# Proyecto Final de Carrera: Evaluación de factibilidad de una interfaz cerebro-computadora híbrida como herramienta de comunicación binaria

*Autor:* Nicolás Jinkus

*Tutora:* Dra. Bioingeniera Victoria Peterson

*Co-Tutor:* Bioingeniero Sebastián Mateos

**Agradecimientos**

"No alcanzan las palabras cuando lo que hay que decir desborda el alma", decia Julio Cortázar. Casualmente me tope con esta cita, que describe mejor como me siento en este momento de lo que hubiera podido hacerlo jamás, cuando fui a revisar en la tesis de mi tutora, la Dra Bioingeniera Victoria Peterson, en que parte del documento debía incluir esta sección. Quiero empezar la misma agredeciendole, ya que es gracias a ella que pude participar y llevar adelante en tiempo y forma este proyecto, que fue una excelente experiencia de aprendizaje y crecimiento, tanto a nivel académico como personal. De manera análoga a lo que es un tutor para una planta, ella estuvo guiando ese crecimiento, y brindando el apoyo para hacerlo cuando fue necesitado. Gracias por recordarme cuando mas necesitaba que con esfuerzo y perseverancia, es que se logran las mejores cosas en la vida. Quiero agradecer prioritariamente también a las personas que me permitieron la oportunidad de seguir el difícil pero hermoso camino que fue esta carrera, y me acompañaron en todo momento difícil que necesite, a papa y a mi mama. Los amo profundamente con cada latido de mi corazón, son las personas que mas admiro en el mundo, y son mis mayores admiradores, y todos los días me siento afortunado de tenerlos a ustedes dos. A la par de mis padres están mis hermanos, que de lejos o de cerca, me acompañan y alientan en cada paso, y por eso les quiero agradecer. Los amo con el alma entera. Tampoco se queda atrás el resto de mi familia, que me inculcaron los valores que me van a acompañar como profesional, y me van a hacer luchar todos los días por dejar el mundo mejor que lo encontré cuando llegue. No puedo no mencionar a Paula Saavedra, quien fue una persona crucial para el buen desarrollo de este proyecto. Brindó ayuda como nadie, siempre que la necesite estuvo para darme una mano, ayudo con los códigos, con la adquisición de los datos, con todo lo que pudo. Sin ella el proyecto no hubiera llegado a estar listo en tiempo y forma. Aprovecho también para agradecer a las personas del IMAL, que me hicieron sentir parte del grupo, se interesaron en el proyecto, opinaron y ayudaron, a pesar de estar en otra provincia. Quiero agradecer a mis compañeros de carrera, a mis amigos del colegio y de la vida, a los pibes de ñakson, que estuvieron conmigo haciendo el apoyo moral en los largos días y noches de codeo y escritura de este documento, hasta el ultimo momento. Quiero agradecer a la institución del ITBA, por haber sido un lugar lleno de desafíos y enseñanzas, forjándome como persona. Siempre que necesité, hubo un profesor o miembro del personal dispuesto a extender su mano para brindar ayuda. No se me ocurre un mejor lugar para haberme formado como profesional. Y hablando de instituciones quiero agradecer también a la institución de FLENI, y en particular a Marcos, Sebas y Facu, que o bien fueron mis primeros mentores en el mundo profesional y ayudaron a prepararme para lo que fue el proyecto, o bien prestaron sus equipos (el bendito Tobii) para que se pueda llevar a cabo el desarrollo del proyecto. Y por último y no menos importante (parafraseando a un artista contemporáneo), quiero agradecerme a mi por creer en mi. Quiero agradecerme por poner las horas de trabajo intenso. Quiero agradecerme a mi por no rendirme y perseverar.

**Acrónimos**

El presente documento contiene abreviaciones, para las cuales se utilizan las siglas más comunes presentes en la bibliografía consultada. Muchas de estas abreviaturas provienen de las siglas en inglés de las expresiones que representan. A continuación se presenta una lista de las abreviaciones utilizadas a lo largo del documento:

HMI: Human-machine Interface
BCI: Interfaz Cerebro Computadora
EEG: Electroencefalograma
SNC: Sistema Nervioso Central
ACV: Accidente Cerebrovascular
VEP: Visually Evoked Potential
ERD: Event Related Desynchronization
ERS: Event Related Synchronization
BIDS: Brain Imaging Data Structure
ICA: Independent Component Analysis

# Índice

**1. Introducción** **6**
1.1. Motivación . . . 6
1.2. Objetivos . . . 8
1.2.1. Objetivos generales . . . 8
1.2.2. Objetivos específicos . . . 8

**2. Marco Teórico** **9**
2.1. Bases neurofisiológicas . . . 9
2.1.1. Anatomía y organización funcional del cerebro . . . 9
2.1.2. Zonas cerebrales relevantes para la comunicación y el movimiento . . . 11
2.1.3. Registro de la actividad eléctrica cerebral. . . . 15
2.1.4. Tipos de electrodo y sistema de posicionamiento . . . 17
2.1.5. Hardware de adquisición de EEG . . . 20
2.2. BCIs en rehabilitación . . . 20
2.2.1. BCIs basadas en ritmos sensoriomotores para el control de dispositivos . . . 21
2.3. Bloques de una BCI . . . 24
2.3.1. Acondicionamiento de las señales de EEG . . . 25
2.3.2. Decodificación de intención de selección . . . 27
2.4. Formato BIDS para el guardado de datos . . . 29

**3. Diseño e implementación de una BCI Híbrida para comunicación** **32**
3.1. Materiales y métodos . . . 32
3.1.1. Sistema de adquisición de señales de EEG . . . 32
3.1.2. Adquisición de señales del cursor . . . 34
3.1.3. Integración de los datos . . . 35
3.1.4. Software para control de impedancia electrodo-piel . . . 35
3.1.5. Software para procesamiento de datos . . . 36
3.2. Procedimiento experimental . . . 36
3.2.1. Protocolo de estimulación . . . 39
3.2.2. Guardado de datos . . . 43

**4. Resultados y análisis de datos** **46**
4.1. Generación de la base de datos . . . 46
4.2. Preprocesamiento y análisis exploratorio de datos . . . 47

**5. Discusión** **57**

**Bibliografía** **61**

**Resumen**

Diferentes affeciones neurológicas imposibilitan la capacidad de comunicación e interacción con el entorno de las personas afectadas. Mediante el uso de dispostivios de interacción persona-máquina (HMI, por sus singlas en inglés) pueden generarse vías de comunicación alternativas para el paciente, mejorando la calidad de vida y el nivel de independencia de estas personas. Un caso particular de HMI son las tecnologías asistivas para comunicación basadas en el seguimiento de la mirada. Estos dispositivos permiten que el usuario controle el cursor de una PC y seleccione elementos de la pantalla mediante el sensado continuo de la posición y fijación de la mirada (eye-tracking). Desafortunadamente, estos sistemas requieren de una capacidad de control y fijación de la mirada que no todos los pacientes pueden lograr o sostener en el tiempo, generando que un número de personas quede desestimada de terapías de rehabilitación y/o comunicación. Las interfaces cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en inglés), un caso particular de las HMIs, pueden romper esta barrera mediante la generación de una nueva vía de comunicación entre el cerebro de una persona y el mundo exterior que no dependa de las salidas normales del cerebro. Las BCIs son sistemas de comunicación que permiten a los individuos interactuar con computadoras u otros dispositivos electrónicos utilizando solamente señales cerebrales. Estas interfaces capturan y decodifican las señales generadas por el cerebro, como los patrones de actividad eléctrica (EEG) para controlar dispositivos externos. En ese sentido, el uso combinado de una BCI basada en EEG con sistemas de eye-tracking podrían aumentar las capacidades de comunicación en aquellos pacientes severamente afectados. Este proyecto se enmarca en el desarrollo de una BCI híbrida para proporcionar una herramienta de comunicación binaria de confirmación/negación. Como primer paso de análisis de factibilidad, en este proyecto se diseñó e implementó una BCI híbrida para selección binaria de opciones presentadas en una pantalla. Se registraron las señales de EEG y eye-tracking de manera síncrona en 11 participantes jóvenes sin neuropatologías asociadas. Este estudio de factibilidad aborda el análisis de patrones de activación en el EEG asociados al deseo de selección. Las actividades fueron realizadas en el Instituto de Matemática Aplicada del Litoral (IMAL, UNL-CONICET, Santa Fe) en colaboración con la clínica de rehabilitación neurológica FLENI, situada en Escobar, Buenos Aires. El presente proyecto se divide en tres partes principales: la primera es el diseño y la implementación de la BCI híbrida. En la segunda parte, se adquirieron los datos utilizando el protocolo de estimulación diseñado durante la primera parte. Una vez obtenidos los datos, se pasó a la última etapa del presente trabajo, que fue el pre-procesamiento y acondicionamiento de los datos, preparándolos para ser utilizados para desarrollar un algoritmo clasificador para detectar la intención de comunicación.

# 1. Introducción

## 1.1. Motivación

Las interfaces persona-máquina (HMI, por sus siglas en inglés) son sistemas que toman algún tipo de bioseñal y, mediante su adecuado procesamiento, la interpretan para el control de algún sistema robótico o computacional externo, con el objetivo de extender las capacidad de interacción de una persona con el entorno. Tal es el caso del uso de señales de electromiografía de superficie para el control de un robot o bipedestador para pacientes con movilidad reducida [1,2]. Dentro del campo de las HMI, se pueden destacar las interfaces cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en inglés), un grupo particular de sistemas que permiten establecer la comunicación hombre-máquina utilizando principalmente señales devenidas de la actividad cerebral de una persona [3,4]. Esta actividad puede ser medida utilizando métodos de nueroimágenes no invasivos, como la electroencefalografía de superficie (EEG), la resonancia magnética funcional, magnetoencefalografía, o espectroscopia del infrarrojo cercano [5]. De todas ellas, las señales de EEG son las más utilizadas, ya que proponen una manera no invasiva, segura y práctica de capturar la actividad eléctrica del cerebro con alta resolución temporal [6]. Además, el uso de sistemas de adquisición no invasivos y seguros permitirían ser utilizados cotidianamente por personas que así lo necesiten. Las aplicaciones de los sistemas BCI son muy variadas. En el presente proyecto, se hará foco en evaluar la factibilidad del uso de sistemas BCI para comunicación binaria. En particular, el sistema a desarrollar apunta a ser una vía alternativa de comunicación para personas que sufren patologías neurológicas que afectan su habilidad de comunicación y control voluntario de sus extremidades, incluyendo en casos más severos el control de movimiento ocular [7]. Por lo que, para estos pacientes cualquier método de comunicación que requiera un esfuerzo mecánico, como puede ser un teclado, no es una solución viable. Es por eso que se piensa en la utilización de una BCI que permita darle al usuario un canal de comunicación alternativo, que no depende de los medios fisiológicos de comunicación, sino que permite interpretar las señales del sistema nervioso central (SNC) y traducirlas para que pueda ser interpretada por una computadora que controla un dispositivo externo. Si bien esta alternativa no permite la restauración de la capacidad de habla, su potencial se extiende hacia modalidades de comunicación más esenciales, incluso en forma binaria. Esta propuesta plantea una perspectiva de comunicación fundamental, donde el enfoque no radica en la complejidad lingüística, sino en la posibilidad de transmitir intenciones y respuestas a través de una codificación simplificada. La capacidad de comunicación binaria, a través de esta interfaz, podría ser una solución pragmática para individuos cuyas limitaciones neuromusculares restringen su capacidad de expresión verbal. Esta aproximación a la comunicación establece un vínculo valioso entre el sistema nervioso central y la tecnología, ofreciendo una herramienta esencial para expresar pensamientos y necesidades de manera eficaz y adaptada a las condiciones de cada individuo.

Un desafío que surge naturalmente al pensar en usuarios con patologías neurológicas, es encontrar un mecanismo de control de la BCI que se ajuste a las capacidades del usuario. A esto se le suma

que aprender a controlar una BCI no siempre es un proceso sencillo [8]. En el caso de BCI basadas en señales endógenas, el usuario *debe* pensar activamente en la tarea mental a realizar. Por otro lado, para aprender a modular la actividad cerebral es necesario realizar varias sesiones de experimentación, acompañadas de una correcta retroalimentación por parte del sistema [8].
Una práctica ya establecida en el campo de la tecnología asistiva es brindar a los pacientes un sistema de comunicación basado en el control de un cursor digital en pantalla mediante la mirada. Esta tecnología, conocida como *eye-tracking* [9], está construida bajo la hipótesis de que la fijación de la mirada en un punto está asociada con altos niveles de atención en aquello que se está mirando [10]. Los sistemas de comunicación por *eye-tracking* están basados en el seguimiento y fijación de la mirada en una pantalla que muestra un teclado o un tablero de comunicación. Esto hace que, para determinadas acciones tales como la selección de un elemento en la pantalla, sea necesario que el usuario concentre su atención en el mismo durante un tiempo determinado. Por otra parte, en estos sistemas es importante determinar el tiempo mínimo suficiente para detectar una intención de selección, manteniendo una relación entre los errores de selección y los tiempos de respuesta [10]. En este sentido, un tiempo demasiado corto podría ocasionar falsas detecciones, mientras que un tiempo de fijación demasiado largo haría que el sistema sea lento, sobre todo para usuarios experimentados [10]. Si bien varios estudios han evaluado la duración óptima para encontrar el balance entre el tiempo de respuesta-falsas selecciones, poca información se conoce sobre la intención de comunicación para aquellas personas que no tiene la capacidad de mantener la mirada el tiempo requerido para hacer la selección, pero aún así tienen la intención de realizar dicha selección. En este sentido, **cuantificar la intención de selección** proveería una herramienta de comunicación que prescinda o complemente el uso de tecnologías de seguimiento de la mirada.
No obstante, el uso de la tecnología de eye-tracking puede pensarse como un mecanismo complementario para la BCI. El uso combinado de dos modalidades de control alternativo da lugar a las denominadas BCI híbridas. Si bien las BCI híbdrias se espera sean más flexibles y produzcan mejores velocidades de comunicación persona-máquina [11], en el contexto de este proyecto se propone el desarrollo de una BCI híbrida que integre la actividad cerebral y el seguimiento ocular para potenciar la capacidad del sistema en detectar la intención de selección por parte del usuario. Es crucial destacar que si bien la intención de selección refleja el deseo de establecer dicha comunicación, cuando esta selección sea ante opciones binarias, se podrá traducir como la intención de comunicar una afirmación o negación.
Este trabajo está inmerso en un proyecto de largo alcance que considera a las BCI híbridas como herramientas para crear un comunicador binario de confirmación/negación basado en la detección de la intención comunicativa. Esto resulta relevante para aquellos individuos que desean comunicarse pero cuya habilidad para controlar el movimiento ocular (y el cuerpo en general) les impide el uso eficaz de sistemas de seguimiento ocular. En este desarrollo, se presume que la combinación de tecnologías de seguimiento ocular con el co-registro y decodificación de la actividad cerebral será beneficiosa para capacitar a las personas en el uso de BCI. En este sentido,

mientras el sistema de seguimiento ocular se empleará como herramienta de entrenamiento con retroalimentación en la selección realizada, la señal de EEG capturada en sincronía se empleará para medir la actividad mental relacionada. Esta medición podría luego extrapolarse a situaciones en las que las tecnologías de seguimiento ocular no resultan viables [12]. En este contexto, **este trabajo tiene el objetivo de evaluar la factibilidad del uso de una BCI híbrida que se pueda utilizar como una herramienta de selección que trasmita la intención de una comunicación binaria**.

## 1.2. Objetivos

### 1.2.1. Objetivos generales

Desarrollar y evaluar una interfaz híbrida que combine el uso de eye-tracker y señales de EEG para determinar la intención de selección.

### 1.2.2. Objetivos específicos

1. Diseñar un protocolo de estimulación que permita medir señales de EEG y el seguimiento de la posición de un cursor mediante eye-tracking para selección de dos estímulos en pantalla.
2. Adquirir datos de EEG y eye-tracking en al menos 10 participantes adultos sin patologías neurológicas mediante el protocolo de estimulación de BCI híbrida diseñado.
3. Generar una base de datos que cumpla con formato y políticas de intercambio de datos para EEG.
4. Procesar y acondicionar los datos adquiridos con el fin de evaluar su calidad, y la factibilidad de ser utilizados para la futura implementación de la BCI.

# 2. Marco Teórico

## 2.1. Bases neurofisiológicas

Conocer la fisiología del cerebro es fundamental para comprender cómo las neuronas se comunican y cómo se manifiesta esa comunicación en el EEG de superficie. El cerebro es una red compleja de células neuronales que se comunican entre sí a través de sinapsis eléctricas y/o químicas. Las señales eléctricas se propagan a través de la membrana celular de las neuronas, que están cargadas eléctricamente, en forma de potenciales de acción. Estos potenciales de acción son la base de la comunicación neuronal y la transmisión de información en el cerebro. Cuando una neurona recibe suficientes estímulos eléctricos y químicos, se produce una descarga eléctrica que se propaga por la misma y se transmite a las neuronas vecinas. Este proceso da lugar a la actividad eléctrica que puede registrarse en un EEG de superficie [13].
En el EEG de superficie, las señales eléctricas se registran en la superficie del cuero cabelludo mediante electrodos. Estos electrodos detectan la actividad eléctrica de grupos de neuronas sincronizadas, lo que produce ondas cerebrales que pueden ser analizadas para inferir la actividad neuronal subyacente. Las ondas cerebrales están clasificadas según su frecuencia y se han identificado varias bandas de frecuencia en el EEG, con información sobre distintos procesos cognitivos en cada banda [13] (ver Sección 2.1.3). Además de la fisiología de las neuronas, es importante entender la fisiología de los distintos tipos de células gliales que componen el cerebro. Los astrocitos, por ejemplo, son células gliales que regulan la homeostasis del medio extracelular del cerebro, manteniendo el equilibrio químico y protegiendo las neuronas de toxinas. Los oligodendrocitos, por otro lado, forman la mielina que recubre los axones de las neuronas, lo que les permite transmitir señales más rápido [13].

### 2.1.1. Anatomía y organización funcional del cerebro

El cerebro humano puede categorizarse en diferentes regiones que se organizan en función de su anatomía y función. A nivel macroscópico, el cerebro se divide en dos hemisferios, el derecho y el izquierdo, los cuales están conectados por el cuerpo calloso, como se puede ver en la Figura 1
A su vez, cada hemisferio se subdivide en diferentes lóbulos, cada uno de los cuales tiene una función específica:

1. Lóbulo Frontal: Se encuentra en la parte delantera del cerebro y está asociado con funciones cognitivas superiores, como el razonamiento, la planificación, la toma de decisiones, el control motor voluntario y la personalidad.

2. Lóbulo Parietal: Está situado en la parte superior y posterior del cerebro. Es responsable de procesar la información sensorial del tacto, la temperatura y el dolor, así como de integrar y procesar información espacial y corporal.

3. Lóbulo Temporal: Se encuentra en la parte lateral del cerebro, cerca de las sienes. Está

involucrado en el procesamiento de la audición, el lenguaje, la memoria, el reconocimiento facial y la comprensión del significado de las palabras.

4. Lóbulo Occipital: Está ubicado en la parte posterior del cerebro y se encarga principalmente del procesamiento visual. Contiene el área visual primaria, responsable de interpretar la información visual proveniente de los ojos.

Además de estos lóbulos principales, también es importante mencionar otros dos componentes del cerebro:

5. Cerebelo: Situado en la parte posterior inferior del cerebro, el cerebelo está involucrado en el control motor, el equilibrio, la coordinación y el aprendizaje motor.

6. Tronco encefálico: Es la parte más primitiva del cerebro y se encuentra en la base del mismo. Controla funciones vitales automáticas, como la respiración, el ritmo cardíaco y la regulación de la temperatura corporal.

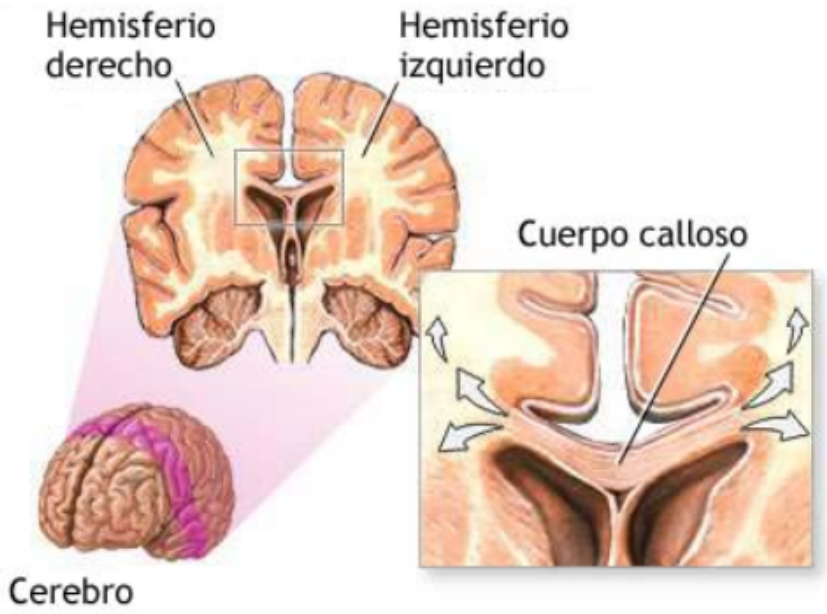


Figura 1: Corte coronal de un cerebro humano, donde se pueden distinguir ambos hemisferios y el cuerpo calloso que los une. Figura modificada de [13].

Estos lóbulos y componentes del cerebro trabajan en conjunto para realizar diversas funciones cognitivas, sensoriales y motoras, permitiendo un funcionamiento adecuado del SNC.

