disorders of consciousness and complete locked-in syndrom. *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 3008-3013.  
<https://doi.org/10.1109/SMC.2017.8123086>

- Halder, S., Hammer, E. M., Kleih, S. C., Bogdan, M., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2013). Prediction of Auditory and Visual P300 Brain-Computer Interface Aptitude. *PLOS ONE*, 8(2), e53513. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0053513>
- Halder, S., Käthner, I., & Kübler, A. (2016). Training leads to increased auditory brain-computer interface performance of end-users with motor impairments. *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 127(2), 1288-1296. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2015.08.007>
- Halder, S., Ruf, C. A., Furdea, A., Pasqualotto, E., Massari, D. D., Heiden, L. van der, Bogdan, M., Rosenstiel, W., Birbaumer, N., Kübler, A., & Matuz, T. (2013). Prediction of P300 BCI Aptitude in Severe Motor Impairment. *PLOS ONE*, 8(10), e76148. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0076148>
- Halder, S., Takano, K., Ora, H., Onishi, A., Utsumi, K., & Kansaku, K. (2016). An Evaluation of Training with an Auditory P300 Brain-Computer Interface for the Japanese Hiragana Syllabary. *Frontiers in Neuroscience*, 10, 10.
- Han, X., Niu, J., & Guo, S. (2020). A Tactile-based Brain Computer Interface P300 Paradigm Using Vibration Frequency and Spatial Location. *Journal of Medical and Biological Engineering*. <https://doi.org/10.1007/s40846-020-00535-6>
- Hart, S. G., & Staveland, L. E. (1988). Development of NASA-TLX (Task Load Index): Results of Empirical and Theoretical Research. En *Advances in Psychology* (Vol. 52, pp. 139-183). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(08\)62386-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(08)62386-9)
- Hatta, A., Nishihira, Y., Higashiura, T., Kim, S. R., & Kaneda, T. (2009). Long-term motor practice induces practice-dependent modulation of movement-related cortical potentials (MRCP) preceding a self-paced non-dominant handgrip movement in kendo players. *Neuroscience Letters*, 459(3), 105-108. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2009.05.005>

- He, B., Yang, L., Wilke, C., & Yuan, H. (2011). Electrophysiological Imaging of Brain Activity and Connectivity—Challenges and Opportunities. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(7), 1918-1931. <https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2139210>
- Holz, E. M., Botrel, L., Kaufmann, T., & Kübler, A. (2015). Long-Term Independent Brain-Computer Interface Home Use Improves Quality of Life of a Patient in the Locked-In State: A Case Study. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 96(3), S16-S26. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2014.03.035>
- Hotz-Boendermaker, S., Funk, M., Summers, P., Brugger, P., Hepp-Reymond, M.-C., Curt, A., & Kollias, S. S. (2008). Preservation of motor programs in paraplegics as demonstrated by attempted and imagined foot movements. *NeuroImage*, 39(1), 383-394. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.07.065>
- Hou, H., Sun, B., & Meng, Q. (2019). Slow cortical potential signal classification using concave–convex feature. *Journal of Neuroscience Methods*, 324, 108303. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2019.05.012>
- Instituto Nacional de Estadísticas y Censos. (2018). *Estudio Nacional sobre el Perfil de las Personas con Discapacidad. Resultados definitivos 2018* (p. 184).
- International Organization of Standardisation. (2008). *ISO 9241-20:2008: Ergonomics of human-system interaction—Part 20: Accessibility guidelines for information/communication technology (ICT) equipment and services*. <https://www.iso.org/cms/render/live/en/sites/isoorg/contents/data/standard/04/07/40727.html>
- Jacob, B., Hache, J. C., & Pasquier, F. (2002). Dysfunction of the magnocellular pathway in Alzheimer's disease. *Revue neurologique*, 158(5 Pt 1), 555-564.
- Jalilpour, S., Hajipour Sardouie, S., & Mijani, A. (2020). A novel hybrid BCI speller based on RSVP and SSVEP paradigm. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 187, 105326. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105326>

