



# Diferencias entre la imaginación y ejecución motora durante los movimientos ponerse de pie y sentarse a través de modelos autorregresivos

**Brayan Sneider Moreno Arevalo**

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica  
Programa de Ingeniería Biomédica  
Universidad Antonio Nariño  
Bogotá, Colombia  
2021



# Diferencias entre la imaginación y ejecución motora durante los movimientos ponerse de pie y sentarse a través de modelos autorregresivos

**Brayan Sneider Moreno Arevalo**

Trabajo Integral de Grado presentado como requisito para optar al título de:  
**Ingeniero Biomédico**

Director:

Ing. Andrés Leonardo Jutinico Alarcón PhD

Codirector:

Ing. Nayid Triana Guzman PhD(c)

Línea de Investigación:

Ingeniería de Rehabilitación - Inteligencia Computacional

Procesamiento digital de señales Biomédicas - Neurociencia.

Grupo de investigación en Bioinstrumentación, Control, Inteligencia Computacional y Energías Alternativas (GIBIO)

Universidad Antonio Nariño

Facultad de Ingeniería Mecánica, Electrónica y Biomédica

Programa de Ingeniería Biomédica

Bogotá, Colombia

2021



**Nota de Aceptación**

---

---

---

---

---

---

**Firma del presidente del Jurado**

---

**Firma del Jurado 1**

---

**Firma del Jurado 2**

**Bogotá D.C.** \_\_\_\_\_



*Este libro va dedicado a mi madre y hermanos, que con gran esfuerzo lograron apoyarme a lo largo de este sueño, a mi padre + el cual me enseñó que todo era posible a través de disciplina y dedicación generando en mi motivación y brindando ejemplo de esfuerzo y valentía.*



# Agradecimientos

Primeramente quiero agradecer a Dios por haberme acompañado y guiado a lo largo de mi carrera profesional, por las grandes bendiciones regaladas a través de toda mi vida, por ser mi fortaleza en los momentos difíciles forjarme en el sendero correcto y brindándome una vida llena de aprendizajes experiencias y sobretodo felicidad.

Sin duda quiero agradecer principalmente a mis madre y abuela por su apoyo incondicional a lo largo de la carrera universitaria, por poner mi vida y mis sueños antes de los de ustedes, por los valores que me han inculcado, y sobre todo por haberme dado la oportunidad de tener una excelente educación en el transcurso de mi vida. A si mismo a cada uno de nuestro familiares que de parte de ellos he obtenido apoyo y que si no fuese de esa manera, quizá no estuviera en el nivel que me encuentro.

Me gustaría agradecer a mi director, Dr. Andrés L Jutinico-Alarcóna, y codirector Dr(c). Nayid Triana-Guzman quienes me ayudaron y estuvieron conmigo para afrontar las dificultades presentadas en el desarrollo de este trabajo transmitirme su apoyo, conocimiento, orientación, consejos y paciencia para mi crecimiento personal y profesional.

Quiero agradecer los Doctores Sebastian Jaramillo-Isaza y Andrés F Raíz-Olaya quienes fueron de los primeros docentes en creer en mi para aportar un granito de arena al nuevo conocimiento, por sus consejos brindados en los diferentes espacios, y por motivarme y potenciarme para seguir el camino de la investigación y la ciencia.

Agradezco a los demás integrantes de la facultad que han contribuido en mi crecimiento personal y profesional a través de las enseñanzas dentro y fuera del salón.

Por último, quiero agradecer a mis compañeros y colegas por estar en momentos de risas, diversión, preocupación y estudio, porque de cada instante y experiencia vivida o contada aprendí algo que me motivó a cada día ser mejor persona.



## Resumen

El análisis de la imaginación y ejecución motora (MI-ME) es uno de los principales desafíos investigativos en el campo de las interfaces cerebro-computadora (BCI) basados en electroencefalografía (EEG). Las señales EEG juegan un papel importante en el aprendizaje, la rehabilitación y la asistencia de habilidades motoras complejas. Sin embargo, este tipo de señales presenta una naturaleza altamente no estacionaria y con elementos de ruido desconocido. Se analizaron las señales de electroencefalografía propias a la actividad sensorio-motora, correspondientes a las tareas de ejecución e imaginación motora. El presente trabajo tiene como objetivo determinar las diferencias que existen entre la imaginación motora y la ejecución motora a partir de una prueba de concepto, en los movimientos de ponerse de pie y sentarse. Se realizó un estudio comparativo entre un método basado en la desincronización / sincronización (ERDs) y un nuevo método basado en los modelos autorregresivos de media móvil con entrada exógena (ARMAX). En esta investigación son usadas como métricas de evaluación la Raíz normalizada del error cuadrático medio (NRMSE), el Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Error absoluto medio (MAE), además de los porcentajes de clasificación. Los resultados encontrados muestran que es posible estimar y clasificar los movimientos ponerse de pie y sentarse para las tareas de ejecución e imaginación motora a partir de los canales C3, Cz y C4 con un alto % de precisión. Se espera, a largo plazo aportar para mejorar la calidad de vida de personas con diversidad funcional motora.

**Palabras Claves:** Imaginación motora, Ejecución motora, Interfaces cerebro-computadora, Electroencefalografía, Rehabilitación, habilidades motoras-complejas, ponerse de Pie y sentarse.



## Abstract

The analysis of motor imagination and execution (MI-ME) is one of the main research challenges in the field of brain-computer interfaces (BCI) based on electroencephalography (EEG). EEG signals play an important role in the learning, rehabilitation, and assistance of complex motor skills. However, this type of signal presents a highly non-stationary nature and noise. Electroencephalography signals proper of sensory-motor activity, corresponding to execution defects and motor imagination, were analyzed. The present research aims to determine the differences that exist between motor imagination and motor execution from a proof of concept, in the movements of sitting and standing. A comparative study was carried out between a method based on desynchronization / synchronization (ERDs) and a new method based on autoregressive moving average models with exogenous input (ARMAX). In this research, the normalized root mean square error (NRMSE), the mean square error (RMSE) and the mean absolute error (MAE) are used as evaluation metrics, in addition to the classification percentages. The results found show that it is possible to estimate and classify the movements of standing and sitting for the tasks of execution and motor imagination from channels C3, Cz and C4 with a high % of precision. It is expected, in the long term, to contribute to improve the quality of life of people with motor functional diversity.

**Keywords:** Motor Imagination, Motor Execution, Brain-Computer Interfaces, Electroencephalography, Rehabilitation, Complex Motor Skills, Sit to Stand.