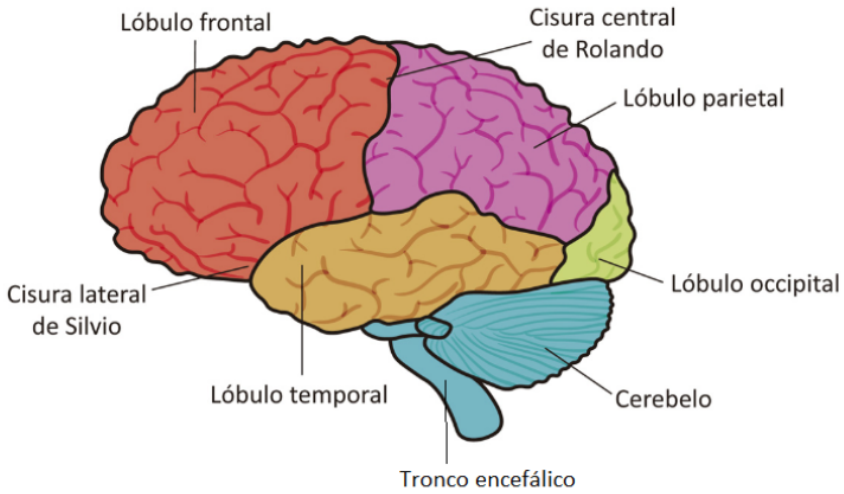


Figura 2: Esquema representativo de las estructuras del cerebro humano y sus ubicaciones espaciales. Adaptado de [14].

### 2.1.2. Zonas cerebrales relevantes para la comunicación y el movimiento

En este proyecto, se explorarán específicamente las áreas cerebrales involucradas en la percepción visual, el control motor y la imaginación de movimientos, ya que son fundamentales para la comunicación y la interacción humano-computadora en sistemas basados en intención de comunicación y/o movimiento.

A **Áreas Visuales**

Las áreas cerebrales responsables de la percepción visual se encuentran principalmente en el lóbulo occipital y se dividen en diferentes niveles de complejidad. La corteza visual primaria (V1) es la primera región cortical que recibe información visual y está involucrada en la detección de características simples como la orientación, la luminancia y el color. A su vez, las áreas visuales secundarias, como la corteza visual secundaria (V2) y la corteza temporal visual (V4), se encargan de procesar información más compleja como la forma, la textura y el movimiento [15]. En la Figura 3 se pueden observar las áreas mencionadas anteriormente, en donde se procesa la información visual en el cerebro.

B **Áreas sensoriales**

Las áreas del cerebro relacionadas a las sensaciones (además de la corteza visual que ya se mencionó), se pueden subdividir en:

- Corteza Somatosensorial: La corteza somatosensorial se encuentra en la región parietal del cerebro, específicamente en el giro postcentral. Esta área procesa la información táctil, la percepción de la posición del cuerpo y la sensación de temperatura y dolor.

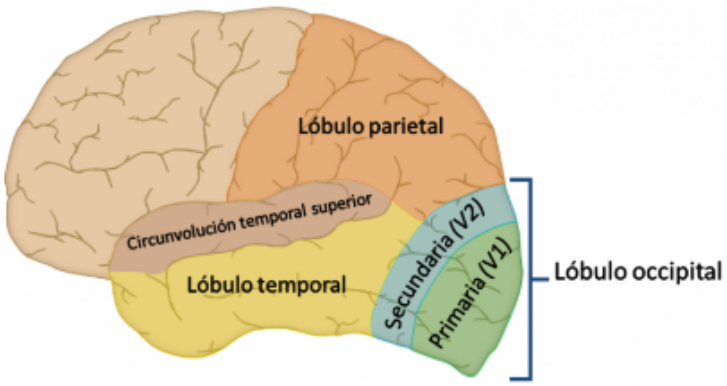


Figura 3: Esquema del cerebro donde se pueden ver dentro del lóbulo occipital, las secciones correspondientes a las cortezas visuales primaria y secundaria. Disponible en linea en: link

- Corteza Auditiva: La corteza auditiva se ubica en el lóbulo temporal, en el área conocida como la circunvolución temporal superior. Esta área se encarga de procesar los estímulos auditivos, permitiendo la percepción del sonido, la localización espacial del sonido y la interpretación del lenguaje.
- Corteza Gustativa: La corteza gustativa se localiza en la región insular del cerebro, también conocida como la ínsula. Esta área está relacionada con la percepción del gusto y la discriminación de los sabores.
- Corteza Olfativa: La corteza olfativa se encuentra en el lóbulo temporal, en una estructura conocida como el bulbo olfatorio. Esta área procesa la información relacionada con el sentido del olfato, permitiendo la percepción y discriminación de los olores.

A continuación, se puede ver en la Figura 4 las distintas áreas del cerebro asociadas a los distintos procesos sensoriales mencionados anteriormente.

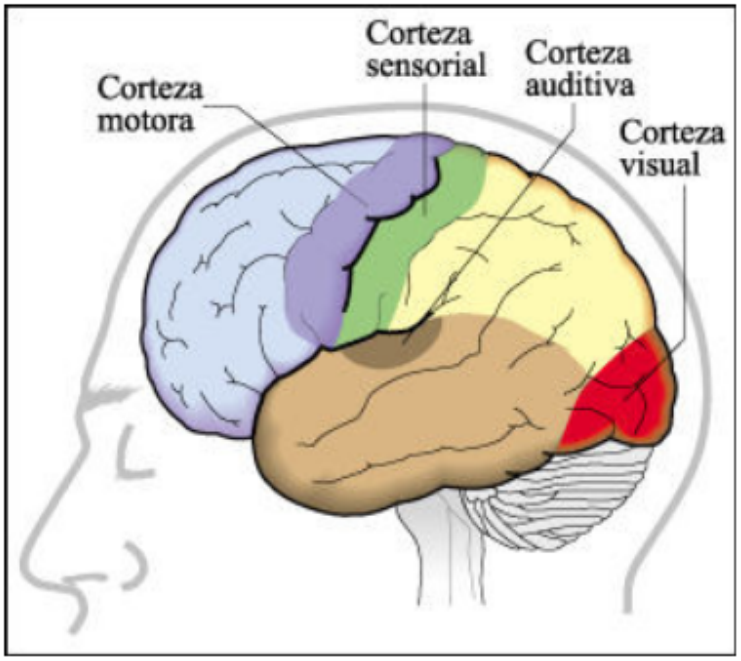


Figura 4: Áreas sensoriales del cerebro. Adaptado de [16].

C **Áreas motoras**

Las áreas motoras relevantes para el movimiento voluntario se encuentran en el lóbulo frontal, principalmente en la corteza motora primaria (M1) y la corteza motora suplementaria (SMA). La corteza motora primaria se encarga de la planificación y ejecución de los movimientos voluntarios, mientras que la corteza motora suplementaria está involucrada en la planificación de movimientos complejos y coordinación motora fina [17]. Además, estas áreas están conectadas con otras regiones del cerebro, como el cerebelo y los ganglios basales, que juegan un papel clave en el control motor y la coordinación. Existe una representación visual de cómo el cuerpo humano está representado en el cerebro, conocida como el Homúnculo de Penfield. El homúnculo de Penfield muestra cómo está organizada la representación del cuerpo en el cerebro, asignando áreas de la corteza cerebral proporcionalmente al grado de sensibilidad o control motor de cada parte del cuerpo. En el homúnculo, las áreas más grandes corresponden a las partes del cuerpo que tienen una mayor sensibilidad o una mayor capacidad motora fina. En relación con las áreas sensoriales del cerebro mencionadas anteriormente, el homúnculo de Penfield representa la organización espacial de la corteza somatosensorial. Por ejemplo, las áreas relacionadas con las manos y los labios se encuentran en regiones relativamente grandes del homúnculo, lo que refleja la alta sensibilidad táctil y motora de esas partes del cuerpo. Por otro lado, las áreas relacionadas

con las piernas y los brazos se encuentran en regiones más pequeñas, ya que tienen una menor sensibilidad y control motor fino en comparación. En la Figura 5 podemos observar un ejemplo de esta representación.

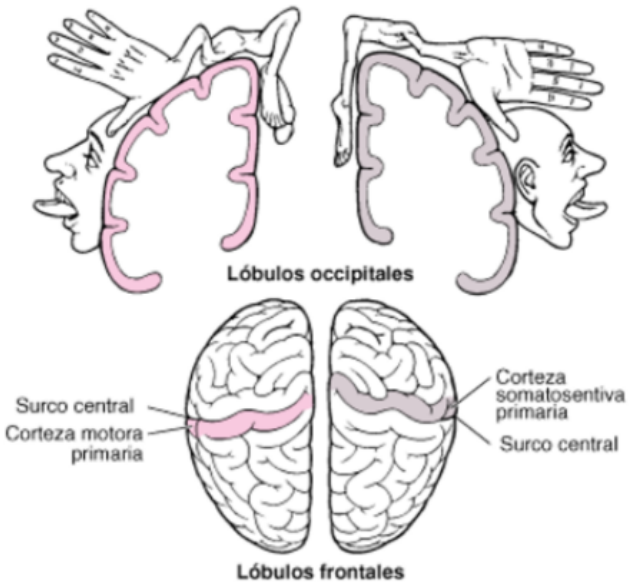


Figura 5: Representación somatotópica de la corteza somatosensorial (derecha) y corteza motora (izquierda). Representa qué partes de la corteza están asociadas a cada parte del cuerpo. El tamaño de las partes del cuerpo representa aproximadamente la proporción del área cortical dedicada a la parte del cuerpo que representa. Adaptada de [18]

D **Áreas de Imaginación de Movimientos.**

Además de las áreas cerebrales que intervienen en la planificación y ejecución de movimientos físicos, también existen regiones que se activan durante la imaginación de movimientos. Estas áreas son conocidas como la red de imaginación de movimientos y comprenden diversas regiones, entre las que se incluyen la corteza motora suplementaria, la corteza premotora, la corteza parietal inferior y la corteza temporal inferior [19]. Cabe destacar que estas áreas no están exclusivamente relacionadas con la imaginación de movimientos, sino que también desempeñan un papel crucial en la ejecución real de los mismos. Esta distinción entre la imaginación y la ejecución es importante para comprender cómo funcionan estas áreas en conjunto.

Durante la ejecución de un movimiento, como agarrar un objeto, estas regiones cerebrales planifican y coordinan los movimientos musculares necesarios para llevar a cabo la acción. En el caso de la imaginación de movimientos, como visualizar el acto de agarrar un objeto sin realizarlo físicamente, estas mismas áreas se activan en patrones similares a los observa-

dos durante la ejecución real. Esto sugiere que la red de imaginación de movimientos está implicada en la representación mental y la simulación de movimientos, ya sea que ocurran en la realidad o sean imaginados.

### 2.1.3. Registro de la actividad eléctrica cerebral.

La neurociencia ha evolucionado en gran medida gracias al desarrollo de diversas técnicas que permiten registrar la actividad cerebral. Entre los métodos conocidos para el registro de la actividad cerebral se encuentran la magnetoencefalografía, la tomografía por emisión de positrones y la resonancia magnética funcional. Sin embargo, para el campo de las BCIs, la técnica más utilizada es la electroencefalografía. La EEG es un método no invasivo que mide la actividad eléctrica generada por las neuronas piramidales ubicadas en la corteza cerebral a través de electrodos colocados en el cuero cabelludo. La señal EEG es una medida de la actividad sincrónica de las células nerviosas en el cerebro y se ha utilizado en una amplia gama de aplicaciones, incluyendo la detección de convulsiones, la evaluación de lesiones cerebrales y la investigación en neurociencia cognitiva [20]. Uno de los principales beneficios que tiene la EEG para el campo de las BCIs es que permite obtener información prácticamente en tiempo real. Los tiempos de respuesta de las señales de EEG son muy cortos, del orden de milisegundos, lo que permite la detección de cambios en la actividad cerebral casi al instante. Esto es especialmente importante en ciertas aplicaciones en tiempo real, donde se requiere una retroalimentación inmediata. La respuesta temporal rápida del EEG la hace adecuada para aplicaciones de BCI que requieren tiempos de respuesta cortos, como el control de prótesis o el control de dispositivos de comunicación [21]. Además, la EEG ha demostrado ser una técnica prometedora para la rehabilitación de pacientes con discapacidades motoras, ya que puede detectar patrones específicos de actividad cerebral relacionados con la intención de movimiento [22]. En particular, el EEG ha demostrado ser un método eficaz de control para una BCI en la rehabilitación de pacientes con ACV, esclerosis múltiple y lesiones de la médula espinal [23].
Otra ventaja del EEG es su relativo bajo costo en comparación con otras técnicas de registro cerebral. Existen dispositivos comerciales de EEG, como OpenBCI (USA, https://openbci.com/), que pueden adquirirse a precios relativamente accesibles para la economía Argentina. Además, el dispositivo OpenBCI se ha utilizado con éxito en numerosas aplicaciones de BCIs, donde se ha podido lograr la detección de la intención motora [24].
En el EEG se pueden distinguir diferentes tipos de ondas cerebrales, que se clasifican según su frecuencia y amplitud. Esta clasificación puede variar levemente según el autor, presentando generalmente variaciones de 0.5/1 Hz en donde se delimitan los intervalos Los ritmos más comunes en el EEG son los siguientes:

- Ondas delta (0,5-3.5/4 Hz): son ondas de baja frecuencia y alta amplitud que se asocian con el sueño profundo y la relajación profunda.
- Ondas theta (3.5/4-7.5 Hz): son ondas de frecuencia intermedia y amplitud moderada que

se asocian con estados de relajación y meditación, así como con el sueño ligero y la fase REM del sueño.

- Ondas alfa (7.5-12.5 Hz): son ondas de frecuencia media y amplitud moderada que se producen cuando el cerebro está en un estado de relajación y calma, con los ojos cerrados.
- Ondas beta (12.5-30 Hz): son ondas de alta frecuencia y amplitud baja que se asocian con la actividad cerebral normal durante el estado de vigilia y la atención.
- Ondas gamma (30-100 Hz): son ondas de alta frecuencia y amplitud baja que se asocian con la actividad cerebral en situaciones de alta atención y procesamiento cognitivo.

En la Figura 6 se puede observar cómo se manifiestan estos distintos ritmos en la señal de EEG

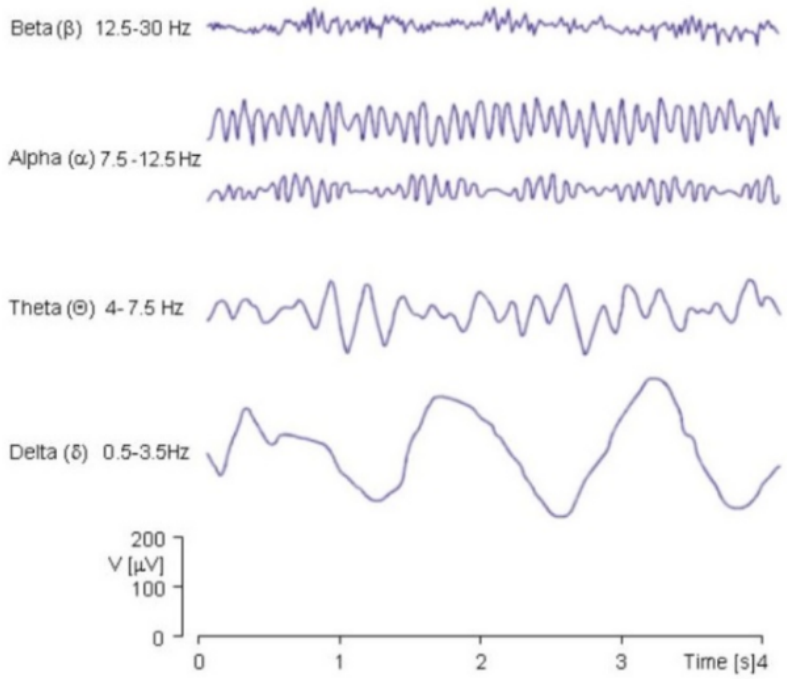


Figura 6: Ritmos presentes en una señal de EEG. Modificado de [25].

Cada uno de estos ritmos se asocia con diferentes estados mentales y patrones de actividad cerebral, y su magnitud de voltaje varía según la actividad de las neuronas que los generan. Las ondas de mayor amplitud suelen ser indicativas de una mayor sincronización neuronal, mientras que las ondas de menor amplitud suelen ser indicativas de una menor sincronización o actividad neuronal. En general, las variaciones en voltaje en el EEG suelen oscilar entre unos pocos microvoltios y varios cientos de microvoltios, dependiendo de la actividad cerebral que se esté registrando [20].

En resumen, el EEG es un método no invasivo, de bajo costo (en relación a otros sistemas de monitoreo de la actividad cerebral) y con tiempos de respuesta rápidos, ofreciéndose como una valiosa herramienta para el campo de las BCIs. La capacidad de registrar la actividad cerebral en tiempo real ha permitido el desarrollo de aplicaciones de BCIs más precisas y efectivas en el ámbito de la rehabilitación y otras áreas de investigación en neurociencia [26].

### 2.1.4. Tipos de electrodo y sistema de posicionamiento

El dispositivo utilizado para medir la actividad eléctrica en cualquier lugar del cuerpo humano, es el electrodo. En el contexto de la electroencefalografía, los electrodos se utilizan para medir la actividad eléctrica del cerebro desde la superficie del cuero cabelludo. Existen diferentes tipos de electrodos utilizados en EEG, que se clasifican según sus características y propiedades. Uno de los principales criterios de clasificación es si los electrodos son pasivos o activos. Los electrodos pasivos son aquellos que no tienen circuitos electrónicos internos y simplemente registran las señales eléctricas que se generan en el cerebro. Estos electrodos son relativamente simples de usar y generalmente están compuestos por un material conductor, como el estaño o la plata, que se coloca en contacto con el cuero cabelludo mediante un gel conductor o una pasta conductora. Por otro lado, los electrodos activos cuentan con circuitos electrónicos integrados que amplifican la señal registrada y reducen el ruido. Estos electrodos suelen tener una mayor sensibilidad y una mejor relación señal-ruido en comparación con los electrodos pasivos. Además, los electrodos activos suelen requerir una fuente de alimentación externa, como una batería, para su funcionamiento.
Otro aspecto importante a considerar es la interfaz entre los electrodos y la piel. Las interfaces de electrodos son componentes esenciales en la adquisición de señales electrofisiológicas. Estas interfaces determinan la calidad y la fiabilidad de las señales capturadas. En particular, el tipo de interfaz electrofisiológica de un electrodo puede clasificarse como “seca” o “húmeda”. Los electrodos secos se caracterizan por no requerir la aplicación de un gel o pasta electroconductora entre el electrodo y la piel del usuario. En cambio, los electrodos húmedos dependen de la aplicación de una sustancia electroconductora, como un gel, para reducir la impedancia entre el electrodo y la piel, lo que mejora la calidad de la señal registrada.
Los electrodos secos son atractivos debido a su comodidad y facilidad de uso, ya que no implican la necesidad de preparar ni limpiar sustancias conductivas. Sin embargo, tienden a tener una mayor impedancia, lo que puede llevar a una menor calidad de la señal y a una mayor susceptibilidad al ruido. Por otro lado, los electrodos húmedos, aunque requieren más preparación, ofrecen una menor impedancia y una mejor calidad de señal.
La impedancia se refiere a la resistencia que presenta un electrodo al paso de la corriente eléctrica entre él y la piel. Es importante mantener una baja impedancia entre los electrodos y la piel para garantizar una buena calidad de las señales registradas. Existen varias razones por las cuales es importante mantener una baja impedancia en los electrodos:

1. Mejor calidad de la señal: Una baja impedancia permite una mejor transmisión de las señales eléctricas generadas por el cerebro hacia los electrodos. Esto significa que se cap-

turan de manera más precisa las señales eléctricas cerebrales de interés, lo que resulta en una mejor calidad de la señal registrada. Una alta impedancia puede afectar la amplitud y la forma de las señales, lo que dificulta su interpretación precisa.

2. Reducción del ruido: Una alta impedancia en los electrodos aumenta la susceptibilidad a interferencias y ruido eléctrico. Esto puede deberse a factores como la interferencia electromagnética ambiental o la actividad muscular no deseada. Al mantener una baja impedancia, se reduce la posibilidad de que estos ruidos afecten la señal EEG, lo que permite una mejor detección y análisis de los ritmos cerebrales de interés.

3. Se evitan artefactos: La alta impedancia entre los electrodos y la piel puede causar artefactos en las señales registradas. Estos artefactos pueden ser generados por el movimiento de los electrodos, la presencia de sudor o aceites en la piel, o por el secado del gel conductor. Mantener una baja impedancia ayuda a minimizar la aparición de estos artefactos, lo que garantiza la integridad de los datos EEG y evita interpretaciones erróneas.

La elección entre electrodos secos y húmedos depende de factores como la aplicación específica, la comodidad del usuario y la necesidad de mantener una señal estable y confiable a lo largo del tiempo. Cada tipo de interfaz tiene sus ventajas y desafíos, y la elección adecuada dependerá de las necesidades y objetivos de la aplicación electrofisiológica en cuestión. En el contexto de señales de EEG, típicamente se utilizan electrodos pasivos, junto con un gel conductor como los que se pueden observar en la Figura 7.

Figura 7: Electrodos y gel conductor utilizados durante este trabajo.

Además de considerar el tipo de electrodo que se desea utilizar, es importante determinar la cantidad y la ubicación de los mismos, para realizar mediciones apropiadas de los fenómenos que se pretenden observar. En el contexto del EEG, considerando lo anteriormente mencionado en relación a las distintas áreas del cerebro y sus funciones, es necesario hacer una elección considerada de las posiciones en las que se colocan los electrodos. Para esto, existe un sistema

para ubicarlos. El sistema 10-20 es un método ampliamente utilizado para el posicionamiento de electrodos durante el registro de electroencefalografía. Este sistema divide el cráneo en regiones y utiliza nombres de puntos de referencia (por ejemplo, "Cz"para el centro de la cabeza) para determinar la ubicación de cada electrodo en relación con el cuero cabelludo. Los puntos de referencia utilizados en el sistema 10-20 están separados por una distancia del 10 % o 20 % del ancho del cráneo, lo que permite una colocación consistente y precisa de los electrodos en diferentes sujetos [27] (ver Figura 8).