- Jeannerod, M. (1995). Mental imagery in the motor context. *Neuropsychologia*, *33*(11), 1419-1432. [https://doi.org/10.1016/0028-3932\(95\)00073-C](https://doi.org/10.1016/0028-3932(95)00073-C)
- Jochumsen, M., Niazi, I. K., Mrachacz-Kersting, N., Farina, D., & Dremstrup, K. (2013). *Detection and classification of movement-related cortical potentials associated with task force and speed*. *10*(5), 056015. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/10/5/056015>
- Jochumsen, M., Niazi, I. K., Nedergaard, R. W., Navid, M. S., & Dremstrup, K. (2018). Effect of subject training on a movement-related cortical potential-based brain-computer interface. *Biomedical Signal Processing and Control*, *41*, 63-68. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.11.012>
- Johnson, S. H. (2000). Imagining the impossible: Intact motor representations in hemiplegics. *NeuroReport*, *11*(4), 729-732.
- Karim, A. A., Hinterberger, T., Richter, J., Mellinger, J., Neumann, N., Flor, H., Kübler, A., & Birbaumer, N. (2006). Neural Internet: Web Surfing with Brain Potentials for the Completely Paralyzed. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, *20*(4), 508-515. <https://doi.org/10.1177/1545968306290661>
- Khan, M., Hong, M., & Hong, K.-S. (2014). Decoding of four movement directions using hybrid NIRS-EEG brain-computer interface. *Frontiers in human neuroscience*, *8*, 244. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.00244>
- Kim, M., & Kim, S. (2018). A comparison of artifact rejection methods for a BCI using event related potentials. *2018 6th International Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2018.8311530>
- Kim, S.-K., Kim, D.-H., & Kim, L. (2019). Optimization method of error-related potentials to improve MI-BCI performance. *2019 7th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2019.8737341>
- Kleih, S. C., Gottschalt, L., Teichlein, E., & Weilbach, F. X. (2016). Toward a P300 Based Brain-Computer Interface for Aphasia Rehabilitation after Stroke: Presentation of Theoretical

- Considerations and a Pilot Feasibility Study. *Frontiers in Human Neuroscience*, *10*.  
<https://doi.org/10.3389/fnhum.2016.00547>
- Koush, Y., Zvyagintsev, M., Dyck, M., Mathiak, K. A., & Mathiak, K. (2012). Signal quality and Bayesian signal processing in neurofeedback based on real-time fMRI. *NeuroImage*, *59*(1), 478-489. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.07.076>
- Krusienski, D. J., McFarland, D. J., & Principe, J. C. (2012). BCI Signal Processing: Feature Extraction. En *Brain-Computer Interfaces*. Oxford University Press.  
<https://oxford.universitypressscholarship.com/view/10.1093/acprof:oso/9780195388855.001.0001/acprof-9780195388855-chapter-007>
- Kübler, A., & Birbaumer, N. (2008). Brain-computer interfaces and communication in paralysis: Extinction of goal directed thinking in completely paralysed patients? *Clinical Neurophysiology: Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, *119*(11), 2658-2666. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2008.06.019>
- Kübler, A., Holz, E., Riccio, A., Zickler, C., Kaufmann, T., Kleih, S., Staiger-Sälzer, P., Desideri, L., Hoogerwerf, E.-J., & Mattia, D. (2014). The User-Centered Design as Novel Perspective for Evaluating the Usability of BCI-Controlled Applications. *PloS one*, *9*, e112392.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0112392>
- Kübler, A., & Mattia, D. (2016). Chapter 14—Brain-Computer Interface Based Solutions for End-Users with Severe Communication Disorders. En S. Laureys, O. Gosseries, & G. Tononi (Eds.), *The Neurology of Consciousness (Second Edition)* (pp. 217-240). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-800948-2.00014-5>
- Kübler, A., Nijboer, F., & Kleih, S. (2020). Chapter 26—Hearing the needs of clinical users. En N. F. Ramsey & J. del R. Millán (Eds.), *Handbook of Clinical Neurology* (Vol. 168, pp. 353-368). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-63934-9.00026-3>
- Lamercy, O., Dovat, L., Gassert, R., Burdet, E., Teo, C. L., & Milner, T. (2007). A haptic knob for rehabilitation of hand function. *IEEE Transactions on Neural Systems and*