# Tabla de contenidos

<b>Agradecimientos</b>	<b>9</b>
<b>Resumen</b>	<b>11</b>
<b>Abstract</b>	<b>13</b>
<b>Lista de Figuras</b>	<b>21</b>
<b>Lista de Tablas</b>	<b>21</b>
<b>Introducción</b>	<b>21</b>
<b>1 Introducción</b>	<b>21</b>
1.1 Planteamiento del problema . . . . .	24
1.2 Justificación . . . . .	25
1.3 Objetivos . . . . .	26
1.3.1 Objetivo general . . . . .	26
1.3.2 Objetivos específicos . . . . .	26
1.4 Estado del Arte . . . . .	27
<b>2 Marco Teórico</b>	<b>31</b>
2.1 El cerebro y la configuración de la corteza cerebral . . . . .	31
2.2 Bioseñales . . . . .	32
2.3 Sinapsis . . . . .	33
2.4 Electroencefalograma . . . . .	34
2.5 Protocolo experimental . . . . .	36
2.6 Reconocimiento de los ritmos cerebrales . . . . .	37
2.7 Imaginación y ejecución motora . . . . .	38
2.8 Artefactos presentes en las señales de electroencefalografía . . . . .	39
2.9 Modelo ARMAX y sus principales características . . . . .	41
2.10 Análisis discriminante Lineal (LDA) . . . . .	42
<b>3 Metodología</b>	<b>45</b>
3.1 Preprocesamiento y eliminación de artefactos . . . . .	45

3.2	Reconcomiendo de la actividad cerebral durante la ejecución e imaginación motora . . . . .	46
3.3	Estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora . . . . .	47
3.4	Resultados . . . . .	47
<b>4</b>	<b>Preprocesamiento y eliminación de artefactos</b>	<b>49</b>
4.1	Identificación de Artefactos EEG por medio de inspección visual . . . . .	50
4.1.1	Identificación de artefactos fisiológicos . . . . .	50
4.1.2	Identificación de artefactos no fisiológicos . . . . .	52
4.1.3	Filtrado . . . . .	53
4.2	Resultados del pre-procesamiento de la base de datos <i>Ponerse de Pie y Sentarse</i>	54
<b>5</b>	<b>Reconcomiendo de la actividad cerebral durante la ejecución e imaginación motora</b>	<b>57</b>
5.1	Eventos relacionados con sincronización y desincronización (ERDs) . . . . .	57
5.2	Resultados del análisis tiempo-frecuencia para la detección de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora . . . . .	58
5.2.1	Ejecución motora . . . . .	59
5.2.2	Imaginación motora . . . . .	61
<b>6</b>	<b>Estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora</b>	<b>65</b>
6.1	Resultados de la estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora a partir modelos autorregresivos . . . . .	67
6.1.1	Ejecución motora . . . . .	67
6.1.2	Imaginación motora . . . . .	70
<b>7</b>	<b>Resultados</b>	<b>73</b>
7.1	Clasificación de los movimientos ponerse de pie y sentarse durante las tareas de ME y MI . . . . .	75
<b>8</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>79</b>
8.0.1	Trabajos Futuros . . . . .	81
	<b>Bibliografía</b>	<b>82</b>

# Lista de Figuras

1-1	Sistemas de control EEG - BCI para miembros superiores e inferiores. . . . .	27
1-2	Sistemas de control EEG - BCI por medio de ERDs. . . . .	28
2-1	Lóbulos cerebrales [1]. . . . .	31
2-2	Posición de los electrodos respecto al sistema internacional "10-20" extendido. Tomado de [2]. . . . .	35
2-3	División de la corteza cerebral bajo el Sistema internacional "10-20". Tomado de [3]. . . . .	35
2-4	Secuencia. Elaboración propia. . . . .	37
2-5	Diagramas de bloques de las estructuras ARMAX. Tomado de [4] . . . . .	41
3-1	Metodología. Elaboración propia. . . . .	45
4-1	Artefactos oculares presentes en los canales C3, Cz y C4, resultado del protocolo experimental correspondiente a la base de datos <i>Ponerse de Pie y Sentarse</i> . Elaboración propia. . . . .	50
4-2	Artefactos EMG presentes en los canales C3, Cz y C4, resultado del protocolo experimental correspondiente a la base de datos <i>Ponerse de Pie y Sentarse</i> . Elaboración propia. . . . .	51
4-3	Artefactos no fisiológicos presentes en los canales C3, Cz y C4, resultado del protocolo experimental correspondiente a la base de datos <i>Ponerse de Pie y Sentarse</i> . Elaboración propia. . . . .	52
4-4	Filtro Butterworth de 6 orden. Elaboración propia. . . . .	53
4-5	Segmentación de las señales provenientes de los canales C3, Cz y C4, mediante el filtrado pasa banda para las frecuencias alfa y beta, correspondientes a la tarea ejecución motora, para los movimientos ponerse de pie y sentarse. Elaboración propia. . . . .	54
5-1	Ejecución motora correspondiente a un sujeto. Elaboración propia. . . . .	59
5-2	Ejecución motora correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia. . .	60
5-3	Valores de potencia medios relacionados con eventos correspondiente a la tarea de ME durante los movimientos ponerse de pie y sentarse. Elaboración propia. . . . .	61
5-4	Imaginación motora correspondiente a un sujeto. Elaboración propia. . . . .	62
5-5	Imaginación motora correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia. . . . .	63

<b>5-6</b>	Valores de potencia medios relacionados con eventos correspondiente a imaginación motora de las tareas ponerse de pie y sentarse. Elaboración propia.	64
<b>6-1</b>	Etapas del sistema BCI para la diferenciación de los movimientos ponerse de pie y sentarse durante la ME - MI. Elaboración propia. . . . .	65
<b>6-2</b>	Canales de de entrada del modelo ARMAX. Datos de entrenamiento (Rojo). Datos de evaluación (Azul). Elaboración propia. . . . .	66
<b>6-3</b>	Selección del orden del modelo durante la ejecución motora. (a) NRMSE por cada sujeto y (b) RMSE y MAE promedio, correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia. . . . .	67
<b>6-4</b>	Diferencias en el NRMSE al variar el orden del modelo durante la ejecución motora. Elaboración propia . . . . .	68
<b>6-5</b>	Estimación de los movimientos ejecutados para la fase de entrenamiento y la de evaluación. Donde, 1 = ponerse de pie y 0 = sentarse. Elaboración propia.	69
<b>6-6</b>	Estimación de la ejecución motora al variar la secuencia de los movimientos. Elaboración propia. Elaboración propia. . . . .	69
<b>6-7</b>	Selección del orden del modelo durante la imaginación motora. (a) % NRMSE por cada sujeto y (b) Error RMSE - MAE promedio, correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia. . . . .	70
<b>6-8</b>	Diferencias en el NRMSE al variar el orden del modelo durante la imaginación motora. Elaboración propia. . . . .	71
<b>6-9</b>	Estimación de los movimientos imaginados para la fase de entrenamiento y la de evaluación. Donde, 1 = ponerse de pie y 0 = sentarse. Elaboración propia.	72
<b>6-10</b>	Estimación de la imaginación motora al variar la secuencia de los movimientos. Elaboración propia. . . . .	72
<b>7-1</b>	Componentes del sistema de clasificación de los movimientos. Elaboración propia. . . . .	74
<b>7-2</b>	% de clasificación de los movimientos ponerse de pie y sentarse a través del algoritmo LDA para ME. Elaboración propia. . . . .	76
<b>7-3</b>	Diagrama de dispersión modelo ARMAX durante la ME. Elaboración propia.	76
<b>7-4</b>	Diagrama de dispersión modelo ARMAX durante la MI. Elaboración propia.	77
<b>7-5</b>	% de clasificación de los movimientos ponerse de pie y sentarse a través del algoritmo LDA para MI. Elaboración propia. . . . .	78