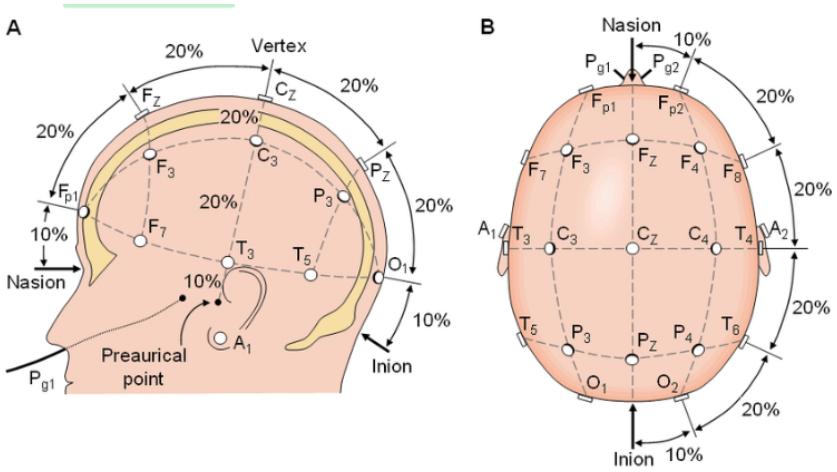


Figura 8: Sistema de posicionamiento de electrodos de EEG 10-20. C=central, P=parietal, T=temporal, F=frontal, Fp=frontal polar, O=occipital, A=mastoides. Modificada de [27].

Para facilitar la colocación de los electrodos en las posiciones correspondientes de acuerdo al sistema 10:20 existen gorras de tela con botones para colocar los electrodos. Tal es el caso de las gorras Electro-Cap, una marca especializada en realizar gorras para adquisicion de señales de EEG. Las gorras de tela, como la mencionada, son dispositivos utilizados para facilitar la colocación y el mantenimiento de los electrodos en el cuero cabelludo durante la adquisición de señales EEG. Estas gorras están diseñadas con una estructura de tela flexible que se ajusta cómodamente al contorno de la cabeza. En su interior, están incrustados electrodos de manera precisa y equidistante, siguiendo la disposición del sistema 10-20. Los electrodos suelen estar hechos de materiales conductores, como el estaño, y deben luego recubrise con gel conductivo para garantizar un buen contacto con el cuero cabelludo, y así bajar la impedancia electrodo-piel. La ventaja de las gorras de tela es que ofrecen una distribución uniforme de los electrodos, lo que facilita la colocación rápida y precisa en comparación con la aplicación individual de electrodos con pasta conductora. Además, la elasticidad de la tela permite que la gorra se adapte a diferentes tamaños de cabeza y proporcione un ajuste seguro y sin molestias durante la sesión de EEG.

### 2.1.5. Hardware de adquisición de EEG

Existen diversos sistemas para adquirir EEG en el contexto de las BCIS. Sin embargo, en este proyecto nos centraremos en un dispositivo de bajo costo, disponible en el laboratorio donde se realizó este proyecto, y que ha demostrado gran confiabilidad para el desarrollo de BCI endógenas [28] .

El sistema OpenBCI (USA, https://openbci.com/) es una plataforma de hardware de código abierto diseñada para la adquisición y procesamiento de señales cerebrales y bioeléctricas. Esta placa está especialmente diseñada para investigadores, científicos y entusiastas que desean explorar y comprender la actividad eléctrica del cerebro y otros sistemas biológicos. El hardware de adquisición y conversión analógica/digital de OpenBCI está basado en la tecnología Arduino. Proporciona la capacidad de adquisición simultánea de entre 4 a 16 bioseñales. Además, es compatible con electrodos del tipo secos, húmedos e híbridos, ofreciendo opciones de configuración de los mismo muy versátiles según preferencias y necesidades del usuario.

En particular, el módulo Cyton es la unidad principal de adquisición de datos que ofrece OpenBCI. Pues, brinda la posibilidad de capturar hasta 8 canales de señales EEG simultáneamente, con una frecuencia de muestreo de 250 Hz. Por otro lado, el módulo Daisy es una extensión del módulo Cyton que permite ampliar aún más la capacidad de canales. Con el módulo Daisy conectado al módulo Cyton, se duplica la cantidad de canales disponibles para la adquisición de datos, teniendo así 16 canales disponibles. Esta configuración ampliada permite una mayor cobertura del cuero cabelludo y una mayor captura de información cerebral para el caso del EEG. Sin embargo, como se aumenta la transmisión de datos, la frecuencia de muestreo se reduce a 125 Hz.

El valor de la frecuencia de muestreo es un factor crucial a considerar en el procesamiento de señales para garantizar la adecuada representación de la información contenida en las señales adquiridas. Para cumplir con el teorema de muestreo de Nyquist-Shannon es necesario que la frecuencia de muestreo sea al menos el doble de la frecuencia máxima presente en la señal. En el caso de las señales adquiridas en este proyecto, la frecuencia máxima de interés se encuentra en el rango de 30-40 Hz, correspondiente a los ritmos de beta y gamma bajos. Si consideramos una frecuencia de muestreo de 125 Hz en el escenario mencionado previamente, se cumple con el requisito de Nyquist, y por tanto la información frecuencial máxima necesaria del EEG puede capturarse.

En conjunto, los módulos Cyton y Daisy ofrecen una base sólida para la captura precisa y la exploración de señales cerebrales, lo que resulta esencial para el desarrollo y la mejora de aplicaciones de interfaces cerebro-computadora y la investigación en neurociencia.

## 2.2. BCIs en rehabilitación

Desde su surgimiento como herramienta, la utilización de interfaces cerebro-computadora ha cobrado relevancia en la rehabilitación de pacientes con diversas patologías neurológicas. Las BCIs

son una herramienta prometedora para la comunicación en este contexto, ya que permiten a los pacientes con discapacidades físicas comunicarse y controlar dispositivos externos solamente mediante la actividad cerebral. A lo largo de los últimos años se han realizado numerosos estudios que han demostrado la efectividad de las BCI en la rehabilitación de pacientes con diversos trastornos neurológicos. Se han demostrado beneficios significativos en la recuperación de la función motora y cognitiva en pacientes que han sufrido accidentes cerebrovasculares, lesiones de médula espinal, parálisis cerebral, entre otras patologías. Por ejemplo, un estudio realizado por Ramos-Murguialday et al. [29] demostró que la utilización de BCIs basadas en ritmos sensoriomotores mejoró la capacidad de control motor en pacientes en rehabilitación por un ACV.
Existen diferentes paradigmas que se han utilizado en la investigación de BCIs aplicadas en la rehabilitación. Por ejemplo, las BCI basadas en potenciales evocados visuales se basan en la actividad eléctrica que se produce en el cerebro en respuesta a estímulos visuales, mientras que las BCI basadas en potenciales de corticales lentos se basan en la actividad cerebral espontánea. Las BCI basadas en potenciales evocados P300 se basan en una respuesta eléctrica específica del cerebro que se produce en respuesta a estímulos relevantes y particularmente significativos. Por otro lado, las BCI basadas en ritmos sensoriomotores se basan en la actividad cerebral que se produce cuando un paciente imagina el movimiento de una parte de su cuerpo, generalmente miembros superiores, lengua o piernas. Por último, las BCI basadas en potenciales de acción corticales se basan en la actividad eléctrica que se produce cuando las neuronas en el cerebro se activan. Algunos estudios han demostrado que las BCI basadas en potenciales evocados visuales (VEP) pueden ser utilizadas para mejorar la comunicación en pacientes con esclerosis múltiple. Los VEP han sido ampliamente utilizados en BCIs debido a su alta tasa de respuesta en la población y su simplicidad en el proceso de registro [30],[31]. Por otro lado, los potenciales de corticales lentos y los potenciales evocados P300 también han sido ampliamente utilizados en BCIs aplicadas en la rehabilitación [32]. Además, las BCIs basadas en ritmos sensoriomotores han demostrado ser efectivas en la rehabilitación de pacientes con lesiones medulares y de extremidades superiores [33],[34] . Finalmente, las BCIs basadas en potenciales de acción neuronales corticales han mostrado una gran promesa en la rehabilitación de pacientes con daño cerebral traumático [35].

### 2.2.1. BCIs basadas en ritmos sensoriomotores para el control de dispositivos

Las BCIs basadas en ritmos sensoriomotores e imaginería motora se han utilizado en numerosos estudios debido a su efectividad en la comunicación al ser utilizada por pacientes con discapacidades motoras. En particular, estas BCIs pueden ser útiles para la comunicación mediante la imaginación de un movimiento que podría ser simulado arrastrando el cursor de una computadora con los ojos. Es posible pensar en una BCI de este tipo debido a la relación que existe entre los ritmos sensoriomotores y la imaginería motora. Esta relación se basa en el hecho de que la imaginación de un movimiento activa las mismas áreas cerebrales que la ejecución real de ese movimiento. Es decir, cuando imaginamos un movimiento, coinciden parcialmente las redes neu-

ronales que se activan al realizar ese movimiento físicamente. Esto se ha demostrado mediante estudios de neuroimagen funcional, y la electroencefalografía, que han encontrado una superposición de áreas cerebrales activadas tanto en la imaginación del movimiento como en la ejecución física del mismo.[36] En el caso específico de los ritmos sensoriomotores, se ha observado que estos ritmos están relacionados con la modulación de la actividad cortical en áreas motoras y sensoriales. Durante la imaginación motora, se ha observado que estos ritmos se modulan, y por lo tanto se han utilizado como señales de control en las BCIs basadas en la imaginería motora. En este tipo de BCIs, los usuarios imaginan movimientos específicos, como por ejemplo cerrar y abrir la mano, y la actividad cerebral asociada se detecta mediante la medición de los ritmos sensoriomotores en el EEG. Los estudios han demostrado que es posible lograr una precisión del 70-90 % en la clasificación de la dirección del movimiento imaginado utilizando ritmos sensoriomotores en sujetos sanos [34][37]. Además, los resultados de estudios en pacientes con discapacidad motora han demostrado que las BCIs basadas en la imaginería motora son efectivas para el control de dispositivos, como la movilidad de una silla de ruedas [26]. En general, las BCIs basadas en ritmos sensoriomotores e imaginería motora tienen el potencial de mejorar la calidad de vida de los pacientes con discapacidades motoras y permitirles comunicarse con el mundo exterior de manera efectiva. También, se ha podido detectar la intención motora en usuarios de BCI, mediante un EEG de múltiples canales [38] Por último, se ha evaluado la factibilidad de realizar sistemas de bajo costo utilizando sistemas de adquisición económicos[28]. Al realizar o imaginar un movimiento, ocurre lo que se conoce como **Event Related Synchronization/Desynchronization** (ERS/D). Los ERS/D son un aumento (o una reducción) en la potencia de las oscilaciones cerebrales en un rango de frecuencia específico que se produce cuando el cerebro se activa para llevar a cabo una tarea motora o cognitiva [39]. Esta variación se asocia con la activación neuronal y se puede medir mediante el análisis de la densidad espectral de potencia de las señales de EEG. En el caso de detección de movimiento de mano izquierda por ejemplo, se esperaría encontrar mayormente en el electrodo C4 un marcado ERD al inicio de la imaginación del movimiento (ver Figura 9).

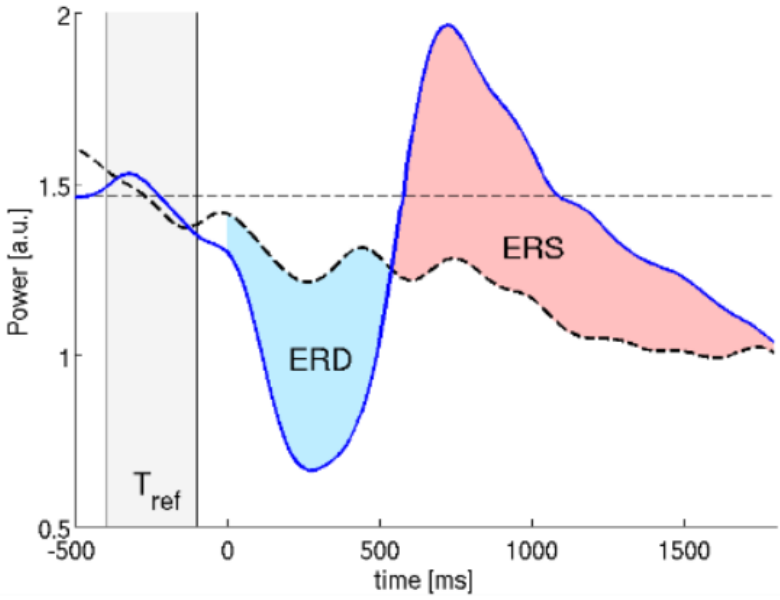


Figura 9: Generalización de como se ve un ERD luego de un estímulo. Extraído de [40].

En el contexto de las BCIs, el ERD se utiliza para detectar la intención de movimiento del usuario. En las interfaces basadas en ritmos sensoriomotores, los usuarios se entrenan para imaginar el movimiento de una extremidad o para realizar movimientos reales. Cuando se produce una intención de movimiento, se produce un ERD en la frecuencia mu (8-13 Hz) o beta (13-30 Hz) en la región del cerebro asociada con el movimiento imaginado. La detección del ERD se utiliza para clasificar la intención del usuario y luego controlar la BCI. Existen diferentes métodos para detectar el ERD, incluyendo el uso de umbrales de potencia, clasificadores basados en aprendizaje automático y algoritmos basados en la coherencia y la conectividad funcional del cerebro [39]. En general, los métodos de detección del ERD se basan en la comparación de la potencia de la señal en un rango de frecuencia específico antes y después de la aparición de la intención de movimientos. En un estudio realizado por McFarland et al [41], se entrenó a los participantes para producir un ERD en la banda mu (8-12 Hz) mediante la realización de tareas de imaginación motora. Posteriormente, se utilizó la actividad de la banda mu para controlar un cursor en una pantalla de ordenador. Los resultados demostraron que los participantes podían controlar el cursor con una precisión significativa utilizando únicamente su actividad mu. Otro estudio de Wolpaw et al. [42] mostró que los ERD en la banda mu (8-12 Hz) y beta (13-30 Hz) se pueden utilizar para la selección de letras en un teclado virtual. En este estudio, los participantes utilizaron la imaginación motora de la mano derecha o izquierda para generar ERD en la banda mu o beta, respectivamente, lo que se tradujo en la selección de letras en el teclado virtual.
En una BCI basada en el paradigma de ritmos sensoriomotores, es esencial detectar y clasificar los ritmos específicos asociados con la activación del área motora en el cerebro. Para ello, se busca

información en el EEG relacionada con la actividad de la corteza sensoriomotora. En particular, se busca la presencia de ritmos mu y beta, que se asocian con la actividad motora y sensorial respectivamente [43]. La detección de estos cambios en los distintos ritmos se realiza mediante técnicas de procesamiento de señales y aprendizaje maquinal.

## 2.3. Bloques de una BCI

Un diagrama de bloques típico de una BCI consta de cuatro bloques principales: adquisición de señales, preprocesamiento de señales, decodificación de intención y control del sistema. Cada bloque juega un papel importante en la generación de comandos o acciones que reflejan la intención del usuario y que pueden ser utilizados para controlar un sistema externo. La Figura 10 muestra en un esquema la relación entre los bloques entre si y con el usuario. El presente proyecto se concentra en el desarrollo de los primeros dos bloques mencionados.

Figura 10: Diagrama de bloques de una BCI genérica. Fuente [18].

Más detalladamente, cada bloque realiza lo siguiente:

1. Adquisición de señales: el primer bloque se encarga de adquirir las señales devenidas de al actividad cerebral. En el contexto de BCI basadas en la actividad eléctrica cerebral, se utiliza típicamente el EEG de superficie. Luego, estas señales biológicas son convertidas en señales eléctricas o digitales que se envían al siguiente bloque.

2. Preprocesamiento de señales: el segundo bloque se encarga de preprocesar las señales ad-

quiridas para mejorar su calidad, para poder extraer características relevantes para la BCI. Esto puede incluir filtros para eliminar ruido, técnicas de calibración para adaptar el sistema a las características individuales del usuario y algoritmos para extraer características relevantes de las señales.

3. Decodificación de intención: el tercer bloque se encarga de traducir las características extraídas de las señales preprocesadas en comandos o acciones que puedan ser interpretados por el sistema de control. Esto puede incluir algoritmos de aprendizaje automático para entrenar un modelo que asocie las características de las señales con las acciones deseadas.

4. Control del sistema: el cuarto bloque se encarga de utilizar los comandos o acciones generados por el tercer bloque para controlar un sistema externo, como un cursor en una pantalla o un robot en un entorno virtual. El control del sistema se puede lograr mediante diferentes métodos, como interfaces gráficas de usuario, interfaces de línea de comandos o interfaces de programación de aplicaciones (API).

Cada uno de estos bloques debe ser diseñado y optimizado para maximizar la eficiencia y precisión de la BCI, en función de lo que se desee lograr. Además, se pueden incluir bloques adicionales para mejorar la experiencia del usuario, como la retroalimentación visual o auditiva. La elección de los bloques y algoritmos adecuados dependerá del paradigma de la BCI y de la aplicación específica.

### 2.3.1. Acondicionamiento de las señales de EEG

En general, el proceso de análisis de ritmos sensoriomotores en una BCI requiere un preprocesamiento cuidadoso de las señales de EEG, seguido de un filtrado para extraer la información relevante, y finalmente un análisis para detectar la intención del usuario. La selección de los parámetros de análisis y los filtros adecuados es crucial para lograr una detección precisa de la intención del usuario. El proceso de acondicionamiento de las señales de EEG es crucial para la posterior detección de los ritmos sensoriomotores. En primer lugar, se realiza un preprocesamiento para eliminar artefactos y ruido en las señales de EEG provenientes de fuentes externas. Esto puede incluir la eliminación de artefactos de línea eléctrica (50 Hz), movimientos musculares, movimientos oculares, entre otros artefactos. Posteriormente, se aplica un filtrado a las señales de EEG para extraer la información relevante. Los filtros que se utilizan comúnmente para el análisis de ritmos sensoriomotores son los filtros pasa-banda. Estos filtros eliminan todas las frecuencias fuera del rango de frecuencias de interés, que generalmente, en el contexto de BCIs basadas en ritmos sensoriomotores, se encuentran en el rango de 8-30 Hz para los ritmos mu y beta.
Otro tratamiento que reciben las señales crudas luego de ser adquiridas se conoce como segmentación, o la división en épocas. La segmentación de señales de EEG es el proceso de dividir una señal continua de EEG en segmentos o ventanas más pequeñas. Estos segmentos se utilizan

para realizar análisis más detallados de la señal, lo que permite una mejor identificación y eliminación de artefactos y ruido así como una mejor detección de características de interés, como ritmos cerebrales en el tiempo de análisis deseado. En el contexto de una BCI, la segmentación de señales de EEG se utiliza durante la etapa de preprocesamiento de la señal. Durante esta etapa, los segmentos de señales de EEG se etiquetan con la acción que el usuario está intentando realizar (o se le fue indicada de realizar), como mover el cursor hacia la derecha o hacia la izquierda. Estos segmentos etiquetados se utilizan para entrenar al clasificador de la BCI, que luego se utilizarán para detectar la intención del usuario en tiempo real. Para poder facilitar comparaciones cruzadas de datos de distintos participantes, otro proceso para acondicionar las señales es la normalización. La normalización de señales de EEG es una técnica comúnmente utilizada en el procesamiento de señales de EEG para eliminar variaciones en la amplitud de la señal, lo que puede ser causado por factores como la impedancia del electrodo, la variabilidad en la conductividad del tejido o los movimientos del sujeto. Esta técnica permite estandarizar la señal de EEG para facilitar su análisis y comparación entre diferentes sujetos y sesiones. Una de las técnicas comúnmente utilizadas para normalizar señales de EEG es la normalización z-score. Esta técnica consiste en sustraer la media de la señal y dividirla por la desviación estándar, lo que resulta en una señal con una media de cero y una desviación estándar de uno. También se pueden utilizar otras técnicas, como la normalización por el valor máximo o la normalización por percentiles.

Una vez que las señales de EEG han sido acondicionadas y filtradas, se pueden analizar para detectar la intención del usuario. Una de las técnicas más comunes para la detección de ritmos sensoriomotores es el análisis de la potencia espectral. Este análisis mide la energía en diferentes bandas de frecuencia en la señal de EEG y se utiliza para detectar patrones de activación de los ritmos sensoriomotores.

Por último, otro procedimiento para el acondicionamiento de estas señales es el análisis de componentes independientes (ICA, por sus siglas en inglés) [44]. El método ICA es una técnica de análisis de señales que se utiliza para descomponer una mezcla de señales sus supuestos componentes. Su objetivo principal es separar las fuentes independientes de señal que contribuyen a la mezcla observada. Una analogía conveniente es comparar las señales de EEG con una orquesta, donde los distintos instrumentos son las distintas fuentes de actividad eléctrica en el cerebro, y los distintos micrófonos que graban la orquesta son los electrodos. En el contexto de la orquesta, el objetivo de utilizar ICA sería lograr estimar los sonidos producidos por cada instrumento individual. En el contexto del EEG, esto se traduce a reconstruir la señal de un grupo de neuronas disparando en conjunto (fuentes cerebrales) [44]. ICA es ampliamente utilizado en el análisis de señales, incluyendo el procesamiento de señales de EEG. Permite separar las fuentes de señal subyacentes y ha demostrado ser útil para identificar patrones de actividad cerebral específicos, como eventos relacionados con la tarea o artefactos. Matemáticamente, ICA se puede formular como un problema inverso, en el cuál dada una matriz de datos $X \in \mathbb{R}^{N_c \times N_t}$ que contiene $N_c$ señales de dimensión $N_t$ mezcladas, se desea encontrar una matriz de separación $W \in \mathbb{R}^{N_c \times N_c}$

tal que $Y = W^T X$, donde $Y \in \mathbb{R}^{N_c \times N_t}$ contiene en sus filas cada componentes independiente [44]. Para separar las fuentes, se busca que la matriz de separación $W$ maximice la independencia estadística entre los componentes de Y. Esto se logra maximizando medidas de no-gaussianidad, como la curtosis o la negentropía [44]. Existen varios algoritmos para resolver el problema de optimización del ICA. Los mas utilizados son Fast ICA, Infomax, JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices), AMUSE (Adaptive Mixture Separation) [44]. La mayoría de los algoritmos presentes en las librerías de Python utilizadas en este proyecto utilizan por default el algoritmo Fast ICA. El mismo se basa en la maximización de la no-Gaussianidad de los componentes independientes. El algoritmo utiliza técnicas de descenso de gradiente para encontrar los componentes independientes iterativamente. Fast ICA busca direcciones en las cuales las señales son lo "más no-Gaussianas", ya que la no-Gaussianidad es un indicador de independencia estadística [44]. En el contexto de procesamiento de datos de EEG, este algoritmo se suele utilizar para identificar y aislar las señales de interés de las interferencias y artefactos no deseados. Estos artefactos pueden incluir señales musculares, actividad ocular, ruido eléctrico, entre otros. Al separar las diferentes fuentes de actividad cerebral, se puede obtener una representación más clara y precisa de los patrones y eventos relacionados con la función cerebral que se está estudiando.