- Rehabilitation Engineering: A Publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 15(3), 356-366. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2007.903913>
- Lang, W., Beisteiner, R., Lindinger, G., & Deecke, L. (1992). Changes of cortical activity when executing learned motor sequences. *Experimental Brain Research*, 89(2), 435-440. <https://doi.org/10.1007/BF00228259>
- Lee, J.-H., Ryu, J., Jolesz, F. A., Cho, Z.-H., & Yoo, S.-S. (2009). Brain-machine interface via real-time fMRI: Preliminary study on thought-controlled robotic arm. *Neuroscience Letters*, 450(1), 1-6. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2008.11.024>
- Li, M., Liu, Y., Wu, Y., Liu, S., Jia, J., & Zhang, L. (2014). Neurophysiological substrates of stroke patients with motor imagery-based brain-computer interface training. *International Journal of Neuroscience*, 124(6), 403-415. <https://doi.org/10.3109/00207454.2013.850082>
- Lin, Z., Zhang, C., Zeng, Y., Tong, L., & Yan, B. (2018). A novel P300 BCI speller based on the Triple RSVP paradigm. *Scientific Reports*, 8(1), 3350. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-21717-y>
- Liu, H., Li, Y., & Wang, S. (2019). Exploiting Generalized Matched Filter for Efficient and Effective P300 Detection in Speller Paradigm. *Proceedings of the 2019 8th International Conference on Computing and Pattern Recognition*, 395-399. <https://doi.org/10.1145/3373509.3373544>
- Liu, K. P., Chan, C. C., Lee, T. M., & Hui-Chan, C. W. (2004). Mental imagery for promoting relearning for people after stroke: A randomized controlled trial. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 85(9), 1403-1408. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2003.12.035>
- Liu, X., Shen, J., & Zhao, W. (2019). P300-based deception detection of mock network fraud with modified genetic algorithm and combined classification. *2019 7th International*

- Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-4.  
<https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2019.8737320>
- Lotte, F., & Guan, C. (2011). Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs: Unified Theory and New Algorithms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(2), 355-362. <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2082539>
- Luck, S. J. (2014). *An Introduction to the Event-Related Potential Technique*. MIT Press.
- Maiese, K. (2018, marzo). *Síndrome de cautiverio—Enfermedades cerebrales, medulares y nerviosas*. Manual MSD versión para público general.  
<https://www.msmanuals.com/es/hogar/enfermedades-cerebrales,-medulares-y-nerviosas/coma-y-alteraci%C3%B3n-de-la-consciencia/s%C3%ADndrome-de-cautiverio?query=S%C3%ADndrome%20de%20enclaustramiento>
- Maye, A., Zhang, D., & Engel, A. K. (2017). Utilizing Retinotopic Mapping for a Multi-Target SSVEP BCI With a Single Flicker Frequency. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(7), 1026-1036.  
<https://doi.org/10.1109/TNSRE.2017.2666479>
- McGeady, C., Vuckovic, A., & Puthusserypady, S. (2019). A Hybrid MI-SSVEP based Brain Computer Interface for Potential Upper Limb Neurorehabilitation: A Pilot Study. *2019 7th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-6.  
<https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2019.8737333>
- Mihara, M., Hattori, N., Hatakenaka, M., Yagura, H., Kawano, T., Hino, T., & Miyai, I. (2013). Near-infrared spectroscopy-mediated neurofeedback enhances efficacy of motor imagery-based training in poststroke victims: A pilot study. *Stroke*, 44(4), 1091-1098.  
<https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.111.674507>
- Mihara, M., Miyai, I., Hattori, N., Hatakenaka, M., Yagura, H., Kawano, T., & Kubota, K. (2012). Cortical control of postural balance in patients with hemiplegic stroke. *Neuroreport*, 23(5), 314-319. <https://doi.org/10.1097/WNR.0b013e328351757b>