# Lista de Tablas

<b>2-1</b>	Tipos de electrodos para cada forma de captar actividad de electroencefalográfica. Tomado de [5] . . . . .	34
<b>2-2</b>	Identificadores de los electrodos en sistemas BCI según su posición. Tomado de [6] . . . . .	36
<b>2-3</b>	Bandas de frecuencia de los ritmos cerebrales [7] . . . . .	38
<b>2-4</b>	Bandas de frecuencia de los ritmos cerebrales. Elaboración propia. . . . .	39
<b>4-1</b>	Total de datos analizables para las tareas de ME - MI. Elaboración propia. .	55
<b>7-1</b>	Porcentaje de clasificación para cada algoritmo durante la tarea de ME. Elaboración propia. . . . .	75
<b>7-2</b>	Porcentaje de clasificación para cada algoritmo durante la tarea de MI. Elaboración propia. . . . .	77



# 1 Introducción

Gracias a los avances tecnológicos de las últimas décadas, las neurociencias se han convertido en una línea de investigación con aportes en áreas como la medicina, la ingeniería, la física, la biología y la psicología. En este sentido, las neurociencias también se han desarrollado gracias a los avances tecnológicos, un ejemplo de esto son las técnicas de Electroencefalografía (EEG)[8]. La EEG es el método más utilizado para la captura de la actividad funcional presente en el cerebro, o en otras tareas como el estudio de la relación entre la conducta humana y el sistema nervioso, ya que no presenta intervención invasiva y garantiza una alta resolución temporal [9]. Esta activación eléctrica cerebral se produce por la actividad presente en las neuronas corticales, de esta forma las señales de EEG se pueden definir como las oscilaciones de voltaje generadas por las corrientes iónicas intra/extra celulares, las cuales se activan de forma síncrona [10].

Una herramienta poderosa para investigar la actividad cerebral es la Brain-Computer Interface (BCI), la cual proporciona un modelo de comunicación interconectando el cerebro con un dispositivo externo. Actualmente, existen dispositivos BCI basados en EEG, para realizar el registro de potenciales eléctricos por medio de electrodos los cuales se ubican en el cuero cabelludo proporcionando una medida de la actividad cerebral [11]. Un sistema BCI se especializa en detectar y clasificar múltiples patrones característicos de tareas basadas en Imaginación motora (MI), ejecución motora (ME) o paradigmas a partir de las señales cerebrales[12, 13]. Este tipo de señales son muy utilizadas debido a su alta resolución en el tiempo y la relativa facilidad y rentabilidad de la adquisición de señales cerebrales en comparación con otros métodos, como la resonancia magnética funcional (fMRI) y la magnetoencefalografía (MEG). Además, son más asequibles que las tecnologías fMRI o MEG [14]. Los sujetos expuestos al reconocimiento de señales EEG a través de un BCI generan patrones específicos correspondientes a tareas imaginadas o ejecutadas entre los cuales se encuentran los Potenciales Evocados (EP), los basados en Potenciales Relacionados a Eventos (ERP) y los basados en la sincronización/desincronización relacionada a eventos (ERD/ERS). Sin embargo, el pre-procesamiento de señales de EEG captadas con interfaces BCI, presenta diversos desafíos, dado a su naturalidad no estacionaria, lo cual ocasiona alto nivel de contaminación a causa de ruido externo y artefactos, donde destacan los movimientos del globo ocular y los párpados medidos por oculografía (EOG), el movimiento de la lengua (Potencial de Glossokinetic - GKP), el ritmo cardiaco registrado por electrocardiografía (ECG) y otros causados por los electrodos [15]. De igual forma las señales EEG se ven afectadas a causa de la postura y estado de ánimo del sujeto, donde una postura erguida ayuda a mejorar

la calidad de la señal adquirida como se evidencia en [16]. Sin embargo, lo anterior genera cansancio físico.

Alrededor del 15.6 % de la población mundial presenta discapacidad física y por lo menos el 3.8 % presenta dificultades de alto nivel según la organización mundial de la salud (OMS)[17]. En Colombia alrededor del 2.6 % de la población presenta discapacidades físicas tanto de alto como de bajo nivel [18, 19]. El propósito de este proyecto es estudiar técnicas de procesamiento y análisis de señales que permitan avanzar en la detección de la imaginación y ejecución motora para los movimientos de ponerse de pie y sentarse [20, 21]. También se realizó un análisis tiempo-frecuencia en los procesos mentales relacionados con el movimiento, a través de la desincronización relacionada con eventos (ERD) / la sincronización (ERS), tanto para la actividad motora real como para la imaginada en miembros inferiores con sujetos sanos. Lo anterior teniendo en cuenta que las señales EEG contienen una relación señal a ruido (SNR) muy baja y pocos estudios reportados en la literatura se enfocan en miembros inferiores. Uno de los principales retos durante el procesamiento de señales adquiridas por sistemas BCI en las tareas de (ME-MI), es encontrar una estrategia capaz de reconocer información fiable de datos ruidosos en tiempo real traducidos en características relevantes. Cada una de estas señales suelen pasar por múltiples técnicas de clasificación con el fin de identificar frecuencias EEG correspondientes al estado mental de cada sujeto [22, 23]. Un estudio de BCI exitoso depende de la capacidad de extraer cada una de las características de las señales de EEG, por tal motivo existen diferentes algoritmos que estiman la distribución de la energía en diferentes dominios (el dominio del tiempo, el dominio de la frecuencia, el dominio del tiempo-frecuencia (t-f)) [24]. Los métodos más destacados en la extracción de características para (MI-ME) son, los patrones espaciales comunes (CSP), la densidad espectral de potencial (PSD), la transformada rápida de Fourier (FFT), transformada corta de Fourier (SFFT) y los modelos auto regresivos (AR); estos últimos presentan mejor resolución que la (FFT) en frecuencia y mejor estimación espectral en segmentos cortos de datos [25]. Cada uno de estos algoritmos se han utilizado para análisis de (MI-ME) de miembro superior. Sin embargo, en miembros inferiores se han reportado pocos resultados, una alternativa para este tipo de estudio son los modelos autorregresivos adaptativos (AAR) [13, 20]. Estos modelos se pueden extraer a partir de mediciones de las señales EEG, para ser utilizados por algoritmos autorecurrentes como el filtro Kalman (KF) [13] y así predecir, filtrar o suavizar las señales.

La principal dificultad para decodificar la imaginación motora a partir de señales EEG es eliminar los artefactos presentes en estas, los cuales afectan la pureza de la señal modificando la información que esta contiene [7]. Este es el pilar fundamental para el uso del KF, ya que este permite minimizar el ruido. Es importante resaltar, que este filtro puede funcionar en línea y no requiere de mucha memoria ya que utiliza la muestra actual y la anterior para la estimación de la señal [25, 26]. Las aplicaciones del KF están presentes en múltiples campos como él (reconocimiento de voz, detección de fallas, estabilización de vídeo y sistema de control automatizado) [11]. Este filtro se basa en el supuesto de que las matrices de parámetros

del modelo de espacio de estado no están sujetas a incertidumbres, este supuesto modelo garantiza estimaciones óptimas de los estados. Sin embargo, en presencia de incertidumbres el desempeño del filtro disminuye [27]. Por lo tanto, un KF en su versión robusta podría ser considerado para la interpretación de la (MI-ME) para los movimientos de ponerse de pie y sentarse [26, 11]. En [28, 29] se implementó un decodificador neuronal no lineal que utiliza un filtro de Kalman sin aroma (UKF). En [28] se busca inferir los ángulos de las articulaciones de las extremidades inferiores a través de una caminadora de banda. En [29] se identifica la decodificación continua fuera de línea de la envolvente EMG durante la caminata utilizando diferentes terrenos (nivelado, pendiente ascendente / descendente, subir / bajar escaleras). Por otro lado en [30] se clasifican cuatro actividades de imaginación motoras individuales (mano izquierda y derecha, pie y lengua) mediante el uso señales de EEG. Otros clasificadores usados en el análisis de EEG son, análisis de discriminación lineal (LDA), maquina de vectores de soporte (SVM), Naive Bayes (NB), perceptrón multicapa (MLP), Randon forests (RF), modelos ocultos Markov (HMM) y redes neuronales (NN)[31, 32].