### 2.3.2. Decodificación de intención de selección

El tercer bloque en una BCI como la planteada sería la decodificación de la intención del usuario. Aunque el presente trabajo no abarca el bloque mencionado, este sí es parte del proyecto que en el cual se enmarca el presente estudio. La detección de la intención será abordada pensando que los patrones de activación neuronal de esta intención de selección tiene su semejanza a los patrones de activación asociados a la imaginación de movimientos. Es por eso que el abordaje computacional que se plantea hacer, coincide con el de la literatura asociada a la detección de imaginería motora.
La etapa de detección consiste en el análisis de las señales de EEG preprocesadas para determinar la intención del usuario en tiempo real. Para lograr esto, se utilizan técnicas de aprendizaje automático y reconocimiento de patrones para clasificar los diferentes estados mentales que se correlacionan con la intención del usuario. Los clasificadores son algoritmos utilizados en el campo del aprendizaje automático para clasificar y categorizar datos en diferentes clases o grupos. En el contexto de las BCI, los clasificadores se utilizan por ejemplo para analizar y clasificar las señales de EEG relacionadas con la imaginería motora y determinar la intención del usuario. Existen varios tipos de clasificadores comúnmente utilizados en el contexto de la imaginería motora en las BCI. Algunos de ellos incluyen:

- Algoritmo de codificación basados en patrones espaciales: Estos clasificadores utilizan la información espacial de las señales de EEG (dada por la ubicación de los electrodos) para identificar patrones distintivos asociados con diferentes estados mentales o intenciones del usuario.

- Algoritmos de codificación basados en patrones temporales: Estos clasificadores tienen en cuenta la información temporal de las señales de EEG y buscan patrones en la secuencia de señales a lo largo del tiempo. Ejemplos de clasificadores basados en patrones temporales son los modelos ocultos de Markov (HMM).
- Algoritmos de codificación basados en patrones espectrales. Estos clasificadores se basan en los cambios en la potencia contenida en las distintas bandas de frecuencia.
- Algoritmos de codificación basados en redes neuronales: Estos clasificadores utilizan redes neuronales artificiales para el procesamiento y clasificación de las señales de EEG. Definen una arquitectura del tipo "principio a fin" en donde la extracción de características y clasificación se realiza de manera conjunta durante el proceso de aprendizaje del modelo. Algunos ejemplos incluyen las redes neuronales convolucionales (CNN) y las redes neuronales recurrentes (RNN), que pueden capturar patrones complejos en los datos de EEG.

En general, las BCIs basadas en imaginería motora utilizan clasificadores basados en información espacial y espectral. El desarrollo de modelos de clasificación implica una etapa de entrenamiento y validación utilizando conjuntos de datos etiquetados, es decir datos cuya categoría es conocida. En esta etapa, se utilizan datos de EEG previamente registrados mientras los sujetos realizan tareas de imaginería motora específicas, como el imaginar cerrar y abrir una mano a la vez. Estos datos se procesan y se extraen características relevantes, como las amplitudes de las bandas de frecuencia o los ritmos específicos asociados con la imaginería motora. Luego, los clasificadores se entrenan utilizando estas características y las etiquetas de las intenciones correspondientes. El entrenamiento implica ajustar los parámetros del clasificador para maximizar la precisión de la clasificación. Una vez entrenado, el clasificador se valida y evalúa utilizando conjuntos de datos adicionales nunca vistos durante el proceso de entrenamiento del modelo para verificar su rendimiento y generalización. Considerando lo recién mencionado, se pueden distinguir dos etapas distintas en el desarrollo de una BCI.

1. Etapa de entrenamiento:
   Durante la etapa de entrenamiento de una BCI basada en clasificadores, se recopilan y registran datos de EEG mientras el usuario realiza tareas específicas. Estas tareas pueden implicar la imaginación de movimientos de diferentes partes del cuerpo, como levantar la mano derecha o izquierda, patear una pelota o mover los dedos. En el contexto de esta tesis, podrá ser la realización de la intención de selección de manera repetitiva y sincronizada por un protocolo externo. Los datos de EEG registrados se procesan y se extraen características relevantes, como las amplitudes de las bandas de frecuencia o los ritmos específicos asociados con la imaginería motora. Luego, se utilizan estos datos procesados y etiquetados junto con las características extraídas para entrenar el clasificador. Durante el entrenamiento, el clasificador aprende a asociar patrones de actividad cerebral específicos con las diferentes intenciones o acciones motoras imaginadas. Esto implica ajustar los parámetros del

clasificador de manera que maximice la precisión de la clasificación de las diferentes intenciones. El rendimiento del clasificador se evalúa utilizando técnicas de validación cruzada o conjuntos de datos separados para garantizar su robustez y generalización.

2. Etapa de uso de la BCI:
   Una vez que el clasificador ha sido entrenado, se utiliza en la etapa de uso de la BCI para interpretar y clasificar las señales de EEG en tiempo real. Durante esta etapa, el clasificador analiza continuamente las señales de EEG del usuario y determina la intención o la acción imaginada correspondiente. Por ejemplo, si el usuario imagina mover su mano derecha, el clasificador identificará y clasificará las características de las señales de EEG asociadas con esa intención. La salida del clasificador se utiliza entonces para controlar un dispositivo o una interfaz, como el movimiento del cursor en una pantalla de computadora. En el caso de este proyecto específico, donde se utiliza el seguimiento ocular (eye tracker) para correlacionar la posición de los ojos en la pantalla con la posición del cursor, el clasificador desempeñaría un papel crucial para interpretar las señales de EEG y generar comandos precisos para el movimiento del cursor controlado por los ojos. Es importante mencionar que la eficacia y el rendimiento del clasificador durante la etapa de uso de la BCI pueden verse afectados por varios factores, como la estabilidad de las señales de EEG, el ruido y la variabilidad inter e intra-sujetos. Por lo tanto, es necesario realizar un monitoreo continuo y realizar ajustes o calibraciones periódicas del clasificador para mantener una buena precisión de clasificación y un rendimiento óptimo de la BCI. También se puede clasificar a los clasificadores según sus salidas. En particular, se pueden distinguir a los clasificadores de salidas discretas y los de salidas continuas. Un tipo específico que resulta de interés para una BCI para detección de la intención de comunicación, son los clasificadores binarios. Estos se utilizan para clasificar datos en dos categorías distintas. Los clasificadores binarios son especialmente relevantes debido a su capacidad para distinguir entre dos estados o intenciones específicas, como “deseo de comunicación” y “deseo de no comunicación”. La relevancia de los clasificadores binarios radica en su capacidad para tomar decisiones precisas y rápidas sobre la intención de comunicación del usuario. Al ser un modelo de clasificación binaria, se simplifica el proceso de toma de decisiones, ya que solo se consideran dos categorías. Esto permite una mayor precisión y eficiencia en la identificación de la intención del usuario en tiempo real. El objetivo a largo plazo de este proyecto es ser capaces de entrenar un clasificador binario tal que sea posible diferenciar entre dos posibles selecciones. Este análisis escapa los alcances del presente documento, pero sin duda serán abordados en trabajos futuros.

## 2.4. Formato BIDS para el guardado de datos

El formato BIDS (Brain Imaging Data Structure) es un estándar para organizar y compartir datos de neuroimágenes, incluyendo EEG [45]. Su principal ventaja es que permite que los datos sean

más accesibles, reutilizables y reproducibles.Así se promueve la colaboración entre investigadores, al facilitar la utilización de una estructura de carpetas y archivos estandarizada para almacenar los datos. La creación de una base de datos en formato BIDS consta de varias etapas. En primer lugar, se deben preparar los archivos de EEG, asegurándose de que se encuentren en un formato compatible con BIDS (por ejemplo, EDF, BrainVision). Luego, se deben generar los archivos de metadatos que describen los detalles del estudio y de los sujetos participantes, utilizando un archivo de texto con formato JSON. Estos archivos de metadatos incluyen información como el nombre y la edad de los participantes, la fecha y hora de la sesión de EEG, el tipo de tarea realizada y el equipo utilizado para la adquisición de los datos. A continuación, se deben organizar los archivos de EEG y los metadatos en una estructura de carpetas estandarizada, de acuerdo con las convenciones de BIDS. Esto implica crear una carpeta principal para el proyecto, y dentro de ella crear carpetas para los sujetos, las sesiones y los datos. Por ejemplo, para el sujeto número 001, se debe crear una carpeta llamada “sub-001”, dentro de la cual se encuentran las carpetas de sesiones y los archivos de EEG y metadatos. Todas estas carpetas y archivos deben nombrarse utilizando una convención de nomenclatura específica de BIDS. Una vez que se han organizado los archivos de EEG y metadatos en la estructura de carpetas adecuada, se pueden generar archivos adicionales de derivaciones de EEG, marcadores de eventos y otras anotaciones. Estos archivos se pueden agregar a las carpetas correspondientes dentro de la estructura de carpetas de BIDS. En la Figura 11 se puede ver una estructura general de archivos en formato BIDS

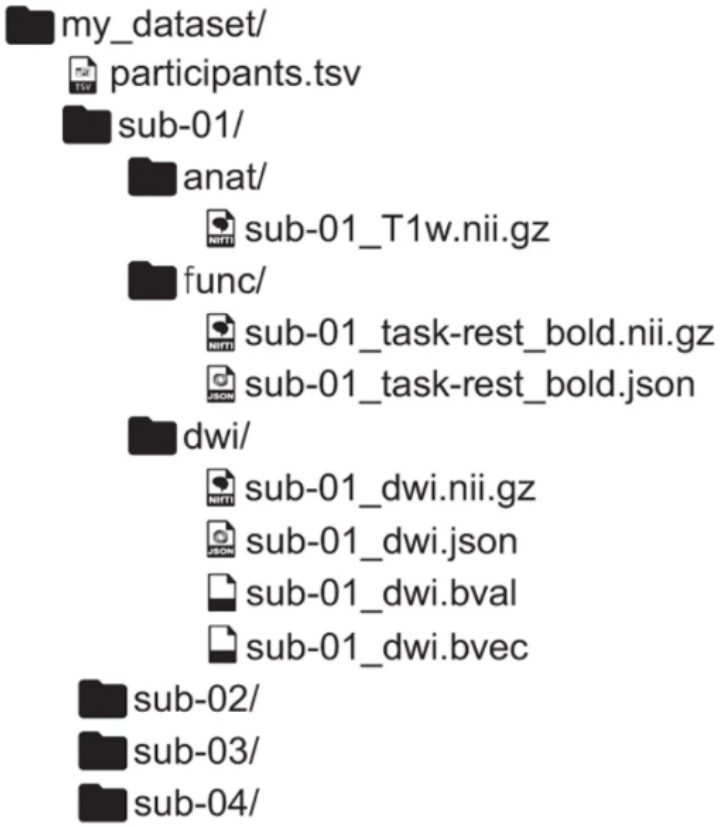


Figura 11: Estructura de carpetas en formato BIDS para un conjunto de datos genérico [45]

# 3. Diseño e implementación de una BCI Híbrida para comunicación

En la siguiente sección se describen en detalle los materiales y métodos utilizados en el presente trabajo para llevar a cabo la adquisición de datos y el análisis de señales de EEG en el contexto de la BCI híbrida para comunicación de intención de selección. Se detallan los componentes principales utilizados en el experimento, así como los procedimientos específicos seguidos durante la recolección de los datos. Además, se describe la configuración experimental, los participantes involucrados, y los criterios utilizados para la evaluación y validación de los resultados obtenidos. Esta sección proporciona una visión general completa de los pasos y recursos empleados en el estudio, garantizando la reproducibilidad y transparencia de los métodos utilizados.

## 3.1. Materiales y métodos

### 3.1.1. Sistema de adquisición de señales de EEG

Para la adquisición del EEG de superficie se utilizó una placa OpenBCI mencionada en la Sección 2.1.5. La placa utilizada en este proyecto consta de dos módulos: Cyton y Daisy, tal como se muestra en la Figura 12. De esta manera, se adquirieron 16 canales de EEG a un frecuencia de muestro de 125 Hz

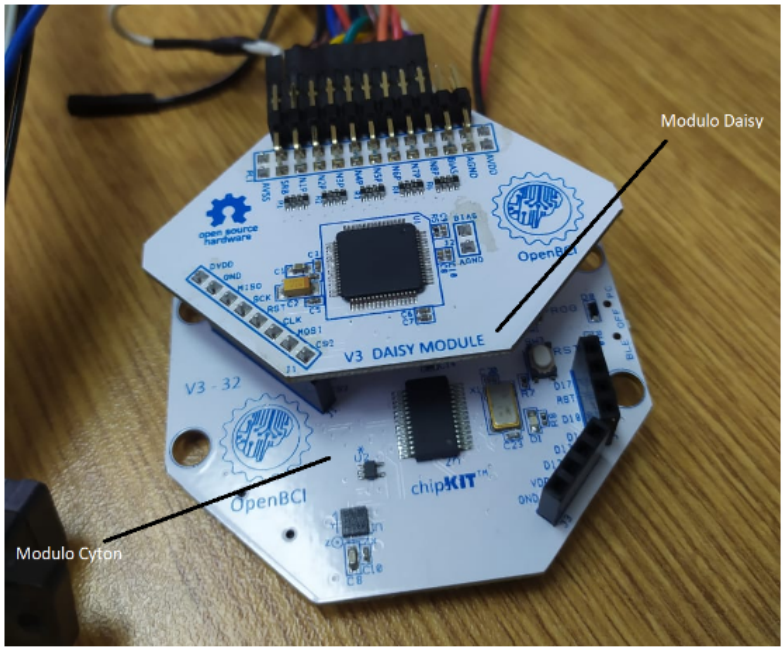


Figura 12: Placa OpenBCI con módulos Cyton y Daisy, señalados en la imagen.

Debido a su versatilidad, se utilizó una gorra de adquisición de tela Electro-Cap II. En la Figura 13 se puede observar a un sujeto utilizando la gorra de electrodos electro-cap mientras sus señales de EEG están siendo visualizadas en tiempo real en la PC.

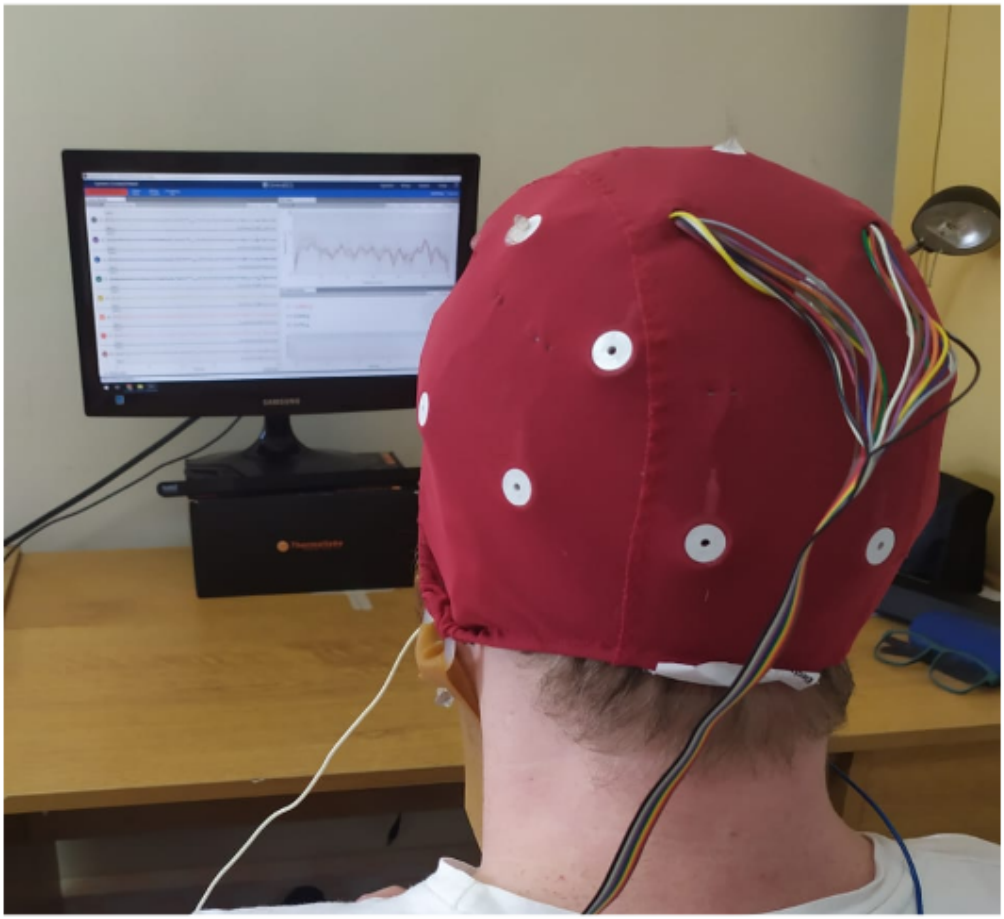

Figura 13: Gorra electro-cap colocada en un participante, visto desde atrás.

Durante la adquisición, como se mencionó anteriormente, se utilizaron 16 electrodos. Las posiciones en las que se colocaron los electrodos fueron inspiradas por bibliografía consultada [46], en concordancia con el sistema 10:20. Éstas fueron las siguientes: Fp1, Fp2, F7, F3, F4, F8, T3, C3, C4, T4, T5, P3, P4, T6, O1 y O2, tal cómo se muestra en la Figura 15. La tierra y la referencia se ubicaron en los lóbulos de las orejas. La oreja izquierda actuó de tierra, y la oreja derecha, de referencia.

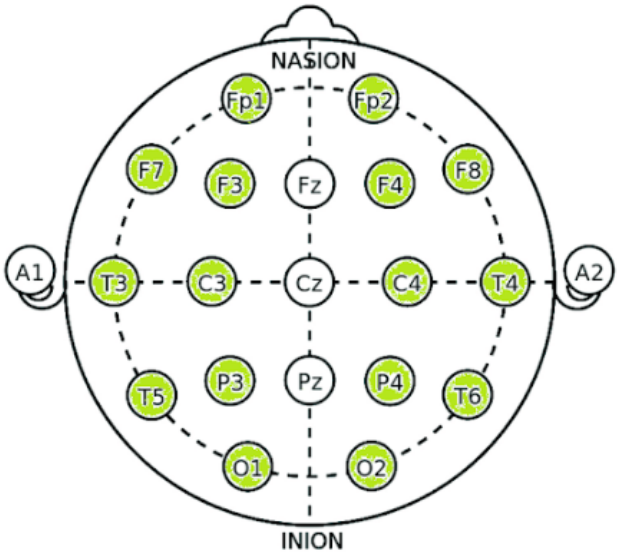


Figura 14: Posicionamiento para los electrodos utilizados durante la adquisición, marcados en verde. A1 fue donde se ubicó la tierra, mientras que en A2 la referencia.

### 3.1.2. Adquisición de señales del cursor

El cursor de la computadora se controló mediante un dispositivo Tobii pro $3^{TM}$ (Suecia, https://www.tobii.com). El dispositivo Tobii Pro $3^{TM}$ es un sistema de seguimiento ocular ampliamente utilizado en investigaciones y aplicaciones que involucran el monitoreo de la mirada. Cuenta con una alta precisión y velocidad de muestreo, lo que permite capturar de manera precisa y en tiempo real la posición y los movimientos de los ojos. Además, el Tobii Pro $3^{\mathrm{TM}}$ ofrece una resolución espacial de alta calidad y un amplio rango de seguimiento, lo que lo convierte en una herramienta eficaz para analizar los patrones de fijación, la dirección de la mirada y los movimientos oculares durante las tareas de estimulación visual. De esta manera, mediante el uso de Tobii es posible controlar el cursor de una PC. Dado que el software de Tobii Pro $3^{\mathrm{TM}}$ es cerrado, para adquirir la señal de la posición del cursor junto con la señal de EEG, se utilizó la librería de Python llamada Psychopy (https://www.psychopy.org). Como la posición del cursor durante el experimento está determinada por dónde está mirando el participante en la pantalla, se puede considerar como una manera confiable de registrar el seguimiento de la mirada en la pantalla, y por tanto el la intención de selección. Esta librería no solo es utilizada para la generación de estímulos visuales en el protocolo de estimulación, sino que también permite la adquisición de la posición del cursor del mouse en la pantalla. La frecuencia de muestreo de la señal del mouse está directamente relacionada con la frecuencia a la que se muestran los cuadros en el monitor utilizado. En otras palabras, la frecuencia de muestreo estará determinada por la velocidad de actualización del monitor. Por ejemplo, si el monitor tiene una frecuencia de actualización de 60 Hz, la señal del mouse se muestrea aproximadamente a esa frecuencia, lo que

implica que se capturará la posición del cursor 60 veces por segundo, frecuencia suficiente para la medición de movimientos oculares [47] . Es importante tener en cuenta esta relación entre la frecuencia de muestreo del mouse y la frecuencia de actualización del monitor para garantizar una adquisición precisa de la señal y una sincronización adecuada con otros eventos del experimento.