- Mistry, K. S., Pelayo, P., Anil, D. G., & George, K. (2018). An SSVEP based brain computer interface system to control electric wheelchairs. *2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, 1-6.  
<https://doi.org/10.1109/I2MTC.2018.8409632>
- Monti, M. M., Vanhauzenhuysse, A., Coleman, M. R., Boly, M., Pickard, J. D., Tshibanda, L., Owen, A. M., & Laureys, S. (2010). Willful Modulation of Brain Activity in Disorders of Consciousness. *New England Journal of Medicine*, *362*(7), 579-589.  
<https://doi.org/10.1056/NEJMoa0905370>
- Morgan, S. T., Hansen, J. C., & Hillyard, S. A. (1996). Selective attention to stimulus location modulates the steady-state visual evoked potential. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, *93*(10), 4770-4774.
- Mulder, Th. (2007). Motor imagery and action observation: Cognitive tools for rehabilitation. *Journal of Neural Transmission*, *114*(10), 1265-1278. <https://doi.org/10.1007/s00702-007-0763-z>
- Müller, M. M., Andersen, S., Trujillo, N. J., Valdés-Sosa, P., Malinowski, P., & Hillyard, S. A. (2006). Feature-selective attention enhances color signals in early visual areas of the human brain. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *103*(38), 14250-14254.  
<https://doi.org/10.1073/pnas.0606668103>
- Münßinger, J. I., Halder, S., Kleih, S. C., Furdea, A., Raco, V., Höhle, A., & Kübler, A. (2010). Brain Painting: First Evaluation of a New Brain-Computer Interface Application with ALS-Patients and Healthy Volunteers. *Frontiers in Neuroscience*, *4*.  
<https://doi.org/10.3389/fnins.2010.00182>
- Murovec, N., Heilinger, A., Xu, R., Ortner, R., Spataro, R., La Bella, V., Miao, Y., Jin, J., Chatelle, C., Laureys, S., Allison, B. Z., & Guger, C. (2020). Effects of a Vibro-Tactile P300 Based Brain-Computer Interface on the Coma Recovery Scale-Revised in Patients With

- Disorders of Consciousness. *Frontiers in Neuroscience*, 14.  
<https://doi.org/10.3389/fnins.2020.00294>
- Nagdyman, N., Fleck, T., Ewert, P., Abdul-Khaliq, H., Redlin, M., & Lange, P. (2003). Cerebral oxygenation measured by near-infrared spectroscopy during circulatory arrest and cardiopulmonary resuscitation. *British journal of anaesthesia*, 91, 438-442.  
<https://doi.org/10.1093/bja/aeg181>
- Naito, M., Michioka, Y., Ozawa, K., Ito, Y., Kiguchi, M., & Kanazawa, T. (2007). A Communication Means for Totally Locked-in ALS Patients Based on Changes in Cerebral Blood Volume Measured with Near-Infrared Light. *IEICE - Transactions on Information and Systems*, E90-D(7), 1028-1037.
- Naseer, N., & Hong, K.-S. (2015). Decoding Answers to Four-Choice Questions Using Functional near Infrared Spectroscopy. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 23(1), 23-31.  
<https://doi.org/10.1255/jnirs.1145>
- Naseer, N., Hong, M. J., & Hong, K.-S. (2014). Online binary decision decoding using functional near-infrared spectroscopy for the development of brain-computer interface. *Experimental Brain Research*, 232(2), 555-564. <https://doi.org/10.1007/s00221-013-3764-1>
- National Institute of Neurological Disorders and Stroke. (2017, diciembre). *Esclerosis lateral amiotrófica*.  
[https://espanol.ninds.nih.gov/trastornos/esclerosis\\_lateral\\_amiotrofica.htm](https://espanol.ninds.nih.gov/trastornos/esclerosis_lateral_amiotrofica.htm)
- Neumann, N., & Birbaumer, N. (2003). Predictors of successful self control during brain-computer communication. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 74(8), 1117-1121. <https://doi.org/10.1136/jnnp.74.8.1117>
- Niazi, I. K., Jiang, N., Tiberghien, O., Nielsen, J. F., Dremstrup, K., & Farina, D. (2011). *Detection of movement intention from single-trial movement-related cortical potentials*. 8(6), 066009. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/8/6/066009>