## 1.1. Planteamiento del problema

De acuerdo con la OMS y Escuela Mundial de Salud se estima que alrededor del 15.6% de la población mundial presentan algún tipo de discapacidad, convirtiéndola en una de las poblaciones más desprotegidas y con menor probabilidad de vida [18]. Del total de personas con discapacidad se cree que al menos el 2.2% de la población presenta dificultades significativas las cuales afectan su movilidad y el 3,8% o aproximadamente 190 millones de personas presenta afectaciones correspondientes a discapacidad grave (el equivalente a la discapacidad asociada a afecciones tales como la tetraplejía) [17]. En Colombia según el DANE [18], se consideró que al menos el 7.2% de la población tenía alguna discapacidad para el año 2015. Una de las discapacidades que afecta gravemente a las personas es la tetraplejía, la cual imposibilita la movilidad de miembros superiores e inferiores, e impide que las personas puedan desarrollar las actividades de la vida diaria. Ante la incapacidad para realizar movimientos, un dispositivo que permita cambiar la configuración de la posición de los individuos o que permita suplir sus movimientos por medio de exoesqueletos o sillas de ruedas con bipedestación es útil para este tipo de usuarios [33]. Sin embargo, estos usuarios no cuentan con la capacidad de generar los comandos de este tipo de dispositivos de forma mecánica, debido a su condición. Es bajo estas circunstancias que una interfaz cerebro computador puede ayudar a generar un enlace de comunicación entre el humano y la máquina.

Un sistema BCI, es un sistema de interacción persona-ordenador el cual hace uso de señales EEG. Este tipo de sistemas se puede usar para asistir o generar control sobre componentes externos [20]. La principal problemática en el análisis de señales EEG a través de sistemas BCI es la baja relación señal a ruido que presentan los potenciales evocados, los múltiples artefactos y la diferencia de potencial entre cada sujeto durante los procesos de MI o ME de una o varias tareas [34]. Múltiples estudios reportan excelentes resultados en el análisis de ME en miembros superiores [13], no obstante, estos resultados tan prometedores disminuyen en la interpretación de la ME en miembros inferiores. Adicionalmente, de acuerdo con [25] el análisis de la MI para este tipo de movimientos aun constituye un caso de estudio. Por último, se han encontrado publicaciones con resultados cercanos al 70% de desempeño para la clasificación del movimiento de la lengua, las manos y el pie derecho [30]. No obstante, estos estudios son escasos y limitados respecto al análisis de los movimientos ponerse de pie y sentarse. Con esto, se planteó la siguiente pregunta de investigación ¿Cuáles son las diferencias entre la imaginación motora y ejecución motora en los movimientos de ponerse de pie y sentarse?

## 1.2. Justificación

En los últimos años se han desarrollado investigaciones que permiten mejorar la calidad de vida de personas con discapacidades motoras severas como la tetraplejía [17]. La tetraplejía se caracteriza por la pérdida parcial o completa del movimiento en las cuatro extremidades y el torso por causa de una enfermedad o lesión. En las investigaciones [13, 15, 35], se han implementado sistemas tecnológicos no invasivos como el BCI, con el objetivo de mejorar la calidad de vida de las personas [17], a través del análisis de señales EEG. De esta forma, una interfaz cerebro-máquina puede proveer una nueva opción de comunicación y/o control de dispositivos para personas con alguna enfermedad o discapacidad motora, que mantengan intactas sus actividades cerebrales [35].

Lo que se pretende con el presente proyecto es aportar en el análisis y procesamiento de señales EEG, así como en el desarrollo de sistemas BCI para ayudar a mejorar la calidad de vida de personas con diversidad funcional motora. Por lo tanto, se busco encontrar las diferencias entre MI y ME, a partir de una prueba de concepto. Esta prueba de concepto permitió verificar de forma resumida estas diferencia desde un punto de vista del análisis de señales EEG. Por consiguiente, los resultados obtenidos no generaron un producto comercial final. El estudio de la diferencia que existe entre la MI y la ME en el contexto de análisis de señales, constituye un aporte para entender bajo qué condiciones se puede determinar este tipo de tareas mentales de forma automática. Adicionalmente, el uso de modelos auto regresivos permitió realizar la estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de MI y ME. Es de resaltar, que la estimación de estas tareas motoras a partir del uso de modelos AR considera la correlación de las observaciones actuales frente a sus antecesoras.

Por último, es importante resaltar la relevancia de estudiar la diferencia entre la MI y ME, ya que no todos los sujetos que presentan diversidad funcional motora pierden la totalidad del movimiento en miembros inferiores, como en el caso de personas que sufren esclerosis. En este sentido los análisis y resultados sobre ME pretenden aportar en el área de rehabilitación robótica [36]. En cuanto a los resultados relacionados con MI el aporte se da en el área de asistencia robótica [32, 13, 37]. Algunos resultados encontrados en la literatura sobre el análisis de señales de MI han sido presentados en [13].

## 1.3. Objetivos

### 1.3.1. Objetivo general

Determinar diferencias entre la imaginación motora y la ejecución motora en los movimientos de ponerse de pie y sentarse en el contexto del análisis de señales EEG.

### 1.3.2. Objetivos específicos

- Implementar el preprocesamiento de la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*, para detectar el número de ensayos y canales adecuados para el análisis de EEG.
- Implementar un análisis tiempo-frecuencia para la detección de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora.
- Estimar los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora a partir modelos autorregresivos.
- Evaluar la efectividad de los modelos propuestos.

## 1.4. Estado del Arte

La comunicación y movilidad para las actividades de la vida diaria son características importantes del ser humano, que pueden ser afectadas por accidentes o enfermedades, es por esto que en varias partes del mundo se han estado desarrollando novedosas investigaciones que aplican los sistemas BCI en diferentes entornos [12, 15, 24]. Estos sistemas son desarrollados con la ayuda del personal de áreas tales como la medicina y la ingeniería, con el principal objetivo de mejorar la calidad de vida de las personas que sufren alguna limitación funcional [25].

En [38] se utilizó un sistema de análisis a través de estrategias de entrenamiento en señales de ejecución e imaginación motora y observación de acciones (OA) con sistemas BCI y realidad virtual (VR) como se evidencia en la Figura 1.1(a). El propósito de este estudio fue aprovechar cada una de estas tecnologías para evaluar la eficacia de combinar los sistemas BCI con aplicaciones de VR y promover el movimiento activo durante el uso de una aplicación denominada NeuRow en pacientes con diversidad funcional motora en miembros superiores. Como resultado obtuvieron mejoras importantes en la actividad cerebral medida por los sistemas fMRI y el índice de puntuación (Fugl-Meyer).