### 3.1.3. Integración de los datos

Durante todo el protocolo de adquisición, así como también para el guardado de datos, se utilizó un software desarrollado en el laboratorio de IMAL, llamado OpenBeta (https://github.com/NiCALab-IMAL/OpenBeta). Este software permite la integración de protocolos de estimulación, adquisición sincrónica de estímulos, múltiple señales, y el guardado de datos en formato BIDS. El mismo cuenta con una interfaz gráfica para el cargado de los metadatos de cada participante, como dominancia, sexo biológico, edad, etc. Además, integra el protocolo de estimulación, con la adquisición de datos, sincronizando ambos sucesos. El software permite pausar la adquisición de datos entre las distintas rondas del protocolo, para evitar almacenamiento innecesario de datos. Entre rondas, permite el ingreso de comentarios del experimentador, que se guardan en un archivo de texto. Estos comentarios se utilizan para indicar, por ejemplo, si hubo una interrupción durante el experimento, o si ocurrió un inconveniente como la perdida de contacto de un electrodo con el cuero cabelludo del participante. Por último, cuando concluye el experimento, se generan todos los archivos y carpetas con sus datos correspondientes, en concordancia con el BIDS, apto para publicado en repositorios de público acceso, tal como OpenNeuro (https://openneuro.org/), y que en última instancia, puedan ser utilizados por otros investigadores que así los requieran.

### 3.1.4. Software para control de impedancia electrodo-piel

Durante el proceso de ubicación de los electrodos en el participante, se empleó el software provisto por OpenBCI con el fin de monitorizar la impedancia existente entre los electrodos y la superficie cutánea. La Figura 15 ilustra una captura de pantalla correspondiente a la Interfaz Gráfica de Usuario (GUI) de OpenBCI. Esta interfaz gráfica ha sido desarrollada por la entidad OpenBCI para la representación en tiempo real de las señales de EEG, tanto en términos de señales temporales como de potencia. Además, dicha interfaz brinda la capacidad de visualizar en tiempo real la impedancia correspondiente a cada uno de los electrodos. Esta funcionalidad resultó fundamental durante el proceso de colocación de los electrodos, con el propósito de asegurar una disposición precisa y adecuada de los mismos.

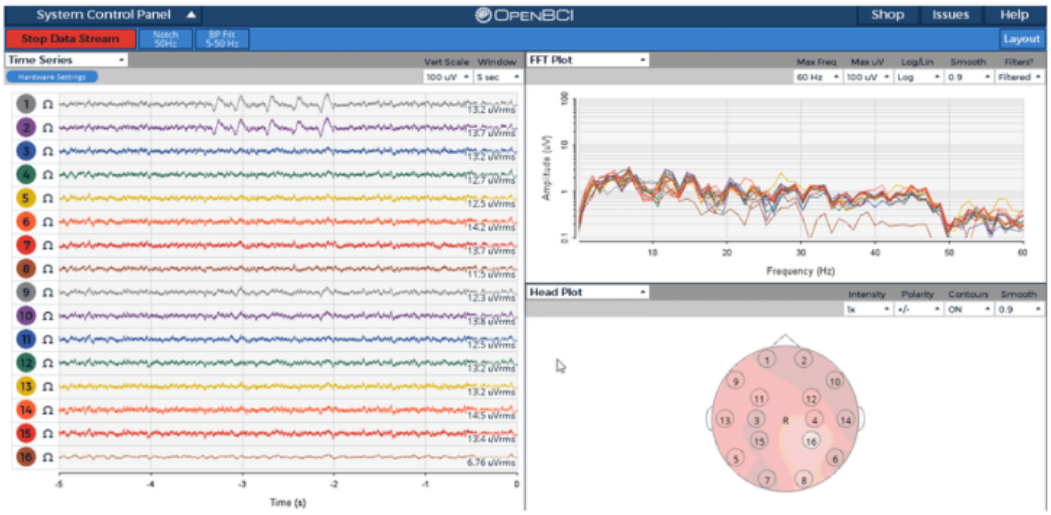


Figura 15: Captura de pantalla de cómo las señales de EEG pueden visualizarse mediante la interfaz gráfica de OpenBCI. La misma muestra la actividad de los distintos canales del EEG (izquierda), la amplitud de las distintas bandas de frecuencia para cada uno de los canales (derecha, arriba), y los distintos electrodos que se encuentran conectados (derecha, abajo).

### 3.1.5. Software para procesamiento de datos

El procesamiento de los datos se llevó a cabo utilizando Python 3.7. Se utilizaron diversas bibliotecas de código abierto para realizar las tareas de procesamiento y análisis de los datos EEG. Entre estas bibliotecas se destacan MNE [48] y NumPy [49] (Numerical Python), que juntos proporcionan una amplia gama de herramientas para el procesamiento y manipulación de señales de todo tipo, y en particular de EEG [48]. Además, MNE cuenta con una gran variedad de funciones de gran interés para el procesamiento y visualización de señales de EEG. Para visualizar los datos y realizar análisis interactivos, se utilizó Jupyter Notebook, una aplicación web que permite la creación de documentos en los que se pueden combinar código, visualizaciones y texto explicativo. Esto facilitó la exploración y visualización de los datos EEG durante las diferentes etapas del procesamiento. Cabe destacar que los datos se organizaron y guardaron en formato BIDS, un estándar para la organización y descripción de datos de neuroimagen. El uso de este formato aseguró la accesibilidad y consistencia de los datos a lo largo de todo el proceso de procesamiento, lo que facilitó su manipulación y análisis.

## 3.2. Procedimiento experimental

Previo a realizar la adquisición de datos con participantes, se escribió un informe descriptivo del protocolo, que se presentó y fue aprobado por el "Comité Asesor de Ética y Seguridad en el Trabajo Experimental" (CEySTE, CCT-CONICET, Santa Fe, Argentina). Se contactaron a 11 participantes, 6 hombres y 5 mujeres, de edad MEDIA = 28.64 ± STD = 2.4, sin impedimentos

de visión ni patologías neurológicas asociadas. Como criterio excluyente se consideró el consumo abusivo de drogas o alcohol. Todos los participantes proporcionaron su consentimiento informado por escrito antes de participar en el estudio. El experimento se realizó en una oficina bien iluminada, con poca interferencia auditiva, en el edificio del IMAL, en el predio del CONICET ubicado en la ciudad de Santa Fe, Argentina (CCT-Santa Fe). Una vez que los participantes se encontraban en la oficina, se procedió a colocar los electrodos. Antes de la colocación de los electrodos, se limpió suavemente la superficie del cuero cabelludo utilizando una solución a base de alcohol isopropílico al 70 %. Se procedió a medir el perímetro encefálico, a modo de seleccionar el tamaño de gorra adecuado. Se colocó la gorra con la ayuda de mediciones distales entre en Nasion y Anion, y entre los puntos periauriculares, a fin de centrar el electrodo Cz correctamente. Luego se paso a colocar la solución de gel conductor en cada electrodo a modo de mejorar la impedancia electrodo-piel. Esta solución ayuda a mejorar la conducción eléctrica entre los electrodos y el cuero cabelludo, asegurando una buena calidad de las señales de EEG. Para garantizar una buena relación-señal-a-ruido, se utilizó la interfaz de OpenBCI, que permite visualizar la impedancia entre el electrodo y el cuero cabelludo. El acondicionamiento de los electrodos se realizó hasta alcanzar en todos ellos una impedancia menor a 5 k Ω.

Una vez colocados los electrodos, se procedió a colocar un cuello ortopédico a los participantes del estudio. Esta medida fue tomada para simular la movilidad reducida que experimentan algunas personas, especialmente aquellas con discapacidades motoras. Además, el cuello ortopédico permitió limitar el movimiento de la cabeza que suele acompañar a experimentos de seguimiento de la mirada, así como para minimizar los artefactos causados por movimientos involuntarios durante la adquisición de las señales de EEG. Una vez colocados los electrodos se procedió a crear un perfil para el participante en el software que controla el *eye-tracker* y se realizó una calibración del mismo. Se comienza ajustando la distancia entre el participante y el monitor. Para ello, el software de Tobii muestra unos estímulos visuales para adaptar el seguimiento de mirada al usuario actual. Si la distancia es correcta, los ojos representados como círculos blancos, han de aparecer con una barra de color verde a su derecha, como muestra la Figura 16

Figura 16: Captura de pantalla del protocolo de calibración del software de Tobii. Muestra cómo el dispositivo está capturando los ojos. Si los círculos blancos están en la zona verde de la barra vertical derecha, se considera adecuada la distancia del usuario al monitor.

Una vez realizada la calibración, se cargan los metadatos del participante utilizando el software de OpenBeta, como se muestra en la Figura 17

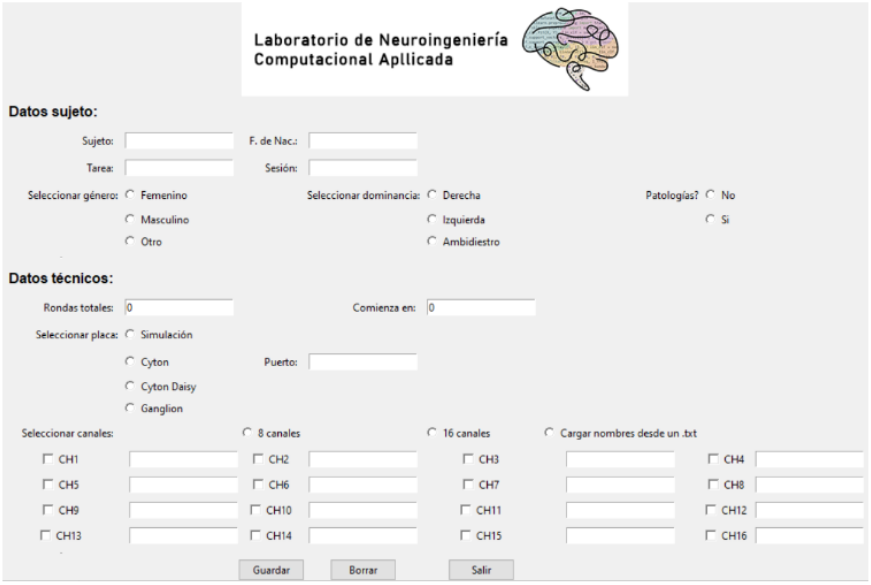


Figura 17: Interfaz Open Beta para el cargado de datos de los participantes.

Una vez que se encuentran cargados los datos, calibrado el eye-tracker, y conectados los electrodos con la gorra, se comienza con el protocolo de estimulación y la adquisición de datos.

### 3.2.1. Protocolo de estimulación

Durante el protocolo de estimulación, se llevó a cabo una primera etapa llamada "Ronda 0", o pre-experimento. Esta ronda adicional se implementó siguiendo las recomendaciones de la bibliografía consultada [50], y tuvo como objetivo principal medir los movimientos oculares y los parpadeos de los participantes para luego contar con datos para extraer del EEG el artefacto asociado al movimiento ocular. La ronda consistió en un total de cinco posibles pantallas. La primera pantalla de la ronda mostraba la siguiente instrucción: "Mire alternadamente los cuadrados cuando estos aparezcan. En caso de aparecer una cruz, parpadee cuando esta desaparece". Se puede apreciar como se vio dicha pantalla en la Figura 18.

Figura 18: Pantalla de instrucción de la ronda ronda 0.

Esta instrucción tenía como propósito guiar al participante y establecer el comportamiento esperado durante la ronda. A continuación, se presentaron cuatro variaciones de pantallas con estímulos visuales (ver Figura 19). Estas pantallas consistían en la aparición de dos cuadrados de colores amarillos y rojo. En dos de las pantallas, los cuadrados estaban dispuestos de manera horizontal en la pantalla, a dos distancias distintas entre sí, como se puede ver en la Figura 19, paneles A y C. En las otras dos pantallas, los cuadrados estaban dispuestos de manera vertical, Figura 19 paneles B y D. El objetivo de estas pantallas era inducir al participante a mover los ojos, generando así señales adicionales que posteriormente serían consideradas como ruido en las señales de interés en las siguientes rondas del protocolo. Por último, la pantalla con la cruz

blanca en el centro, también conocida como "*fixation cross*" o cruz de fijación, tenía una frecuencia de pulso de 1 Hz. Durante la presentación de esta pantalla, se instruía al participante a parpadear al mismo ritmo que el pulso de la cruz. Esta ultima pantalla, fue idéntica a la pantalla de instrucción, sin el texto. La ronda 0 tiene una duración total de 2 minutos. Se repite la misma secuencia de 3 minutos, dos veces. La misma consiste en primero mostrar ambas pantallas con los estímulos más cerca, seguidas de la pantalla con la cruz blanca que pulsa. Posteriormente, se muestran las versiones con los estímulos alejados y otra vez la cruz pulsante. Éste es el procedimiento que se repite dos veces. La implementación de esta ronda adicional en el protocolo permitió capturar información específica sobre los movimientos oculares y los parpadeos de los participantes antes de las rondas principales de estimulación. Esta información será utilizada posteriormente para analizar y mitigar los efectos de estos artefactos en las señales de interés en las rondas subsiguientes del protocolo.

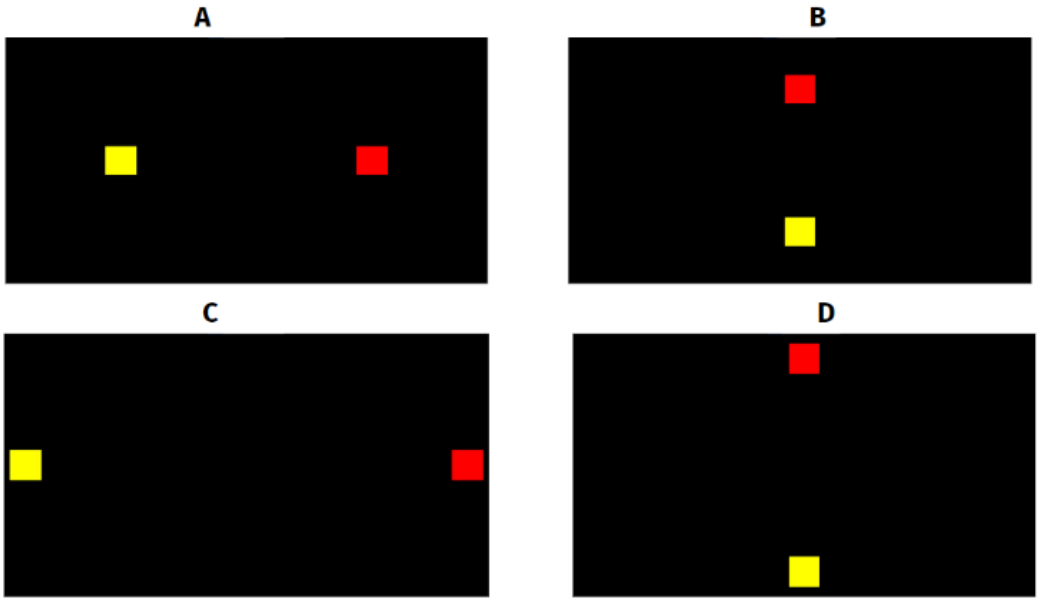


Figura 19: Pantallas de estímulos para la ronda 0.

Al concluir la ronda 0, se le permitió al participante un descanso. Cuando estuvo listo para seguir, comenzó la segunda etapa del protocolo de adquisición. Durante esta etapa, se presentó una nueva instrucción en pantalla (Ver Figura 20).

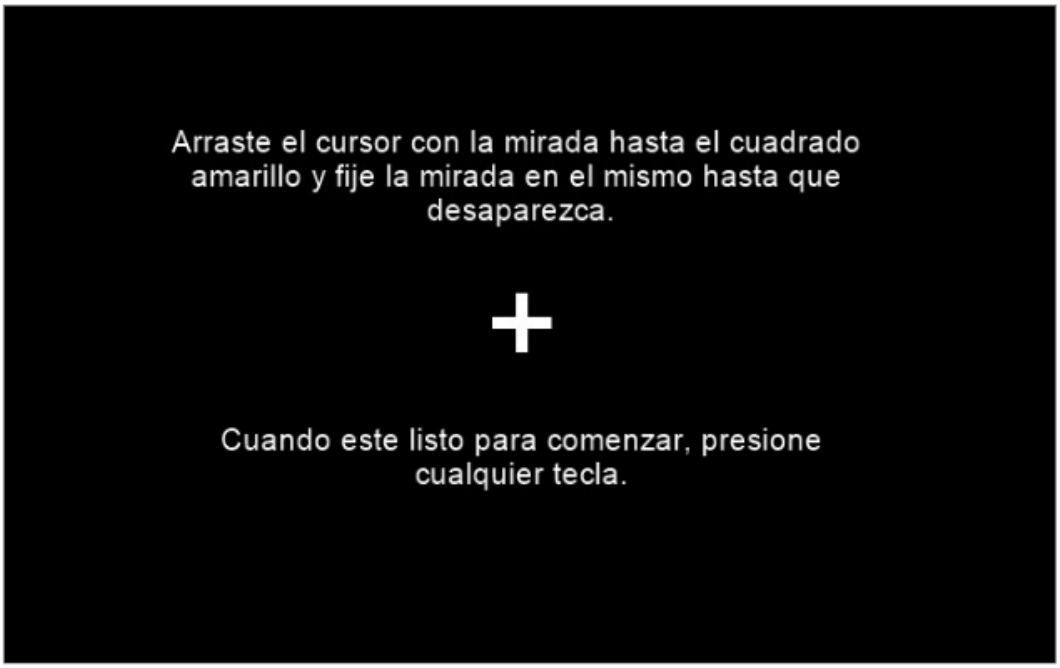


Figura 20: Instrucción para las Rondas 1-4

Una vez que el participante leyó la instrucción, se midieron 4 segundos sin estímulos a modo de baseline, ya que es una práctica común en los experimentos de BCI [51]. Luego, se presentó una de dos versiones de la misma pantalla. En una versión el estímulo amarillo se ubicaba a la derecha (Ver Figura 21, panel A), mientras que en la otra versión se encontraba a la izquierda (Figura 21, panel B). El orden en el que se presentaban estas pantallas fue aleatorio, con una probabilidad prácticamente igual para cada ocurrencia, es decir un 50 % de las veces el estímulo amarrillo se ubicada a la izquierda. Cada ronda consistió en un total de 30 trials, en los cuales el participante tenía la instrucción de mirar el cuadrado amarillo, haciendo la tarea mental de arrastrar el cursor a lo largo de la pantalla. El tiempo de descanso entre cada trial fue aleatorio para evitar patrones predecibles y disminuir el estado de alerta y ansiedad. Después de que el participante fijara la mirada en el estímulo amarillo en cada trial, se proporcionó una retroalimentación visual como respuesta. Si la selección era correcta, se mostraba un tick verde como indicador de acierto. Por el contrario, si la selección era incorrecta, se mostraba una cruz roja como indicador de error. En la Figura 21, en los paneles C y D, se pueden observar como se ven las pantallas de retroalimentación. Al finalizar cada ronda, se otorgó a los participantes un breve período de descanso antes de continuar con la siguiente ronda. Este descanso tenía como objetivo permitir a los participantes relajarse y recuperar su atención antes de proseguir con el siguiente conjunto de trials.

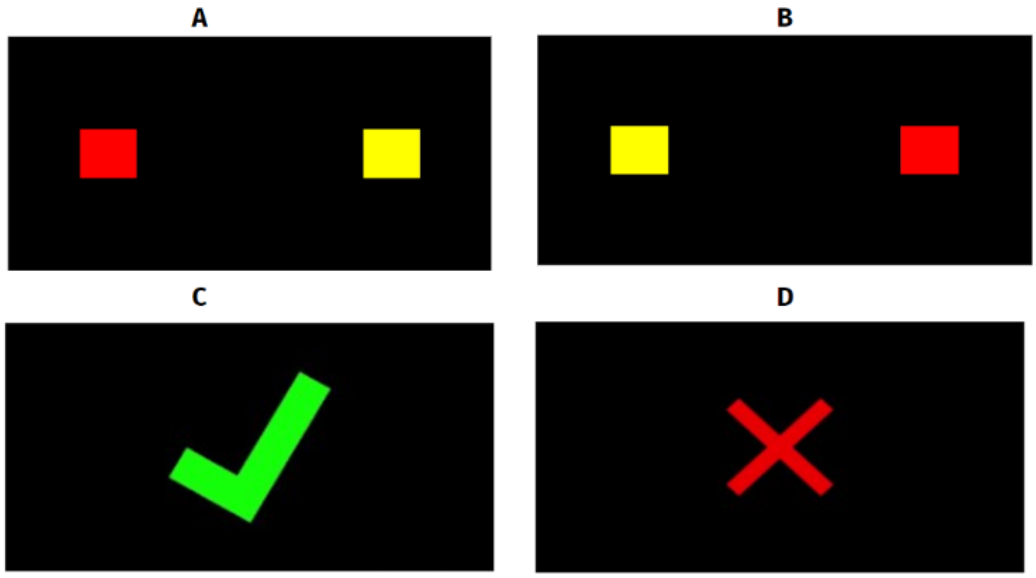


Figura 21: Instrucción para las Rondas 1-4

A modo de resumen, la Figura 22 muestra un esquema del diagrama de flujo que representa al protocolo de estimulación.