- Nicolas-Alonso, L. F., & Gomez-Gil, J. (2012). Brain Computer Interfaces, a Review. *Sensors*, 12(2), 1211-1279. <https://doi.org/10.3390/s120201211>
- Nijboer, F., Furdea, A., Gunst, I., Mellinger, J., McFarland, D. J., Birbaumer, N., & Kübler, A. (2008). An auditory brain-computer interface (BCI). *Journal of Neuroscience Methods*, 167(1), 43-50. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2007.02.009>
- Niranjani, A. N., & Sivachitra, M. (2017). Motor imagery signal classification using spiking neural network. *2017 International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*, 901-904. <https://doi.org/10.1109/ISS1.2017.8389309>
- Noori, F. M., Naseer, N., Qureshi, N. K., Nazeer, H., & Khan, R. A. (2017). Optimal feature selection from fNIRS signals using genetic algorithms for BCI. *Neuroscience Letters*, 647, 61-66. <https://doi.org/10.1016/j.neulet.2017.03.013>
- Nunez, P. L. (1995). *Neocortical Dynamics and Human EEG Rhythms*.
- Olias, J., Martin-Clemente, R., Sarmiento, A., & Cruces, S. (2019). *A Technique for Artifact Attenuation in Motor-Imagery BCI*.
- Organización de las Naciones Unidas. (2006, diciembre 13). *Convención sobre los Derechos de las Personas con Discapacidad y Protocolo Facultativo* [Comunicación personal].
- Organización Mundial de la Salud, & Organización Panamericana de la Salud. (2001). Clasificación Internacional del Funcionamiento, de la Discapacidad y de la Salud. *EMC - Kinesiterapia - Medicina Física*, 39(1), 248. [https://doi.org/10.1016/S1293-2965\(18\)88602-9](https://doi.org/10.1016/S1293-2965(18)88602-9)
- Page, S. J. (2000). Imagery Improves Upper Extremity Motor Function in Chronic Stroke Patients: A Pilot Study. *The Occupational Therapy Journal of Research*, 20(3), 200-215. <https://doi.org/10.1177/153944920002000304>
- Park, Y., & Chung, W. (2018). Novel BCI classification method using cross-channel-region CSP features. *2018 6th International Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/IWW-BCI.2018.8311528>

- Patterson, J. R., & Grabois, M. (1986). Locked-in syndrome: A review of 139 cases. *Stroke*, 17(4), 758-764. <https://doi.org/10.1161/01.str.17.4.758>
- Penaloza, C. I., Alimardani, M., & Nishio, S. (2018). Android Feedback-Based Training Modulates Sensorimotor Rhythms During Motor Imagery. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(3), 666-674. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2018.2792481>
- Perlstein, W. M., Cole, M. A., Larson, M., Kelly, K., Seignourel, P., & Keil, A. (2003). Steady-state visual evoked potentials reveal frontally-mediated working memory activity in humans. *Neuroscience Letters*, 342(3), 191-195. [https://doi.org/10.1016/S0304-3940\(03\)00226-X](https://doi.org/10.1016/S0304-3940(03)00226-X)
- Pfurtscheller, G., Allison, B., Bauernfeind, G., Brunner, C., Solis Escalante, T., Scherer, R., Zander, T., Mueller-Putz, G., Neuper, C., & Birbaumer, N. (2010). The hybrid BCI. *Frontiers in Neuroscience*, 4, 3. <https://doi.org/10.3389/fnpro.2010.00003>
- Pfurtscheller, G., & Neuper, C. (2001). Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proceedings of the IEEE*, 89(7), 1123-1134. <https://doi.org/10.1109/5.939829>
- Pichiorri, F., Morone, G., Petti, M., Toppi, J., Pisotta, I., Molinari, M., Paolucci, S., Inghilleri, M., Astolfi, L., Cincotti, F., & Mattia, D. (2015). Brain-computer interface boosts motor imagery practice during stroke recovery. *Annals of Neurology*, 77(5), 851-865. <https://doi.org/10.1002/ana.24390>
- Posner, J. B., Plum, F., Saper, C. B., & Schiff, N. (2007). *Diagnosis of Stupor and Coma*. Oxford University Press, USA.
- Ramos-Murguialday, A., Broetz, D., Rea, M., Läer, L., Yilmaz, O., Brasil, F. L., Liberati, G., Curado, M. R., Garcia-Cossio, E., Vyziotis, A., Cho, W., Agostini, M., Soares, E., Soekadar, S., Caria, A., Cohen, L. G., & Birbaumer, N. (2013). Brain-machine interface in