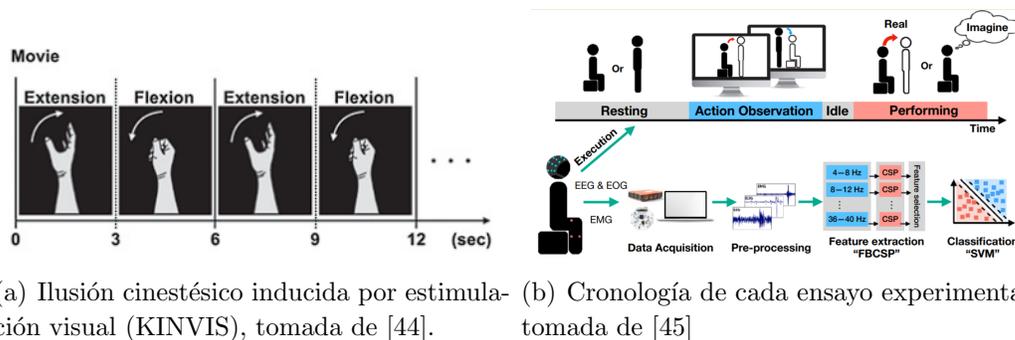
(a) Configuración experimental de sistema BCI - VR, tomada de [38]. (b) Sistema de control híbrido para exoesqueleto, tomada de [39].

**Figura 1-1:** Sistemas de control EEG - BCI para miembros superiores e inferiores.

Por otro lado, en [40] se ha desarrollado un novedoso sistema de análisis para MI con características híbridas para ejecución en tiempo real. Este modelo depende de una fusión de datos a través de tres algoritmos de aprendizaje automático de alta precisión, con el cual logran obtener un porcentaje de clasificación superior al 86 %. No obstante, debido a la alta tasa de interés por la implementación de equipos biomecánicos como los exoesqueletos para un análisis en tiempo real con el fin de ayudar a personas con problemas en la medula espinal, se presenta en [39], un exoesqueleto híbrido con respuesta a imaginación motora para tres tipos de tareas (ponerse de pie - sentarse - caminar) representados en la Figura 1.1(b). El presente sistema logra generar una respuesta bajo un ambiente controlado en relación de

tiempo de 1.45 s, a través de un banco de filtros de patrones espaciales comunes (FBCSP) y la selección de la mejor característica individual basada en información mutua (MIBIF). Cada movimiento generado por una extremidad genera un patrón característico en diferentes bandas de frecuencia, dichos patrones pueden verse reflejados en forma de disminución o aumento de potencia, donde cada una de estas acciones representa el estado de movimiento y reposo del sujeto. Por lo tanto, es muy importante tener en cuenta que el diseño de los sistemas BCI varían dependiendo del objetivo de cada investigación. En [41] se analiza la posibilidad de usar algoritmos relacionados a los eventos de sincronización y desincronización en las bandas de frecuencia mu y beta, donde fue posible diferenciar la imaginación motora cinética (KMI) durante la dorsiflexión en el pie izquierdo y derecho. De acuerdo a esto, fue posible diferenciar el movimiento entre cada uno de los miembros (pie izquierdo y derecho) con un porcentaje de clasificación medio del 79%. A si mismo, es importante destacar que la principal dificultad recae en el área cerebral encargada de la representación de los movimientos en miembros inferiores durante la imaginación motora, donde en la parte central del cerebro, especialmente en la corteza sensoriomotora se dificulta visualizar la lateralización cortical [41, 42].

A diferencia de las tareas motoras simples, existen pocos modelos de análisis capaces de identificar tareas motoras complejas a través de patrones espacio-temporales, los cuales permiten comprender mecanismos asimétricos presentes en zonas hemisféricas de la corteza motora. Es importante tener en cuenta que en estudios previos sugieren que existe una mayor relevancia en la corteza motora izquierda durante tareas motoras complejas o hábiles [25, 43].



**Figura 1-2:** Sistemas de control EEG - BCI por medio de ERDs.

Diferentes estudios se han encargado de identificar patrones espacio-temporales relacionados con actividades (ERDs) que proceden de la secuencia de actividad o imaginación de movimientos voluntarios a través de diferentes estrategias para pacientes sanos o con diversidad funcional. En [44] se desarrolla un método de ilusión cinestésico inducida por estimulación visual (KINVIS) en sujetos con hemiplejía derecha o izquierda severa en miembros superiores para realizar los movimientos representados en la Figura 1.2(a). Los autores indican que obtuvieron mejoras en la amplitud de actividad cerebral relacionada con actividad ERD en la

banda de frecuencia beta, especialmente en la zona del hemisferio afectada. Concluyen que la aplicación de KINVIS en pacientes con ictus crónico presenta mejoras en sus capacidades de actividad a través de eventos ERDs en imaginación motora para aplicaciones a corto plazo. Las técnicas de procesamiento a través de los modelos autorregresivos en el análisis de tiempo en EEG se han utilizado ampliamente en sistemas BCI como propiedades de entrada para la etapa de clasificación. Esta herramienta se define como un modelo de estudio para la identificación de características a través de series de tiempo en donde el modelo matemático se ajusta al modelo deseado. La actividad electroencefalográfica relacionada con la imaginación y ejecución motora se encadena con la actividad sensoriomotora. En [11, 46] el uso de los modelos autorregresivos se ha convertido en una estrategia de mayor interés para el análisis y ajuste de datos a través de la extracción de características y algoritmos de clasificación. Por otro lado, en [47] se hace uso de los algoritmos AR y AAR para el análisis y clasificación de la imaginación motora durante los movimientos de la mano izquierda y derecha en un total de 8 sujetos con resultados medios del 77%. Sin embargo, este tipo de algoritmos no solamente se ha utilizado en la identificación de movimientos de miembros superiores. En [48] se plantea un modelo de análisis para la identificación de la imaginación motora con la metodología de análisis denominado Yule-Walker de mínimos cuadrados. Tuvieron en cuenta los coeficiente de reflexión del modelo autorregresivo con el fin de disminuir la matriz de características con algoritmos de análisis de componentes principales (PCA), para el movimiento de la mano y pie derecho, logrando obtener resultados de clasificación promedio del 78%. Actualmente, existen variaciones en los modelos autorregresivos para mejorar los porcentajes de clasificación. Una de las alternativas con mayor auge a nivel científico que permiten mejorar el rendimiento en la aplicación de los sistemas BCI es considerar las entradas exógenas, como se evidencia en [15, 21, 49] donde se han reportado mejoras en los modelos de clasificación en al menos un 14%.



## 2 Marco Teórico

En este capítulo se presenta una revisión detallada de los principales conceptos mencionados en el presente trabajo de grado, esto con el fin de sustentar aspectos relacionados con la problemática, metodología y solución de este proyecto, por lo que se abordaran aspectos relacionados con anatomía cerebral, sistemas BCI, señales EEG, artefactos EEG, etc

### 2.1. El cerebro y la configuración de la corteza cerebral

El cerebro es considerado como la parte principal del sistema nervioso central (SNC) y uno de los órganos más complejos, este se conforma por dos tipos de sustancias (externa e interna), la primera se denomina sustancia gris compuesta de cuerpos neuronales y dendritas y la segunda es la sustancia blanca compuesta por axones y mielina. Estas sustancias permiten regular múltiples funciones del cuerpo y la mente, además se encuentra rodeado por un líquido transparente, denominado líquido cefalorraquídeo [50, 24].