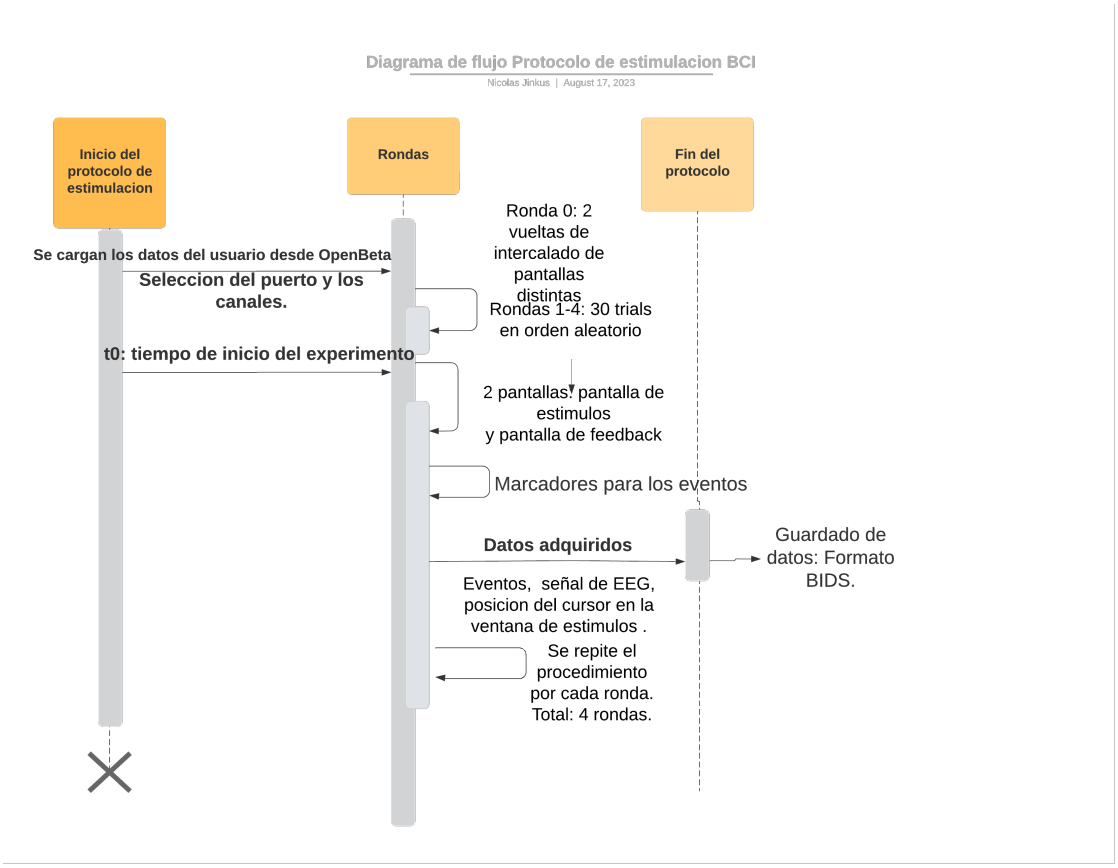


Figura 22: Diagrama de flujo del experimento para un participante

### 3.2.2. Guardado de datos

Los datos adquiridos se guardaron en formato BIDS. Por lo tanto, dentro del directorio donde se encuentra el proyecto, se creó una carpeta con el nombre de la tarea realizada, a la que se denominó “Hybrid BCI”. Dentro de la misma, una carpeta BIDS en la que se incluyeron archivos .json y .tsv con información general de los participantes y del experimento, en particular los nombres de los eventos que se utilizaron como marcadores. Los mismos se enumeraron del 1 al 9 para el experimento, y del 10 al 16 para el pre-experimento, es decir la ronda 0. Los mismos incluyen:

1. Inicio del experimento (1): Es el momento en el que comienza el protocolo de estimulación
2. Click derecho (2): El momento en el que se registra que el participante fijó la mirada en el estímulo derecho
3. Click izquierdo (3): El momento en el que se registra que el participante fijó la mirada en el estímulo izquierdo

4. Presentación de estímulos derecha (4): El momento en el que se muestra la pantalla con el estímulo amarillo a la derecha.
5. Presentación de estímulos izquierda (5): El momento en el que se muestra la pantalla con el estimulo amarillo a la izquierda.
6. Pantalla descanso (6): La pantalla que tiene duración variable y muestra el feedback después del click.
7. Inicio del baseline (7): Comienzo de los cuatro segundos de fixation cross luego de la instrucción
8. Fin del baseline (8): Final de los cuatro segundos de fixation cross.
9. Fin del experimento (9): Luego del último click de cada ronda.
10. Inicio pre-experimento (10): Inicio de la ronda cero.
11. Pantalla 1H (11): La pantalla con disposición de estímulos horizontal y menor distancia de separación entre ellos.
12. Pantalla 1V (12): La pantalla con disposición de estímulos vertical y menor distancia de separación entre ellos.
13. Pantalla Parpadeos (13): Pantalla con la *fixation cross* pulsante.
14. Pantalla 2V (14): La pantalla con disposición de estímulos vertical y mayor distancia de separación entre ellos.
15. Pantalla 2H (15): La pantalla con disposición de estímulos horizontal y mayor distancia de separación entre ellos.
16. Fin del pre-experimento (16): El momento en el que se termina el protocolo de estimulación.

Además, dentro de la carpeta BIDS se creó una carpeta para cada participante. Dentro de éstas se guardó una carpeta para cada sesión. Como en este trabajo sólo se realizó una sesión por participante, la carpeta sólo contuvo una carpeta anidada con el número de sesión. Por último, dentro de la carpeta de la sesión, se guardaron dos carpetas, 'func' y 'eeg' de acuerdo con las indicaciones del formato BIDS [45], además de un archivo que contiene la fecha y hora de inicio de la sesión. En la carpeta `func`, se encuentran separados por rondas los datos de la posición del cursor en la ventana del experimento. Además, en esta carpeta hay un archivo .json con la información técnica de la señal del cursor, como por ejemplo la frecuencia de adquisición, y la posición de los estímulos en la pantalla, por ejemplo. En la carpeta `eeg`, en cambio, es dónde se encuentra la mayoría de la información. En esta hay, para cada ronda, un archivo .eeg con los datos de la señal de EEG, un archivo .tsv con información sobre los canales del EEG y otro con información sobre los eventos y marcadores temporales relacionados a sus ocurrencias. Por

último hay un archivo .vmrk que contiene información sobre los marcadores, que son los valores numéricos asociados a los eventos y un archivo .vhdr con información adicional sobre los canales de la placa de EEG. A continuación, en la figura 23 se puede ver una carpeta obtenida para un voluntario.

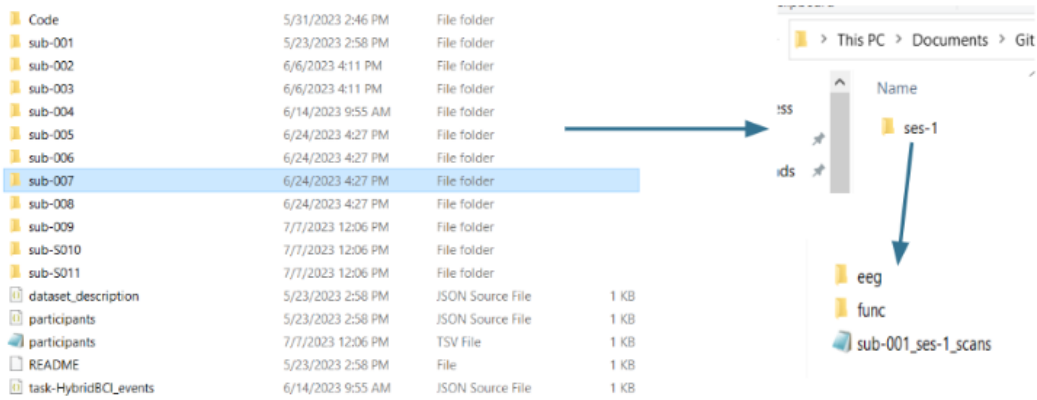


Figura 23: A la izquierda se puede ver la estructura de la carpeta BIDS obtenida, donde se encuentran las distintas carpetas para cada uno de los sujetos, además de información general del experimento. A la derecha se pueden ver una carpeta de una sesión, que se encuentra dentro de la carpeta de un sujeto, y debajo de eso las carpetas y archivos contenidos dentro de la carpeta de sujeto.

En la Figura 24, se pueden ver los archivos contenidos dentro de la carpeta `eeg` y `func` de una sesión, para un sujeto. Cabe destacar que en este trabajo solo se realizó una sesión por participante.

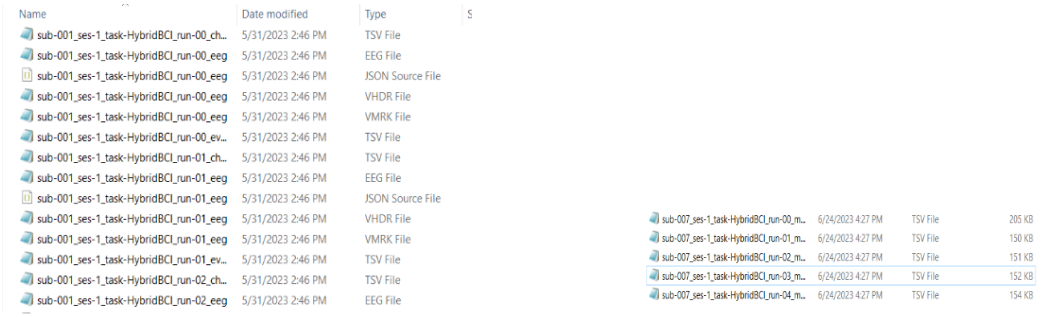


Figura 24: Carpeta eeg (izquierda) y func (derecha) obtenidas para una sesión.

# 4. Resultados y análisis de datos

## 4.1. Generación de la base de datos

A través de esta plataforma, los investigadores pueden cargar sus conjuntos de datos, junto con metadatos detallados, es decir, información sobre los participantes, tareas realizadas y protocolos de adquisición. Los datos se almacenan de forma segura y están disponibles para su descarga y reutilización por parte de otros investigadores. Esto promueve la transparencia, la reproducibilidad y la colaboración en la comunidad científica, permitiendo a otros investigadores explorar los datos, replicar los hallazgos y realizar análisis secundarios.

En concordancia con los objetivos de la investigación, se creó una base de datos utilizando los datos adquiridos durante el estudio. Se tomaron en consideración todas las especificaciones establecidas por el formato BIDS para garantizar la adecuada organización y estructura de los datos.

La base de datos resultante cuenta con registros completos de 8 participantes, de un total de 11 participantes que fueron sometidos al protocolo de estimulación desarrollado previamente. Se decidió descartar los registros de 3 participantes debido a problemas en la adquisición de la posición del cursor durante las sesiones. Aunque los datos de EEG de estos participantes no presentaron inconvenientes, se optó por descartarlos debido a las interrupciones en los datos del cursor. Para los 8 participantes restantes, se obtuvieron 5 rondas de estimulación: Ronda 0 y Rondas 1-4. Cada participante fue sometido a una ronda de pre-experimento y cuatro rondas de experimento, cada una compuesta por 30 trials. Durante cada ronda, se registraron datos de EEG y la posición del cursor en la pantalla, representada por un par de coordenadas que indicaban la posición horizontal y vertical respectivamente. El origen de coordenadas se ubicó en el centro de la pantalla, con valores negativos hacia abajo o hacia la izquierda y valores positivos hacia arriba o hacia la derecha, variando el signo de cada coordenada según corresponda.

La duración de la Ronda 0 fue fija, con una duración total de 2 minutos determinada por la duración de cada pantalla mostrada. En cambio, las Rondas 1-4 presentaron ligeras variaciones en su duración debido a los tiempos de reacción de cada participante en cada trial, así como a los tiempos de descanso variables entre trials. En promedio, las rondas de estimulación tuvieron una duración cercana a los 2 minutos.

Es importante mencionar que durante los períodos de descanso entre rondas, la adquisición de datos se pausó para minimizar el costo computacional y almacenamiento de datos innecesarios para este proyecto. Durante la duración total de las rondas, tanto en las rondas de pre-experimento como en las rondas de experimento, se registraron datos de EEG en 16 canales.

Los datos adquiridos se almacenaron en archivos utilizando los formatos especificados por [45] para cumplir con el formato BIDS. Para los datos de EEG, se utilizaron tres tipos de archivos: uno con extensión .eeg, otro con extensión .vmrk y otro con extensión .vhdr. La combinación de estos archivos contiene tanto los datos en bruto de EEG como los marcadores utilizados para registrar los eventos. Para verificar el cumplimiento de las especificaciones del formato

BIDS, se utilizó el validador en línea proporcionado por la plataforma OpenNeuro (https://openneuro.org/). OpenNeuro es un repositorio en línea diseñado para el almacenamiento y compartición de conjuntos de datos de neurociencia. Proporciona a los investigadores una forma centralizada y accesible de compartir sus datos de investigación con la comunidad científica. Open Neuro se basa en el formato BIDS y tiene un validador de archivos que además sirve para determinar si los datos adquiridos fueron efectivamente guardados en el formato deseado.
Esta base de datos proporciona la estructura y el formato adecuados para evaluar la calidad de los registros realizados. El proceso detallado para llevar a cabo dicha evaluación se describe en la siguiente sección.

## 4.2. Preprocesamiento y análisis exploratorio de datos

A continuación, se describen en detalle los pasos que se llevaron a cabo en el análisis exploratorio de los datos de EEG adquiridos; mostrando los resultados obtenidos a partir de un archivo correspondiente a una ronda del experimento de un participante. Es importante mencionar que la ronda presentada no es la ronda 0 de preexperimento, sino una de las rondas de estímulos (rondas 1-4) en las que se llevó a cabo la tarea mental de controlar el cursor mediante movimientos oculares.
En el inicio del proceso, se generó un gráfico que representa los canales de EEG adquiridos en su forma cruda. Esto permitió realizar una inspección visual inicial de los datos y detectar posibles problemas, como la pérdida de señal en algún canal. Además, en esta etapa se evaluó si algún conjunto de datos era inválido y requería ser descartado. La Figura 25 muestra los diferentes canales de EEG dispuestos en el eje vertical del gráfico. Los nombres de estos canales coinciden con los mencionados en la Sección 3.1.1 del presente documento. La amplitud de los canales es de 400 µV, como se aprecia en el eje vertical. Por su parte, el eje horizontal representa el tiempo, y en este caso, el ancho total del gráfico corresponde a una adquisición de 10 segundos. Los eventos a los que se hace referencia en la Sección 3.2.2 también son visibles mediante líneas verticales de colores en el gráfico. Estos eventos, identificados como Stimulus/S seguidos por un número, coinciden con los mencionados anteriormente.

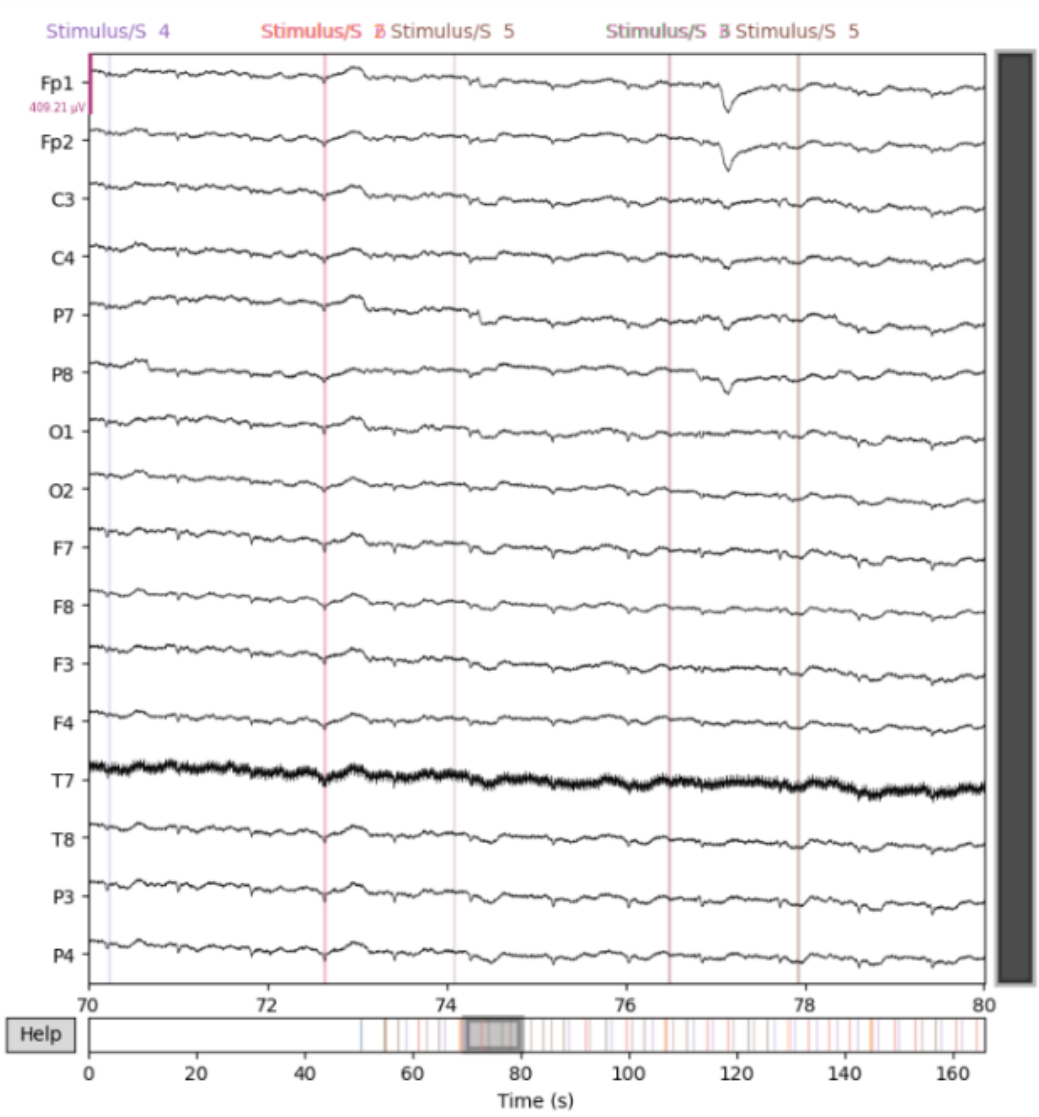


Figura 25: Gráfico de los canales de EEG adquiridos, mostrando los datos crudos. En el mismo se puede ver que la adquisición fue exitosa ya que se puede observar un parpadeo de ojos, como una pronunciada caída en los valores en los canales canales Fp1 y Fp2 entre las últimas dos líneas verticales del gráfico.

En segundo lugar, se realizó un gráfico de los eventos. Los mismos se grafican como puntos a lo largo de un eje temporal. Para no graficar todos en la misma horizontal, se utilizan los valores mencionados anteriormente en la Sección 3.2.2. A continuación en la Figura 26 se puede observar un gráfico de eventos.

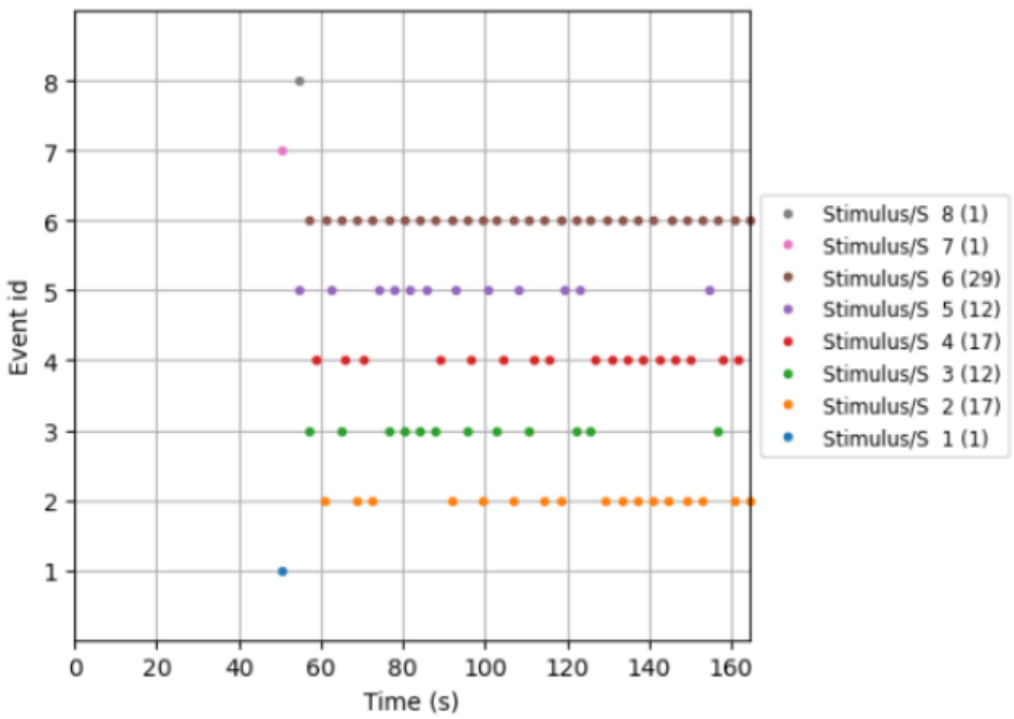


Figura 26: Gráfico de eventos para una ronda de experimento. La leyenda contiene además del código de colores para los distintos eventos y sus valores, cuántas veces ocurrió cada evento. Los valores numéricos de Stimulus/S se asocian de la siguiente manera con los eventos: 1-Inicio de experimento, 2-Click derecho, 3-Click izquierdo, 4-Presentacion de estimulos derecha, 5-Presentacion de estimulos izquierda, 6-Pantalla de descanso, 7-Inicio de baseline, 8-Fin de baseline.

Posteriormente, se realizó un filtrado de los datos. El mismo se hizo utilizando las funciones disponibles en la librería de MNE. Se utilizó un filtro pasabanda, filtrando las frecuencias por debajo de 1 Hz, y por encima de 40 Hz. En la Figura 27 se puede observar el gráfico de la misma ventana temporal que aquel mostrado en la Figura 26, pero con los datos filtrados. Se puede apreciar como al eliminar las altas frecuencias, las señales presentan menor contenido de ruido, como puede fácilmente observarse para el el canal T7.