- chronic stroke rehabilitation: A controlled study. *Annals of Neurology*, 74(1), 100-108.  
<https://doi.org/10.1002/ana.23879>
- Regan, D. (1989). *Human brain electrophysiology: Evoked potentials and evoked magnetic fields in science and medicine*. Elsevier.
- Saeedi, S., Chavarriaga, R., & Millan, J. del R. (2017). Long-Term Stable Control of Motor-Imagery BCI by a Locked-In User Through Adaptive Assistance. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 25(4), 380-391.  
<https://doi.org/10.1109/TNSRE.2016.2645681>
- Salvaris, M., & Sepulveda, F. (2009). Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm. *Journal of Neural Engineering*, 6(4), 046011. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/6/4/046011>
- Santana, R., Muelas, S., LaTorre, A., & Peña, J. M. (2011). A direct optimization approach to the P300 speller. 1747-1754. <https://doi.org/10.1145/2001576.2001811>
- Sellers, E., Vaughan, T., & Wolpaw, J. (2010). A brain-computer interface for long-term independent home use. *Amyotrophic lateral sclerosis : official publication of the World Federation of Neurology Research Group on Motor Neuron Diseases*, 11, 449-455.  
<https://doi.org/10.3109/17482961003777470>
- Sellers, E. W., Ryan, D. B., & Hauser, C. K. (2014). Noninvasive brain-computer interface enables communication after brainstem stroke. *Science Translational Medicine*, 6, 257-257. <https://doi.org/10.1126/scitranslmed.3007801>
- Shah, S., Vanclay, F., & Cooper, B. (1990). Efficiency, effectiveness, and duration of stroke rehabilitation. *Stroke*, 21(2), 241-246. <https://doi.org/10.1161/01.STR.21.2.241>
- Shibasaki, H., & Hallett, M. (2006). What is the Bereitschaftspotential? *Clinical Neurophysiology*, 117(11), 2341-2356. <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2006.04.025>
- Siero, J. C. W., Hermes, D., Hoogduin, H., Luijten, P. R., Ramsey, N. F., & Petridou, N. (2014). BOLD matches neuronal activity at the mm scale: A combined 7T fMRI and ECoG study

in human sensorimotor cortex. *NeuroImage*, 101, 177-184.

<https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2014.07.002>

Silvoni, S., Cavinato, M., Volpato, C., Ruf, C., Birbaumer, N., & Piccione, F. (2013). Amyotrophic lateral sclerosis progression and stability of brain-computer interface communication. *Amyotrophic lateral sclerosis and frontotemporal degeneration*, 14.

<https://doi.org/10.3109/21678421.2013.770029>

Sivan, M., O'Connor, R. J., Makower, S., Levesley, M., & Bhakta, B. (2011). Systematic review of outcome measures used in the evaluation of robot-assisted upper limb exercise in stroke. *Journal of Rehabilitation Medicine*, 43(3), 181-189.