El cerebro se encuentra situado en la parte anterior y superior de la cavidad craneal, este se conforma de dos hemisferios cerebrales, los cuales se dividen en diferentes lóbulos y llevan el nombre del hueso con el que se encuentran protegidos. La figura 2-1 es una representación gráfica del cerebro en la cual se muestra la posición de los lóbulos, los cuales cumplen las siguientes funciones:

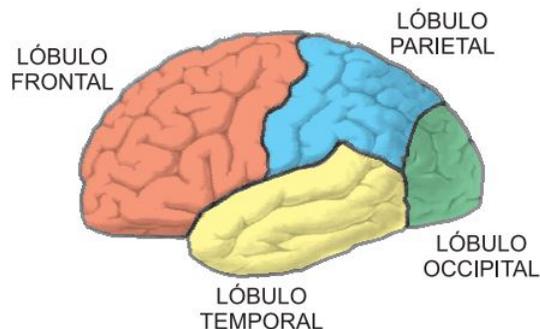


Figura 2-1: Lóbulos cerebrales [1].

- **Lóbulo frontal:** Se encuentra situado en la parte anterior de la corteza por delante de la cisura de Rolando, esta sección es responsable de tareas cognitivas complejas o también denominadas funciones ejecutivas como movimientos individuales y grupales de diferentes partes del cuerpo, tareas mentales (imaginación, planificación y comportamiento), etc; permitiendo elegir, planificar y tomar decisiones [50, 51].
- **Lóbulo parietal:** Se encuentra situado en medio de los lóbulos frontal y occipital, este es responsable de procesar información del sistema somato-sensorial, a través de neuronas sensoriales primarias localizadas en la piel y otros tejidos del cuerpo. Debido a su cercanía con el lóbulo frontal, este presenta funciones motoras finas del cuerpo como lo es la escritura y el equilibrio [50, 51].
- **Lóbulo occipital:** Se encuentra situado en la zona posterior del cráneo, por encima del cerebelo y es considerado como el menor de los cuatro lóbulos principales del cerebro. Se desempeña en el reconocimiento de funciones complejas de percepción a través de la agudeza visual, como el reconocimiento de palabras, formas, color y otras características relacionadas con el procesamiento de imágenes [50, 51].
- **Lóbulo temporal:** Se encuentra ubicado en los laterales del cerebro pegados a las sienes. Se relaciona con la memoria y el reconocimiento de patrones obtenidos a través de los sentidos. Se encarga del análisis e interpretación de la secuencia auditiva, representación de imágenes visuales a través de estímulos evocados auditivos, memoria verbal a corto plazo, evocación de palabras, reconocimiento de rostro y orientación espacial, a su vez se encarga de controlar cualidades como las emociones [50, 51].

El cerebro se encuentra sometido a diferentes estados los cuales presentan actividad neuronal distinta. La actividad neural se da por medio de pequeños campos eléctricos resultantes de la actividad electroquímica individual de cientos de miles de neuronas. Esto último ha permitido medir e interpretar diferentes estados mentales en la que se encuentra sometida una persona. La lectura de las ondas generadas por los campos magnéticos se conoce como ondas cerebrales y son medidas a través de dispositivos BCI desde afuera del cráneo, estos utilizan la EEG para analizar el estado mental de la persona y relacionarlo con alguna acción o situación [23].

## 2.2. Bioseñales

Existen un gran número de sistemas fisiológicos del organismo capaces de generar bioseñales, estas son un mecanismo de transmisión de información. La adquisición de cada una permite el reconocimiento de características relevantes del sistema que se desee estudiar. Estas características demuestran si la persona se encuentra en un estado óptimo o si por lo contrario

está enfermo [9, 52]. Las bioseñales se clasifican en al menos 3 estándares (Existenciales, dinámicas y de origen), donde los diferentes sucesos biológicos producen actividades con características eléctricas, químicas y mecánicas, estas pueden ser inducidas y su durabilidad estaría ligada a la duración de la excitación, o permanentes las cuales estarán disponibles todo el tiempo ya que no dependen de un impacto externo [40, 51].

Las bioseñales más típicas en el campo de la investigación biomédica son las mencionadas a continuación:

- Electroencefalografía (EEG).
- Electromiografía (EMG).
- Electrocardiografía (ECG).
- Electrooculografía (EOG).

Cada una de las señales anteriormente mencionadas forman parte de múltiples análisis y posteriormente diagnósticos gracias a su facilidad de medición y monitorización

## 2.3. Sinapsis

La sinapsis es un sistema de interrelación funcional entre neuronas o neuronas y células blancas, esta propiedad se considera a nivel científico como un mecanismo biofísico especializado para trabajar en escalas de milisegundos y en espacios de los micrómetros. Este proceso se considera como una de las características principales del sistema nervioso permitiendo el intercambio de información, alejándose de un método pasivo de cambio de mensajes cerrados, ya que durante la entrega se realiza un riguroso análisis procesando y perfilando el contenido de forma precisa [53, 54].

La sinapsis que se presenta en cada neurona se produce principalmente a nivel de las dendritas (axo-dendríticas), en una menor medida a nivel del soma (sinapsis axo-somáticas) y en pocos casos en el axón, (sinapsis axo-axónicas). Sin importar donde se presente, se cree que cada neurona establece en promedio 1000 conexiones sinápticas y desde un punto vista funcional se definen dos mecanismos de intercomunicación sináptica [54]:

- **Sinapsis eléctrica:** La sinapsis eléctrica es un proceso el cual requiere de contacto físico entre emisor y receptor, la presente conexión se denomina unión de hendidura y es a través de este que se permite el flujo de iones entre células. Este tipo de sinapsis permite flujo sincronizado de iones entre múltiples células, incluso en ambos sentidos. A diferencia de la sinapsis química este sistema carece de características como la versatilidad, flexibilidad y capacidad de modulación de señales.

- **Sinapsis química:** La sinapsis química se caracteriza por la falta de contacto físico o continuidad entre el emisor y el receptor. En este modelo sináptico el emisor libera neurotransmisores o también denominados mensajeros químicos, los cuales cumplen con la misión de transportar información de las neuronas emisoras a neuronas o células receptoras, la unión entre los neurotransmisores y el receptor presentando cambios en su potencial eléctrico.

## 2.4. Electroencefalograma

La electroencefalografía consiste en el registro de corrientes que fluyen durante la sinapsis neuronal en el interior del córtex cerebral, esta técnica consiste en el uso de electrodos ubicados de forma estratégica en el cuero cabelludo. Estos dispositivos se encargan de medir potenciales eléctricos generados por actividad sináptica presente en las neuronas en un periodo de tiempo, esta técnica es típicamente no invasiva, aunque existen procedimientos quirúrgicos que puede ser divididos en invasivos o semi-invasivos. Las aplicaciones de diagnóstico se centran generalmente en las ondas cerebrales o en el contenido espectral de potencia EEG [26, 36].

Existen diferentes métodos para adquirir la actividad eléctrica proveniente del cerebro, de menos a mas invasivas, a través del uso de diferentes tipos de electrodos los cuales se relacionan según la Tabla 2-1. Los electrodos “superficiales” representan aquellos que se ubican sobre el cuero cabelludo. Los “basales” son los que se aplican en la base del cráneo. Por ultimo, los electrodos “quirúrgicos” son utilizados de la siguiente forma: los de electrocorticograma ECoG si es en la superficie cerebral o estéreo electroencefalograma (E-EEG) si es dentro del mismo.