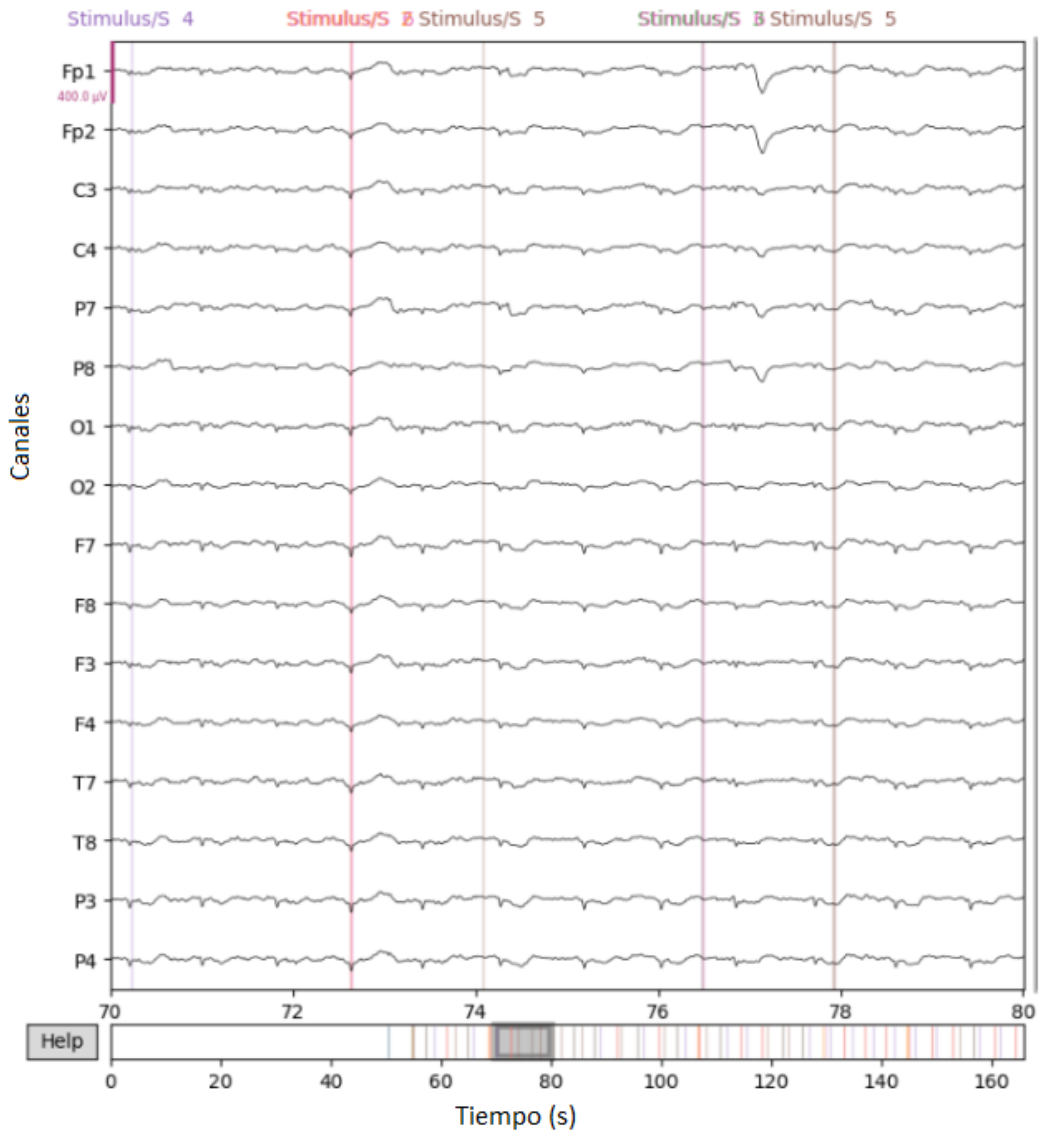


Figura 27: Gráfico de datos filtrados con un filtro pasa banda entre 1 y 40 Hz

Luego, se empleó el método ICA para mitigar los artefactos vinculados al parpadeo y los movimientos oculares. El primer paso consistió en ajustar el modelo ICA y encontrar los componentes independientes. Mediante una inspección visual de los componentes independientes fue posible detectar cuáles de ellos corresponden a movimientos oculares. La Figura 28 muestra la evolución en el dominio temporal (izquierda) y el mapa topográfico (derecha) de cada componente independiente hallada para los datos aquí presentados. Mientras que la evolución temporal permite caracterizar artefactos de morfología clara, el mapa topográfico permite comprender el mapeo espacial de la actividad eléctrica en la cabeza. Esto último verifica la posible localización de la

fuente de cada componente independiente.
A modo de ejemplo, utilizando la Figura 28, analicemos el componente ICA003. Este componente representa claramente el artefacto asociado al parpadeo, visualizandosé como deflexiones rápidas y abruptas en el tiempo, cuya fuente está fuertemente indicada hacia la zona frontal, donde se ubican los globos oculares.

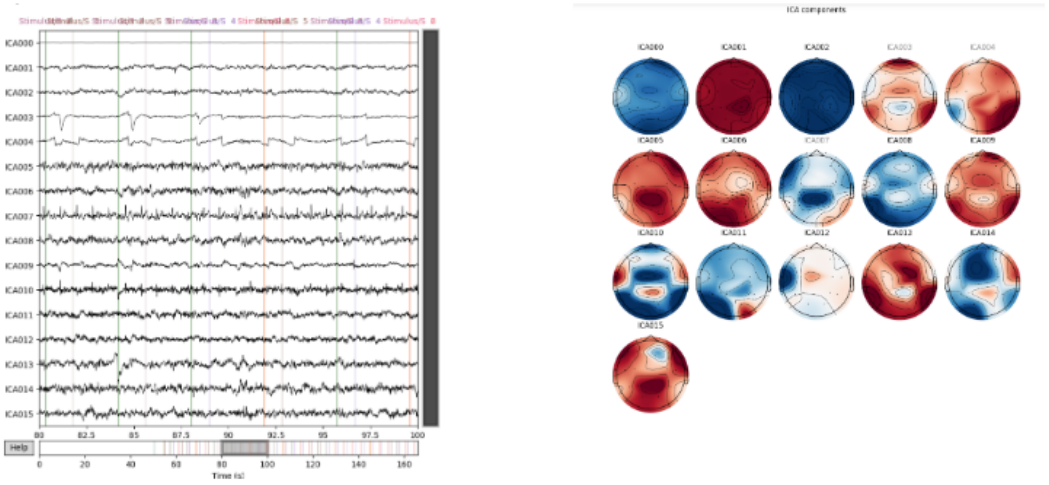

Figura 28: Gráficos de componentes independientes, resultado del ajustar el método ICA para una ronda de una sujeto dado. El gráfico izquierdo representa los distintos componentes graficados en el tiempo. El gráfico derecho representa el mapeo de la intensidad de la actividad cerebral en las distintas áreas de la cabeza.

De manera similar analizamos el componente ICA004. El mismo tampoco tiene el comportamiento típico de un componente de EEG, sino que es similar al ruido producido por los movimientos sacádicos de los ojos. Estos dos componentes pueden ser entonces excluidos en el proceso de reconstrucción de la señal, generando una señal limpia de artefactos relacionados a los movimientos oculares. En la Figura 29, que muestra la señal reconstruida, se puede observar cómo la actividad manifestada en forma de valles, asociada a los parpadeos, ya no es visible.

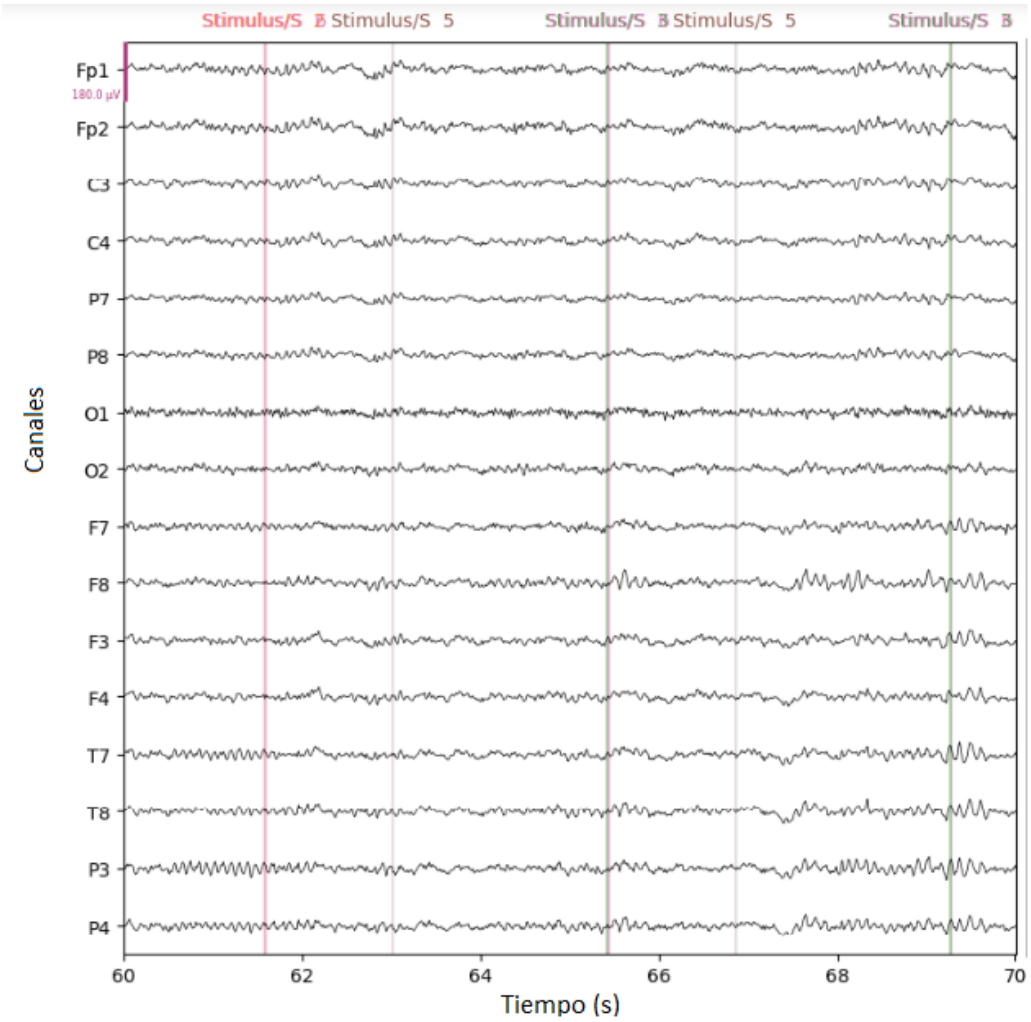


Figura 29: Reconstrucción ICA luego de excluir los componentes apropiados. La señal no presenta artefactos relacionados al movimiento de los ojos.

Este proceso de inspección de componentes independientes se repitió de manera no automatizada para cada registro. Es decir, se realizó para cada una de las rondas de cada sujeto mediante inspección visual.

Una vez que se realizó la limpieza de artefactos oculares, se pasó a la segmentación de los datos. Como los eventos de presentación de estímulos se diferenciaron en el caso de que el estímulo apareciera del lado derecho o izquierdo de la pantalla, se realizó una matriz de épocas con los eventos derechos, y otra con los eventos izquierdos. El evento que inició cada época, fue el denominado "presentación de estímulos", ya sea izquierdo, o derecho. Luego, para crear épocas de una longitud definida, se optó por utilizar la longitud del trial más largo. Para identificar en el EEG los cambios asociados al comienzo del trial, se abrió una ventana 0.5 segundos antes del

inicio del mismo. De esta manera, las épocas comenzaron 0.5 segundos antes de la presentación de estímulos, y terminaron en función de la duración del registro de selección de mayor duración realizado por el sujeto (para cada lado) dentro de la ronda de análisis. La razón de por que se realizaron todas las épocas de la misma duración es que de esta manera se facilita en análisis.
Los 0.5 segundos pre-trial fueron utilizados para corregir el "baseline". La corrección de baseline es un procedimiento que promedia la actividad registrada en los segundos previos a la aparición del estímulo, para luego normalizar el resto de la época utilizando esa información. La matriz de épocas con corrección de baseline puede visualizarse para cada canal en un gráfico 2D en el espacio amplitud-tiempo, como se muestra en la Figura 30. La promediación síncrona de todas las épocas para una canal indicaría los cambios de voltaje medios asociados al comienzo del trial. Para el caso del canal P3, se puede observar en la parte inferior de la Figura 30 el promedio y la desviación estándar de los voltajes de EEG a lo largo de los trials. Como las épocas tiene corrección de baseline, las deflexiones positivas indican un ERD, mientras que las positivas un ERS. Se seleccionó para este análisis un canal de la zona parietal de la cabeza, ya que es una de las áreas donde se esperaría ver actividad relacionada a la intención de selección.

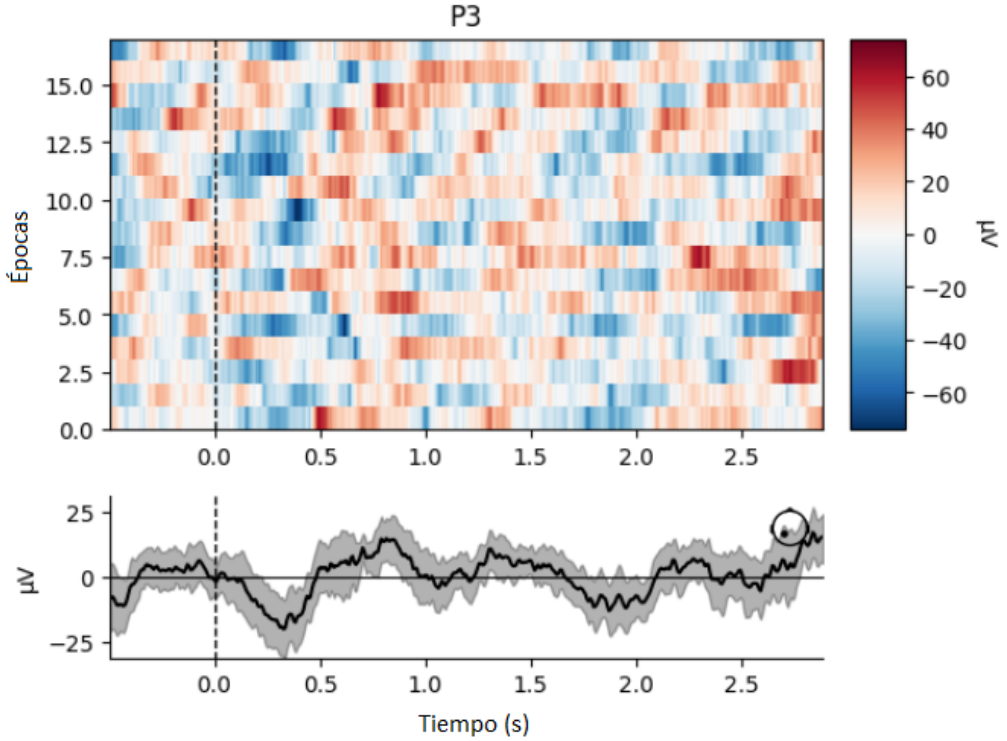


Figura 30: Promedio de actividad de todas las épocas en un canal. Se puede observar la presencia de un ERD manifestado como una caída de potencial, seguido de una resincronización.

Por último, para visualizar los cambios en las frecuenciales del EEG a lo largo del tiempo,

se visualizaron los espectrogramas para cada canal. Es decir, se calcularon las representación temporo-frecuenciales de cada época y se promediaron para cada canal, siempre discriminando aquellas épocas izquierdas con las derechas. Una visualización de estos espectrogramas promedios para cada canal respetando la ubicación topográficas de los mismos según el sistema 10:20 puede observarse en la Figura 31. Este gráfico muestra la densidad de actividad eléctrica, o lo que es análogo a la potencia, en las distintas frecuencias, para todas las épocas de cada lado, y conteniendo además información espacial de dónde en la cabeza se concentra dicha actividad. Vale la pena mencionar que intensidades coloreadas con rojo indican cambios positivos de la potencia en dicha banda frecuencial (ERDs), mientras que cambios negativos están coloreados con tonos de azul.

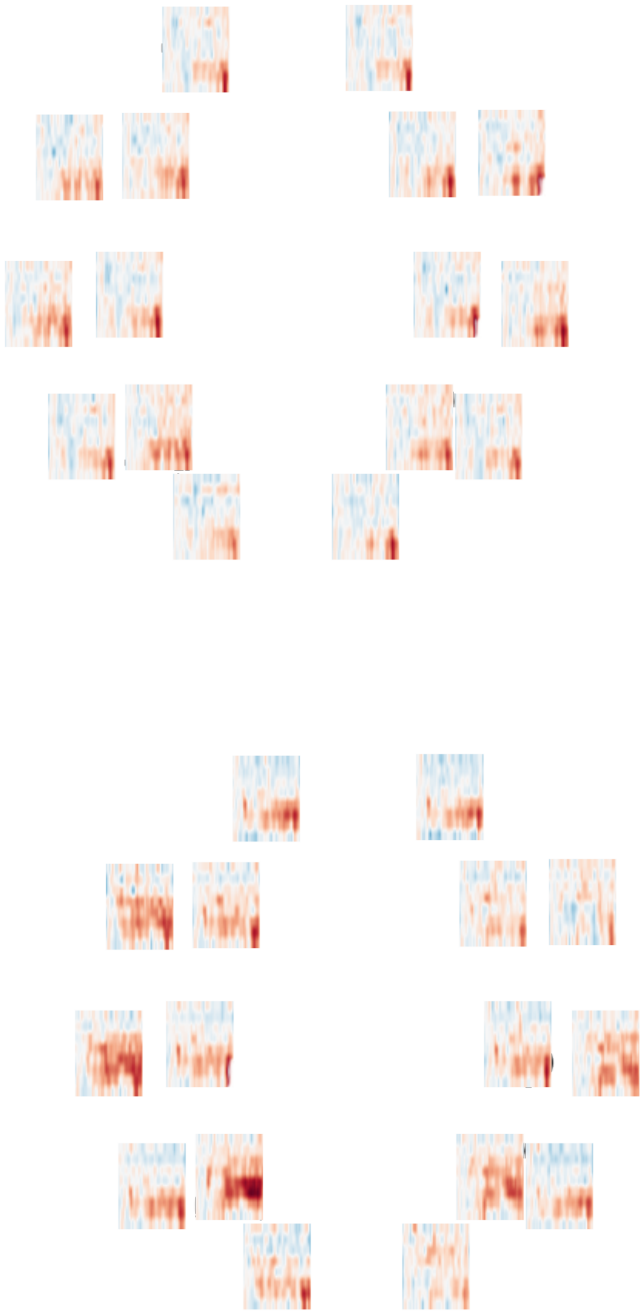

Figura 31: Comparación de espectrogramas para todos los canales, para ambas épocas. El gráfico superior, muestra la actividad de las épocas izquierdas, y el inferior las derechas, habiendo una disposición espacial de los gráficos coincidente con la de los electrodos en la cabeza del participante.

En el gráfico se aparenta la contralateralidad de la actividad: mientras que para las épocas izquierdas los espectrogramas más intensos (con nivel de rojo más alto) se encuentran a la derecha, lo inverso ocurre con las épocas derechas.
Finalmente, para mejor comprender la diferencias entre las épocas izquierdas y derechas, se procedió a visualizar la información en el espacio tiempo-frecuencia para el electrodo P3 antes mencionado junto con las topografías asociadas a dos tiempos de interés: justo luego de comenzado el trial, y un segundo después de comenzado el trial. Los espectrogramas promedios a lo largo de todas las épocas para el canal P3 en cada lateralidad se muestran en la Figura 32.
Se puede observar que el mapa topográfico al comienzo de las época izquierdas presenta diferencias a su contraparte derecho, pudiendo evidenciar una potencial información distriminativa entre las intención de selección izquiera y derecha. Este fenómeno se observó en los distintos archivos analizados, pudiendo quizá evidenciar un posible neuromarcador.

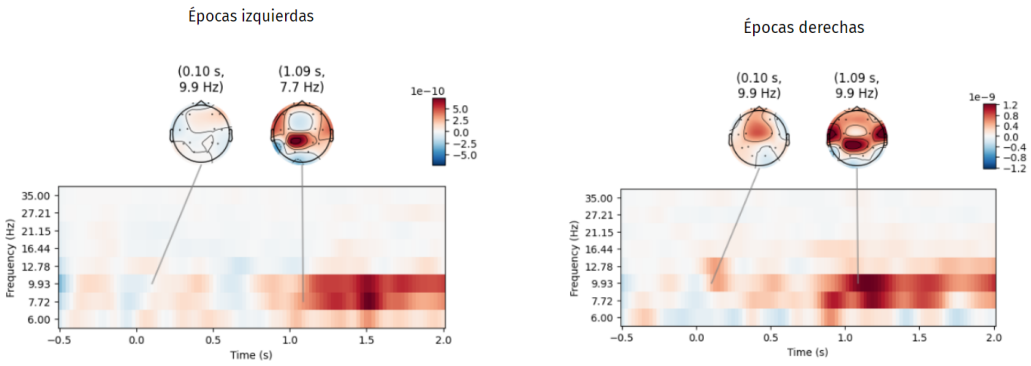


Figura 32: Comparación de potencias en frecuencia para todos los canales, para ambas épocas. El gráfico izquierda, muestra la actividad de las épocas izquierdas, y el derecho las derechas.

Este análisis exploratorio si bien es preliminar, nos permitió corroborar la calidad de la señal registrada.