<https://doi.org/10.2340/16501977-0674>

So, R. Q., Yang, T., Phua, K. S., Yu, J., Toh, V., Ng, W. H., & Ang, K. K. (2018). Increased Theta Oscillations During Motor Imagery in a Subject with Late-stage ALS. *2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 1078-1081. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2018.8512411>

Stinear, C. M., Byblow, W. D., Steyvers, M., Levin, O., & Swinnen, S. P. (2006). Kinesthetic, but not visual, motor imagery modulates corticomotor excitability. *Experimental Brain Research*, 168(1), 157-164. <https://doi.org/10.1007/s00221-005-0078-y>

Stippich, C., Ochmann, H., & Sartor, K. (2002). Somatotopic mapping of the human primary sensorimotor cortex during motor imagery and motor execution by functional magnetic resonance imaging. *Neuroscience Letters*, 331(1), 50-54.

[https://doi.org/10.1016/S0304-3940\(02\)00826-1](https://doi.org/10.1016/S0304-3940(02)00826-1)

Tarkka, I. M., & Hallett, M. (1990). Cortical topography of premotor and motor potentials preceding self-paced, voluntary movement of dominant and non-dominant hands. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 75(2), 36-43.

[https://doi.org/10.1016/0013-4694\(90\)90150-i](https://doi.org/10.1016/0013-4694(90)90150-i)

- Tenke, C. E., Kayser, J., Manna, C. G., Fekri, S., Kroppmann, C. J., Schaller, J. D., Alschuler, D. M., Stewart, J. W., McGrath, P. J., & Bruder, G. E. (2011). Current Source Density Measures of EEG Alpha Predict Antidepressant Treatment Response. *Biological psychiatry*, *70*(4), 388-394. <https://doi.org/10.1016/j.biopsych.2011.02.016>
- Triantafyllou, C., Hoge, R. D., Krueger, G., Wiggins, C. J., Potthast, A., Wiggins, G. C., & Wald, L. L. (2005). Comparison of physiological noise at 1.5 T, 3 T and 7 T and optimization of fMRI acquisition parameters. *NeuroImage*, *26*(1), 243-250. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2005.01.007>
- Uswatte, G., Taub, E., Morris, D., Vignolo, M., & McCulloch, K. (2005). Reliability and Validity of the Upper-Extremity Motor Activity Log-14 for Measuring Real-World Arm Use. *Stroke*, *36*(11), 2493-2496. <https://doi.org/10.1161/01.STR.0000185928.90848.2e>
- Valente, G., Kaas, A. L., Formisano, E., & Goebel, R. (2019). Optimizing fMRI experimental design for MVPA-based BCI control: Combining the strengths of block and event-related designs. *NeuroImage*, *186*, 369-381. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2018.10.080>
- van den Boom, M. A., Vansteensel, M. J., Koppeschaar, M. I., Raemaekers, M. A. H., & Ramsey, N. F. (2019). Towards an intuitive communication-BCI: Decoding visually imagined characters from the early visual cortex using high-field fMRI. *Biomedical Physics & Engineering Express*, *5*(5), 055001. <https://doi.org/10.1088/2057-1976/ab302c>
- van Gerven, M., Farquhar, J., Schaefer, R., Vlek, R., Geuze, J., Nijholt, A., Ramsey, N., Haselager, P., Vuurpijl, L., Gielen, S., & Desain, P. (2009). The brain-computer interface cycle. *Journal of Neural Engineering*, *6*(4), 041001. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/6/4/041001>
- Vapnik, V. N. (1998). *Statistical Learning Theory* (Edición: 1). Wiley-Interscience.
- Varona-Moya, S., Velasco-Álvarez, F., Sancha-Ros, S., Fernández-Rodríguez, Á., Blanca, M. J., & Ron-Angevin, R. (2015). Wheelchair navigation with an audio-cued, two-class motor