LOCALIZACIÓN	Electrodos	Prueba
Sobre el cuero cabelludo	Superficiales	EEG
En la base del cráneo	Basales	EEG
En cerebro expuesto	Quirúrgicos	ECoG
En localizaciones profundas	Quirúrgicos	E-EEG

**Tabla 2-1:** Tipos de electrodos para cada forma de captar actividad de electroencefalográfica. Tomado de [5]

En la actualidad los sistemas de EEG utilizan un grupo de electrodos ubicados en posiciones convencionales del sistema 10-20 en dispositivos tipo gorros como se muestra en la Figura 2-2.



Lóbulo	Identificador 10-20
Frontal	F
Temporal	T
Central	C
Parietal	P
Occipital	O

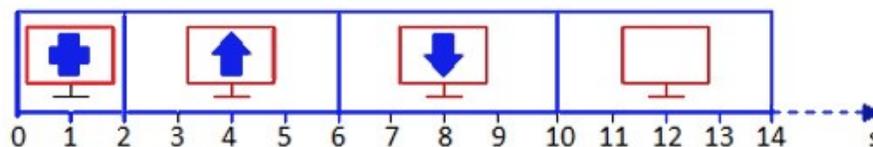
**Tabla 2-2:** Identificadores de los electrodos en sistemas BCI según su posición. Tomado de [6]

Las señales adquiridas de EEG son de difícil medición, estas presentan múltiples características complejas por su naturaleza estocástica y la ubicación de los electrodos, además depende del nivel de concentración, el estado mental e incluso que tan controlado es el ambiente en el que se encuentra la persona. Sin embargo, en los últimos años esta técnica a evolucionado respecto a la calidad de registro y respecto a otros métodos, debido a su relación precio - beneficio comparado con tecnologías como la resonancia magnética o la magneto encefalografía.

## 2.5. Protocolo experimental

Para el desarrollo del presente proyecto se considera una base datos de señales de EEG desarrollada por Nayid Triana <sup>1</sup> en el marco de su proyecto de doctorado, esta base de datos ha sido obtenida a partir de un protocolo experimental. El protocolo de adquisición para señales EEG correspondientes a los movimientos de ponerse de pie y sentarse para las tareas de ejecución e imaginación motora para la Universidad Antonio Nariño se realiza a través de estimulación visual. El protocolo experimental consta de cuatro estímulos visuales con una duración total de 14 segundos, ver Figura 2-4. La cruz representa un estado de preparación para la ejecución o imaginación del movimiento el cual perdura por dos segundos. La flecha arriba indica ponerse de pie por el contrario la flecha abajo representa el movimiento de sentarse, cada estímulo dura 4 segundos, finalmente la pantalla blanca significa descanso, donde el sujeto puede realizar cualquier tipo de actividad.

<sup>1</sup>Actualmente, Nayid Triana es candidato a doctor en el Doctorado en Ciencia Aplicada de la Universidad Antonio Nariño.



**Figura 2-4:** Secuencia. Elaboración propia.

La adquisición de las señales se realiza a través de un sistema de adquisición de señales inalámbrico denominado G.NAUTILUS-PRO, actualmente se encuentra certificado por la Conformidad Europea (CE) y Food and Drug Administration (FDA), el cual transmite información a una frecuencia 2.4 Hz y en un rango de 10 metros aproximadamente. Cuenta con sensibilidad ajustable y su frecuencia de muestreo se puede configurar en el rango de (250 - 500) Hz [56].

## 2.6. Reconocimiento de los ritmos cerebrales

Los ritmos cerebrales son registros de oscilaciones presentes en las áreas somatosensoriales y motoras durante la actividad cerebral. Estos ritmos han sido estudiados y posteriormente clasificados a lo largo de los años por científicos e investigadores interesados en EEG. Comúnmente se divide en grupos o bandas basados en su contenido de frecuencia, las cuales se han definido a través de estudios de fenómenos psicológicos y fisiológicos relacionados con la actividad cerebral, otras características relevantes de esta clasificación son la amplitud y el lugar del cerebro donde intervienen con mayor frecuencia [35].

Cada nivel de frecuencia representa características específicas las cuales equivalen a un estado único de actividad cerebral. En [36] se evidencia que las zonas con mayor actividad cerebral durante la generación, sincronización y activación de los ritmos cerebrales se ubican en la corteza cerebral y el tálamo. En los últimos años muchos estudios han generado un aproximado de que ritmos deberían ser utilizados durante la EEG, es por esto que a continuación en la tabla **2-3** se muestran los ritmos cerebrales más representativos en el estado del arte ya que contiene todo el espectro de frecuencia presente en señales de EEG.

Nombre	Frecuencia
Ritmo Delta	0.5 - 3.5 Hz
Ritmo Theta	4 - 7.5 Hz
Ritmo Alfa	8 - 13 Hz
Ritmo Beta	14 - 30 Hz
Ritmo Gamma	> 30 Hz

**Tabla 2-3:** Bandas de frecuencia de los ritmos cerebrales [7]

- **Ritmo Delta ( $\delta$ ):** Las ondas Delta corresponden a las señales de baja frecuencias (0,5 y 3,5) Hz y alta amplitud la cual oscila entre 20 y 100  $\mu V$ . Su presencia se ve en el estado de sueño profundo, además, debido a su baja frecuencia esta puede ser confundida con frecuencia causadas por el movimiento de los músculos, el cuello o la quijada [7, 57].
- **Ritmo Theta ( $\theta$ ):** Los ritmos de frecuencia theta se relaciona con la memoria y un estado de meditación profundo, su rango de frecuencia se presenta entre los (4 y 7.5) Hz y su amplitud oscila 20 y 100  $\mu V$ . La parencia de este tipo de onda se da cuando las tareas se realizan de forma autónoma es decir, no hay un control consciente de su realización [7, 57].
- **Ritmo alfa ( $\alpha$ ):** Los ritmos de frecuencia alfa se presenta en la zona occipital y parietal del cerebro, sus frecuencias oscilan entre los (8 y 12) Hz y su amplitud entre (20 y 60)  $\mu V$ . la presencia de este ritmo crece cuando la persona se encuentra en un estado de la vigilia, concentración o varia sus estados de animo [7, 57].
- **Ritmo beta ( $\beta$ ):** El ritmo de frecuencia beta oscila en las bandas de (14 y 16) Hz y su amplitud entre los (2 y 20)  $\mu V$ . Esta banda de frecuencia se genera principalmente en la región frontal y central del cerebro, donde están vinculados los movimientos de las extremidades y actividades musculares, pero también con el estado mental de concentración [7, 57].
- **Ritmo gamma ( $\gamma$ ):** Los ritmos de frecuencia gamma representan la banda de frecuencia superior de los (> 30) Hz y su amplitud es muy pequeña. Esta se encuentra relacionada con actividades cerebrales intensas [7, 57].