# 5. Discusión

En este proyecto se estudió la factibilidad de una BCI híbrida como tecnología de comunicación binaria para personas sin la capacidad control ocular suficiente para el uso de tecnologías asistivas basadas solamente en el seguimiento de la mirada. Este trabajo define un puntapié inicial para la evaluación de BCI híbridas como tecnologías asistivas de traducción de deseo de selección, que, eventualmente podrían utilizarse para que personas con dificultades de control ocular consiente puedan comunicarse. Se desarrolló un protocolo utilizando software libre y multiplataforma de estimulación que permite la selección de dos estímulos presentados en pantalla. Estos estímulos, hoy en día simples rectángulos de colores bien distintivos, podrían fácilmente reemplazarse por otro tipo de opciones binarias. El desarrollo experimental aquí realizado mostró que es posible adquirir con sistemas de bajo costo las señales de EEG de manera síncrona con la trayectoria del cursor de una PC monitoreado por la mirada. Esto último se realizó de manera tal que sea independiente de la técnica o tecnología utilizada para controlar el cursor de la PC, siendo esto muy importante a la hora de prescindir de licencias pagas para la obtención de datos crudos de posicionamiento del cursor mediando por eye-tracking. La evaluación cualitativa de los datos de EEG adquiridos revelan que podrían encontrarse neuromarcadores utilizables para cuantificar la intención de selección binaria.

Para realizar dicha evaluación de los registros, se tuvo especial cuidado en eliminar las fuentes de ruido relacionadas al propio movimiento de los globos oculares. Pues, si en un futuro se desea aumentar las capacidades de tecnologías asistivas basadas en el seguimiento de la mirada mediante la adición de las señales de EEG, es necesario evaluar la existencia de posibles biomarcadores en el EEG independientes del movimiento ocular en sí mismo.

Los resultados obtenidos en este estudio preliminar aparentan revelar la presencia de ERDs en las bandas beta y mu durante la realización de la tarea mental de inicio de movimiento del cursor. Estos hallazgos son consistentes con investigaciones previas en el campo de las BCI que han demostrado la detección exitosa de ERDs para la clasificación del movimiento imaginado, en este caso, a través del movimiento de un cursor mediante la mirada. Estos resultados respaldan la viabilidad de utilizar la información obtenida mediante EEG para el desarrollo de algoritmos de clasificación y, en última instancia, implementar la BCI híbrida propuesta. Asimismo, nuestros hallazgos brindan apoyo adicional a la utilización de software libre y de equipos de bajo costo de EEG, como es el caso de la placa OpenBCI, en la implementación de BCIs.

Las implicaciones de estos resultados son significativas en el contexto más amplio de la investigación en BCI. Se podría pensar que eventualmente sería posible desarrollar algoritmos de clasificación inspirados en aquellos utilizados para detección de imaginería motora para decodificar la intención de selección del usuario, y así transfórmala en comandos de comunicación binaria mediada por la selección de estímulos en una pantalla. Esta BCI híbrida podría potenciar las terapias de rehabilitación y mejorar la calidad de vida de los pacientes al proveer una vía alternativa y aumentada a la tecnología de seguimiento de la mirada tradicional.

Si bien los objetivos del presente proyecto se han cumplido, generando un puntapié inicial a

potenciales tecnologías asistivas para pacientes con severas afecciones motoras, es importante reconocer las limitaciones de este estudio. Una limitación destacable es que la tarea mental elegida de arrastrar el cursor puede ser una tarea muy sencilla de realizar para una población sin patologías pero muy dificultosa para un paciente sin movilidad o capacidad de fijación de la mirada. Durante la próxima instancia de desarrollo de la interfaz, se podría abordar esta limitación explorando otras tareas mentales o adaptando la tarea existente para mejorar la accesibilidad y la usabilidad de la BCI en participantes con afecciones motoras, incluyendo idealmente al usuario y/o terapistas ocupaciones en el proceso de diseño. Se adiciona que si bien se realizó una limpieza de artefactos asociados al movimiento ocular, este procedimiento se realizó utilizando ICA y selección visual de los componentes que se suponen provenientes al movimiento de ojos. Se sabe que otras metodologías podrían aplicarse, utilizando la información de la ronda 0 para mejorar la calidad de la señal de EEG adquirida [50].

Otra clara limitación del presente trabajo es la falta de un análisis más exhaustivo de los datos, analizando si tales hallazgos son consistentes entre rondas de un mismo participante y entre participantes. Asimismo, un análisis estadístico que permita cuantificar la diferencia observada entre los patrones derechos e izquierdos también es necesario. Vale la pena mencionar que si bien en el presente documento se muestran los resultados obtenidos para un sujeto particular en una ronda dada, esta selección fue meramente al azar. Considerando los hallazgos y las implicaciones de este estudio, se identifican varias direcciones para futuras investigaciones. En primer lugar, se podría desarrollar un algoritmo de clasificación específico para detectar la intención de comunicación a partir de las señales de EEG registradas. Este algoritmo tendría como objetivo identificar los patrones distintivos observados en este trabajo, para poder transmitir la intención de comunicación. Para lograr transmitir esa intención es necesario que la BCI desarrollada tenga un medio para hacerlo. El mismo podría ser por ejemplo una luz con distintos colores para afirmar y negar, o un parlante que emita sonidos distintos para transmitir distintos comandos, en este caso el “afirmativo” y el “negativo”. Además, se recomienda llevar a cabo estudios adicionales para evaluar el uso de la BCI en pacientes con discapacidades motoras. Estos estudios podrían involucrar a personas que presentan diferentes niveles de movilidad reducida, lo que permitiría comprender mejor la efectividad y la aplicabilidad de la BCI en diferentes contextos clínicos. Evaluar la usabilidad, la precisión y la satisfacción del usuario en estos estudios sería fundamental para determinar el potencial terapéutico y la viabilidad clínica de la BCI. También, cabe destacar que al desarrollar este algoritmo de clasificación basado en las señales de EEG, se podría prescindir del uso del eye-tracker. Dado que la información relevante para la detección de la intención de comunicación estaría contenida en las señales de EEG, se simplificaría la configuración y el uso de la BCI, mejorando potencialmente la experiencia del usuario y hasta aumentado las dimensiones de comunicación.

Durante el desarrollo de este trabajo, se encontraron varios desafíos que se lograron superar efectivamente. En primer lugar, uno de los desafíos principales estuvo relacionado con la elección de la tarea mental adecuada para los usuarios que utilizarían la BCI una vez desarrollada. Este

proceso implicó investigar y evaluar diferentes opciones, teniendo en cuenta la viabilidad y la capacidad de generar señales distintivas en las mediciones de EEG. Para esto se consultó y consideró la opinión de terapistas ocupacionales de la institución FLENI, experimentados con pacientes con diversos trastornos motrices/cognitivos. Sin embargo, como ya se mencionó, esto es una limitación del trabajo, ya que de momento no se puede asegurar que la tarea mental utilizada en el protocolo de estimulación desarrollado, sea realizable por quienes serán los reales usuarios de esta BCI. Además, se enfrentó el desafío de diseñar un protocolo de estimulación que se ajustara a los requerimientos del estudio, lo cual implicó indagar y evaluar diversas posibilidades para el desarrollo de un protocolo que permitiera la adquisición síncrona del EEG con la trayectoria de un cursor comandado por la mirada utilizando los dispositivos disponibles tanto en el FLENI como en el IMAL. Este proceso, junto con el desarrollo del protocolo de estimulación con la correcta sincronía y guardados de datos involucró varias iteraciones y numerosos ajustes que eran discutidos con la directora y parte de su equipo de trabajo en las reuniones virtuales que frecuentemente teníamos. Durante la fase de adquisición de datos, surgieron desafíos adicionales. Por ejemplo, se observó que los movimientos de cabeza realizados por los participantes al utilizar el eye tracker generaban ruido en las señales de EEG. Para superar este desafío, se tomó la decisión de utilizar un cuello ortopédico para limitar los movimientos de la cabeza, alentando a los participantes a utilizar únicamente los movimientos oculares. Esta estrategia demostró ser efectiva para mejorar la calidad de las señales y reducir la interferencia. Otro desafío que se enfrentó durante el procesamiento de datos estuvo relacionado con la segmentación de las señales en épocas de interés. Las funciones de las librerías utilizadas generaban épocas de duración fija e igual para todas las condiciones, mientras que en nuestro experimento las ventanas de tiempo relevantes presentan duraciones variables. Para abordar este desafío, se desarrollaron estrategias y algoritmos personalizados para segmentar y analizar correctamente las señales de EEG de cada sujeto

A nivel personal, esta experiencia representó un importante aprendizaje, no solo en áreas técnicas como en el área computacional y bioética asociada al trabajo experimental con humanos, sino que también en áreas como la investigación y el desarrollo de proyectos de mayor envergadura que los realizados hasta el momento en la carrera de grado. Se debieron llenar varios vacíos de conocimientos, especialmente en las áreas de programación, donde nunca había hecho más que desarrollar breves algoritmos, sin haber tenido la oportunidad de hacer un programa independiente, en donde se integraron códigos de desarrollo propio con otros de otras personas. Este proceso fue desafiante, pero de mucho aprendizaje. Durante el desarrollo de este proyecto, amplié significativamente la comprensión y habilidades en el área de procesamiento de señales y programación, pero también en habilidades tan simples como relevantes para un profesional como lo son el pensamiento crítico y la comunicación eficiente de ideas, tanto de forma oral como escrita. Como futuro ingeniero encontré en cada desafío planteado en este proyecto la habilidad de poner a prueba los conocimientos y habilidades desarrolladas durante los años de carrera. Sin duda, el desarrollo de este trabajo ha mejorado mis capacidades y ha despertado nuevos intereses

en campos de aplicación que quizá antes eran impensados para mí.
En conclusión, en este proyecto no sólo se han alcanzado exitosamente los objetivos técnicos planteados para este proyecto, si no que también aquellos objetivos de desarrollo profesional y personal, integrando así las habilidades técnicas y humanas tan necesarias para mi futuro profesional.

# Bibliografía

[1] Kapeller C, Hintermuller C, Abu-Alqumsan M, Pruckl R, Peer A, Guger C. A BCI using VEP for continuous control of a mobile robot. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. 2013;2013:5254-7. doi: 10.1109/EMBC.2013.6610734. PMID: 24110921.

[2] Tariq M, Trivailo PM, Simic M. EEG-Based BCI Control Schemes for Lower-Limb Assistive-Robots. Front Hum Neurosci. 2018 Aug 6;12:312. doi: 10.3389/fnhum.2018.00312. PMID: 30127730; PMCID: PMC6088276.

[3] Kenji Kansaku, L. G. Cohen, and Niels Birbaumer, Clinical systems neuroscience. Tokyo: Springer, 2015.

[4] Casimo K, Weaver KE, Wander J, Ojemann JG. BCI Use and Its Relation to Adaptation in Cortical Networks. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2017 Oct;25(10):1697-1704. doi: 10.1109/TNSRE.2017.2681963. Epub 2017 Mar 13. PMID: 28320670; PMCID: PMC5685806.

[5] Li Z, Zhang S, Pan J. Advances in Hybrid Brain-Computer Interfaces: Principles, Design, and Applications. Comput Intell Neurosci. 2019 Oct 8;2019:3807670. doi: 10.1155/2019/3807670. PMID: 31687006; PMCID: PMC6800963.

[6] J. R. Wolpaw and Elizabeth Winter Wolpaw, Brain-computer interfaces : principles and practice. New York: Oxford University Press, 2012.

[7] Riveros et al. (2014). Tecnología, acompañamiento psicológico y neuropsicología: tres vías para salir del síndrome de enclaustramiento. Revista Chilena de Neuropsicología. 9. 14-20. 10.5839/rcnp.2014.0901E.04.

[8] F. Lotte and C. Jeunet, "Towards improved BCI based on human learning principles,"The 3rd International Winter Conference on Brain-Computer Interface, 2015, pp. 1-4, doi: 10.1109/IWW-BCI.2015.7073024.

[9] A. T. Duchowski, Springerlink (Online Service, and France, Eye tracking methodology : theory and practice. Cham: Springer, Cham, Switzerland, 2017.

[10] Vilimek, R., & Zander, T. O. (2009, July). BC (eye): Combining eye-gaze input with brain-computer interaction. In International Conference on Universal Access in Human-Computer Interaction (pp. 593-602). Springer, Berlin, Heidelberg.

[11] Pfurtscheller G, Allison BZ, Brunner C, Bauernfeind G, Solis-Escalante T, Scherer R, Zander TO, Mueller-Putz G, Neuper C, Birbaumer N. The hybrid BCI. Front Neurosci. 2010 Apr 21;4:30. doi: 10.3389/fnpro.2010.00003. PMID: 20582271; PMCID: PMC2891647.

[12] Kübler A, Kotchoubey B, Kaiser J, Wolpaw JR, Birbaumer N. Brain-computer communication: unlocking the locked in. Psychol Bull. 2001 May;127(3):358-75. doi: 10.1037/0033-2909.127.3.358. PMID: 11393301.
13

[13] Squire, L. R., Kandel, E. R., & Schwartz, J. H. (2013). Fundamental neuroscience (5th ed.). Elsevier.

[14] E. Sciotto, "Neuroeducación para Educadores,"Bonum, Buenos Aires, 2013.

[15] Grill-Spector K, Malach R. The human visual cortex. Annu Rev Neurosci. 2004;27:649-77. doi: 10.1146/annurev.neuro.27.070203.144220. PMID: 15217346.

[16] R. Kandel, James H. Schwartz, Thomas M. Jessell, Steven A. Siegelbaum & A. J. Hudspeth (2012): Principles of Neural Science, Mc Graw Hill, New York

[17] Huber D, Gutnisky DA, Peron S, O'Connor DH, Wiegert JS, Tian L, Oertner TG, Looger LL, Svoboda K. Multiple dynamic representations in the motor cortex during sensorimotor learning. Nature. 2012 Apr 25;484(7395):473-8. doi: 10.1038/nature11039. PMID: 22538608; PMCID: PMC4601999.

[18] V. Peterson. "Decodificación de la actividad cerebral mediante regularización con penalizantes mixtos."Tesis Doctoral (2018).

[19] Pearson, J. The human imagination: the cognitive neuroscience of visual mental imagery. Nat Rev Neurosci 20, 624–634 (2019). https://doi.org/10.1038/s41583-019-0202-9

[20] Schomer, D.L. Lopes da Silva, Fernando. (2012). Niedermeyer's electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields: Sixth edition.

[21] Wolpaw, J.R., Birbaumer, N., McFarland, D.J., Pfurtscheller, G., and Vaughan, T.M. "Brain–computer interfaces for communication and control". Clinical neurophysiology, vol. 113, no. 6, pp. 767-791, 2002.

[22] Pfurtscheller, G. and Neuper, C. "Motor imagery and direct brain-computer communication". Proceedings of the IEEE, vol. 89, no. 7, pp. 1123-1134, 2001.

[23] Pichiorri, F., Morone, G., Petti, M., Toppi, J., Pisotta, I., Molinari, M., ... & Mattia, D. (2015). Brain-computer interface boosts motor imagery practice during stroke

[24] Alvarado, Witman Roman-Gonzalez, Avid Meneses, Brian. (2017). Implementation of a Brain-machine interface for controlling a wheelchair. 10.1109/CHILECON.2017.8229668.

[25] Charlotte Tye y col. "Electrophysiological markers of genetic risk for attention de- ficit hyperactivity disorder". En: Expert Reviews in Molecular Medicine 13 (2011).

[26] Palumbo A, Gramigna V, Calabrese B, Ielpo N. Motor-Imagery EEG-Based BCIs in Wheelchair Movement and Control: A Systematic Literature Review. Sensors (Basel). 2021 Sep 19;21(18):6285. doi: 10.3390/s21186285. PMID: 34577493; PMCID: PMC8473300.

[27] American Clinical Neurophysiology Society. (2016). Guideline 9B: Guidelines on short-term training for performing and interpreting quantitative EEG and evoked potentials. Journal of Clinical Neurophysiology, 33(4), 308-319. doi: 10.1097/WNP.0000000000000331

[28] Peterson V., Galván C., Hernández H., Spies R., A feasibility study of a complete low-cost consumer-grade brain-computer interface system, Heliyon, Volume 6, Issue 3, 2020, e03425, ISSN 2405-8440, https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e03425.

[29] Ramos-Murguialday, A., Broetz, D., Rea, M., Läer, L., Yilmaz, Ö., Brasil, F. L., ... & Birbaumer, N. (2013). Brain-machine interface in chronic stroke rehabilitation: A controlled study. Annals of neurology, 74(1), 100-108. doi: 10.1002/ana.23879

[30] Zhang, Y., Wang, X., & Liu, G. (2013). An electrocorticographic BCI using code-based VEP for control in video applications: a feasibility study. NeuroImage, 74, 122-131.

[31] Siribunyaphat N, Punsawad Y. Brain–Computer Interface Based on Steady-State Visual Evoked Potential Using Quick-Response Code Pattern for Wheelchair Control. Sensors. 2023; 23(4):2069. https://doi.org/10.3390/s23042069

[32] Xu, Q., Zhou, Y., & Zhang, Y. (2019). A P300-Based Brain-Computer Interface for Improving Attention. Frontiers in Human Neuroscience, 13, 117. doi:10.3389/fnhum.2019.00117

[33] R. Bousseta, I. El Ouakouak, M. Gharbi, F. Regragui, EEG Based Brain Computer Interface for Controlling a Robot Arm Movement Through Thought, IRBM, Volume 39, Issue 2, 2018, Pages 129-135, ISSN 1959-0318, https://doi.org/10.1016/j.irbm.2018.02.001.

[34] Cajigas I, Vedantam A. Brain-Computer Interface, Neuromodulation, and Neurorehabilitation Strategies for Spinal Cord Injury. Neurosurg Clin N Am. 2021 Jul;32(3):407-417. doi: 10.1016/j.nec.2021.03.012. Epub 2021 May 7. PMID: 34053728.

[35] Wang, W., Collinger, J. L., Perez, M. A., Tyler-Kabara, E. C., Cohen, L. G., & Birbaumer, N. (2010). Neural interface technology for rehabilitation: exploiting and promoting neuroplasticity. Physical medicine and rehabilitation clinics of North America, 21(1), 157-178. doi: 10.1016/j.pmr.2009.07.005

[36] Babiloni, C., Del Percio, C., Rossini, P. M., Marzano, N., Iacoboni, M., Infarinato, F., & Eusebi, F. (2016). Cortical sources of resting-state alpha rhythms are abnormal in persistent vegetative state patients. Clinical Neurophysiology, 127(2), 1290-1300. doi: 10.1016/j.clinph.2015.05.028.

[37] Pfurtscheller, G., Müller-Putz, G. R., Pfurtscheller, J., Gerner, H. J., & Rupp, R. (2010). "Thoughts on the study of brain-computer interfaces for communication and control.ÏEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 8(2), 219-224. DOI: 10.1109/86.847819.

[38] Peterson V, Wyser D, Lambercy O, Spies R, Gassert R. A penalized time-frequency band feature selection and classification procedure for improved motor intention decoding in multichannel EEG. J Neural Eng. 2019 Feb;16(1):016019. doi: 10.1088/1741-2552/aaf046. Epub 2019 Jan 9. PMID: 30623892
ACCAAA

[39] Schomer, Donald L. and others (eds), 'C40EEG Event-Related Desynchronization and Event-Related Synchronization', in Donald L. Schomer, and Fernando H. Lopes da Silva (eds), Niedermeyer's Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields, 7 edn (New York, 2017; online edn, Oxford Academic, 1 Nov. 2017), https://doi.org/10.1093/med/9780190228484.003.0040, accessed 29 June 2023.

[40] Lemm, S., Müller, K.-R., & Curio, G. (2009). A generalized framework for quantifying the dynamics of EEG event-related desynchronization (ERD). PLoS Computational Biology, 5(8), e1000453. https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1000453

[41] McFarland, D.J., Miner, L.A., Vaughan, T.M. & Wolpaw, J.R. (2000). Mu and beta rhythm topographies during motor imagery and actual movements. Brain Topography, 12(3), 177-186.

[42] Wolpaw JR, McFarland DJ, Vaughan TM, Schalk G. The Wadsworth Center brain-computer interface (BCI) research and development program. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2003 Jun;11(2):204-7. doi: 10.1109/TNSRE.2003.814442. PMID: 12899275

[43] J. Meng, Z. Zhang, J. Bekyo, J. Ulrich, C. S. Anderson, and J. G. Vidakovic, "Non-invasive detection of beta and mu rhythms in motor imagery tasks for control of a BCI robotic arm,ïn IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2016, pp. 5715-5719.

[44] A. Hyvärinen and E. Oja, Ïndependent Component Analysis,"John Wiley & Sons, 2001.

[45] Gorgolewski, K., Auer, T., Calhoun, V. et al. The brain imaging data structure, a format for organizing and describing outputs of neuroimaging experiments. Sci Data 3, 160044 (2016).

[46] Elstob, Daniel & Secco, Emanuele. (2016). A Low Cost Eeg Based Bci Prosthetic Using Motor Imagery. International Journal of Information Technology Convergence and Services. 6. 23-36. 10.5121/ijitcs.2016.6103

[47] K. Holmqvist et al., .Eye tracking: A comprehensive guide to methods and measures,.Oxford University Press, 2011.

[48] Alexandre Gramfort, Martin Luessi, Eric Larson, Denis A. Engemann, Daniel Strohmeier, Christian Brodbeck, Roman Goj, Mainak Jas, Teon Brooks, Lauri Parkkonen, and Matti S. Hämäläinen. MEG and EEG data analysis with MNE-Python. Frontiers in Neuroscience, 7(267):1–13, 2013. doi:10.3389/fnins.2013.00267.

[49] Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J. et al. Array programming with NumPy. Nature 585, 357–362 (2020). https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2

[50] Bianchi, F., Proverbio, A. M., Guariglia, P., & Crivelli, C. (2023). Neural bases of predictions during natural reading of known statements: An electroencephalography and eye movements co-registration study. Neuroscience, 519, 131-146. doi:10.1016/j.neuroscience.2023.03.024

[51] E. Combrisson and K. Jerbi, .Exceeding chance level by chance: The caveat of theoretical chance levels in brain signal classification and statistical assessment of decoding accuracy,"J. Neurosci. Methods, vol. 250, pp. 126-136, May 2015. doi: 10.1016/j.jneumeth.2015.01.010.