- imagery-based brain-computer interface system. *2015 7th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)*, 174-177.  
<https://doi.org/10.1109/NER.2015.7146588>
- Velasco-Álvarez, F., Ron-Angevin, R., da Silva-Sauer, L., & Sancha-Ros, S. (2013). Audio-cued motor imagery-based brain-computer interface: Navigation through virtual and real environments. *Neurocomputing*, *121*, 89-98.  
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2012.11.038>
- Vialatte, F.-B., Maurice, M., Dauwels, J., & Cichocki, A. (2010). Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives. *Progress in Neurobiology*, *90*(4), 418-438. <https://doi.org/10.1016/j.pneurobio.2009.11.005>
- Waldert, S., Tüshaus, L., Kaller, C. P., Aertsen, A., & Mehring, C. (2012). fNIRS Exhibits Weak Tuning to Hand Movement Direction. *PLOS ONE*, *7*(11), e49266.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0049266>
- Wang, Y., Wang, R., Gao, X., Hong, B., & Gao, S. (2006). A practical VEP-based brain-computer interface. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *14*(2), 234-240. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2006.875576>
- Wannez, S., Heine, L., Thonnard, M., Gosseries, O., & Laureys, S. (2017). The repetition of behavioral assessments in diagnosis of disorders of consciousness. *Annals of Neurology*, *81*(6), 883-889. <https://doi.org/10.1002/ana.24962>
- Ward, N. S., Brown, M. M., Thompson, A. J., & Frackowiak, R. S. J. (2003). Neural correlates of motor recovery after stroke: A longitudinal fMRI study. *Brain*, *126*(11), 2476-2496.  
<https://doi.org/10.1093/brain/awg245>
- Weiskopf, N., Sitaram, R., Josephs, O., Veit, R., Scharnowski, F., Goebel, R., Birbaumer, N., Deichmann, R., & Mathiak, K. (2007). Real-time functional magnetic resonance imaging: Methods and applications. *Magnetic Resonance Imaging*, *25*(6), 989-1003.  
<https://doi.org/10.1016/j.mri.2007.02.007>

- Wen, Y., & Huang, Z. (2017). Online motor imagery BCI based on adaptive and incremental linear discriminant analysis algorithm. *2017 IEEE 9th International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN)*, 962-966.  
<https://doi.org/10.1109/ICCSN.2017.8230254>
- Wolpaw, J. R., Ramoser, H., McFarland, D. J., & Pfurtscheller, G. (1998). EEG-based communication: Improved accuracy by response verification. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 6(3), 326-333. <https://doi.org/10.1109/86.712231>
- Yang, T., Phua, K. S., Yu, J., Selvaratnam, T., Toh, V., Ng, W. H., Ang, K. K., & So, R. Q. (2019). Image-based Motor Imagery EEG Classification using Convolutional Neural Network. *2019 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/BHI.2019.8834598>
- Yilmaz, O., Birbaumer, N., & Ramos-Murguialday, A. (2015). Movement related slow cortical potentials in severely paralyzed chronic stroke patients. *Frontiers in Human Neuroscience*, 8. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2014.01033>
- Yin, E., Zhou, Z., Jiang, J., Chen, F., Liu, Y., & Hu, D. (2013). A novel hybrid BCI speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm. *Journal of Neural Engineering*, 10(2), 026012. <https://doi.org/10.1088/1741-2560/10/2/026012>
- Yin, X., Xu, B., Jiang, C., Fu, Y., Wang, Z., Li, H., & Shi, G. (2015). A hybrid BCI based on EEG and fNIRS signals improves the performance of decoding motor imagery of both force and speed of hand clenching. *Journal of Neural Engineering*, 12(3), 036004.  
<https://doi.org/10.1088/1741-2560/12/3/036004>
- Zhang, D., Gao, X., Gao, S., Engel, A. K., & Maye, A. (2009). An independent brain-computer interface based on covert shifts of non-spatial visual attention. *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 539-542. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5333740>

- Zhu, X., Li, P., Li, C., Yao, D., Zhang, R., & Xu, P. (2019). Separated channel convolutional neural network to realize the training free motor imagery BCI systems. *Biomedical Signal Processing and Control*, 49, 396-403. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.12.027>
- Zickler, C., Halder, S., Kleih, S. C., Herbert, C., & Kübler, A. (2013). Brain Painting: Usability testing according to the user-centered design in end users with severe motor paralysis. *Artificial Intelligence in Medicine*, 59(2), 99-110. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2013.08.003>