## 2.7. Imaginación y ejecución motora

La corteza motora se encuentra expuesta a múltiples cambios a causa de la variabilidad de la actividad cerebral, debido a que mover un miembro, contraer un musculo o simplemente tener

la intención de movimiento genera la activación de miles de neuronas. La actividad cerebral propiciada por el movimiento de los músculos de cualquier parte del cuerpo se le conoce como ritmos sensoriales (SMR) [24]. Habitualmente este tipo de actividad cerebral se presenta en la zona moto-sensorial del cerebro. La actividad cerebral durante el movimiento presenta cambios de frecuencia y amplitud específica en el transcurso de la actividad, denominados ERDs. La disminución de la amplitud de la señal EEG en una frecuencia específica se le denomina desincronización relacionada a evento (ERD) [39, 58]. Por el contrario, el aumento de la actividad se llama sincronización relacionada a evento (ERS, por sus siglas en inglés). Los ERDs son comunes en las bandas de frecuencia alfa y beta principalmente en la tarea de imaginación del movimiento. La producción de patrones detectables en la corteza motora durante la tarea de MI deben ser superiores a los relacionados con el ruido de fondo. Las zonas que cumplen cada uno de estas características se relacionan con los miembros superiores la lengua y en menor medida con miembros inferiores, por lo que se recomienda que el uso de los sistemas BCI para las tareas de ME y MI se realicen con cada una de estas zonas [41].

## 2.8. Artefactos presentes en las señales de electroencefalografía

Los artefactos se definen como señales de interferencia en los registros, estos se pueden clasificar en función de su origen como artefactos fisiológico y no fisiológicos [30, 38]. Los artefactos fisiológicos son alteraciones en las señales debidas a procesos propios del usuario como el parpadeo. De manera diferente, los artefactos no fisiológicos corresponden a actividades causadas durante la adquisición de la señal (por causa del entorno), los artefactos más comunes se resumen en la Tabla 2-4.

Artefactos fisiológicos	Artefactos no fisiológicos
Potenciales visuales evocados.	Movimiento en el ambiente.
Potencial mioeléctrico.	Error en los electrodos.
Señal de electrocardiograma.	Fallas en el equipo de adquisición.
Impedancia de la piel.	Frecuencia de corriente alterna (50 - 60 Hz).
Frecuencia respiratoria.	Frecuencia digitales (Cableado o conexiones).

**Tabla 2-4:** Bandas de frecuencia de los ritmos cerebrales. Elaboración propia.

Los artefactos fisiológicos son actividad eléctrica producida por el cuerpo y captado por los electrodos ubicados en la cabeza. Uno de los principales artefactos presentes en las adquisición de señales EEG es la contaminación ocular, presentando como causa principal los

movimientos de los ojos. Esta actividad generan diferentes cambios en el dipolo eléctrico estimulado y producido por la carga positiva de la cornea y la negativa de la retina [23, 22, 59]. Los artefactos de electrooculograma (EOG) se presentan con un alto nivel de frecuencia, gran amplitud y solapamiento respecto a la actividad cerebral.

La actividad de las señales de EEG captadas por sistemas BCI presentan un mayor nivel de contaminación en los electrodos ubicados en los músculos frontal y temporal, dado que estos se encuentran involucrados principalmente con el movimiento de los párpados [60, 35]. De forma simultánea estos canales de adquisición presentan frecuencia correspondientes a la estimulación fótica y el movimiento de la mandíbula los cuales generan ráfagas de actividades eléctricas rápidas por medio de la activación de forma individual o colectiva de miles de millones de neuronas [61, 42].

El importante tener en cuenta que origen de estos artefactos dependen del tipo de población con la que se realiza el estudio y el nivel de rigurosidad, ya que en pacientes que sufren de parkinson o cualquier otra enfermedad que genere temblor en el tronco o alguna de sus extremidades también presentara artefactos cercanos a los 5 Hz los cuales se camuflan con gran facilidad en las señales de EEG [13, 62].

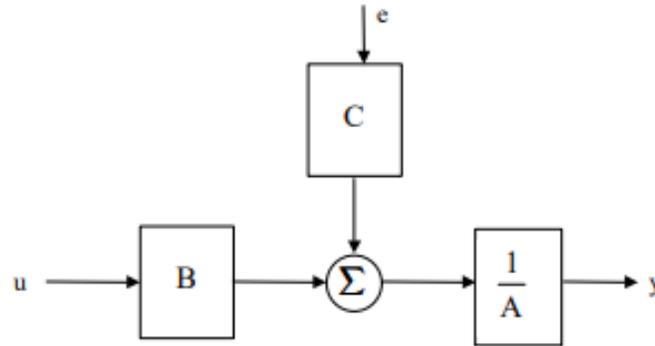
A diferencia de los artefactos EMG que solo contaminan la señal de EEG, los artefactos de ECG se han convertido en referentes fundamentales para poder interpretar funciones fisiológicas que se presenten durante la sesión de registro [63]. Existen poblaciones con mayor vulnerabilidad a estar sujetos a artefactos de EEG, especialmente personas con características antropométricas relacionadas con la obesidad y cuello corto, también los niños debido a que el dipolo eléctrico se encuentra mas cerca de los electrodos, siendo estos capaces de registrar ruido [11, 64].

Por ultimo las señales EEG también se encuentran contaminadas por actividad electrotérmica; este tipo de artefacto presenta características poco comunes en la forma de su onda debido a su baja frecuencia (menor a 0.5 Hz) y elevada amplitud. Lo anterior causado por variaciones en la impedancia de la piel a causa de la transpiración, este tipo de artefacto proporciona cambios de potencial no deseados, además de un intercambio de señales entre canales adyacentes, puesto que el cloruro de sodio y el ácido láctico del sudor generan ondas basales lentas debido a la respuesta de estas sustancias con los metales presentes en el electrodo [46, 64]. Para eliminar este tipo de artefactos, se conocen diferentes técnicas de procesamiento con el fin de de mejorar la relación señal a ruido [39, 63]. No obstante, los artefactos de carácter fisiológicas generalmente suelen ser evitados, eliminados o simplemente rechazados dependiendo el objetivo de cada investigador. Con el fin de evitar la presencia de artefactos el investigador encargado de la toma de la datos instruye al usuario con el fin de tener un ambiente controlado. Sin embargo, con esto solo se logra disminuir la cantidad de artefac-

tos presentes en la señal, puesto que la mayoría de artefactos fisiológicos son involuntarios [24, 59].

## 2.9. Modelo ARMAX y sus principales características

Los modelos auto regresivos de media móvil con entrada exógena (ARMAX) pueden ser utilizados para modelar la relaciones dinámicas entre las entradas y las salidas de un sistema. En este proyecto los modelos ARMAX son utilizados para estimar tareas relacionadas con la imaginación y la ejecución motora. Estos modelos son definidos como sistemas dinámicos, donde la salida actual ( $y$ ) depende del error de estimación ( $e$ ) y la entrada exógena ( $u$ ), ver figura 2-5:



**Figura 2-5:** Diagramas de bloques de las estructuras ARMAX. Tomado de [4]

El modelo utilizado en el presente capítulo estima las variables de salida usando una metodología basada en predicción de errores. La estructura del modelo ARMAX se describe a continuación, donde el orden polinómico del modelo se define a través de las variables  $n_a, n_b, n_c$  y  $n_k$ :

$$\begin{aligned}
 & y(t) + a_1y(t-1) + \dots + a_{n_a}y(t-n_a) \\
 & = b_lu(t-n_k) + \dots + b_{n_b}u(t-n_k-n_b+1) + c_l e(t-1) + \dots + C_{n_c}e(t-n_c) + e(t), \quad (2-1)
 \end{aligned}$$

donde, en su forma más compacta se describe como sigue,

$$A(q)y(t) = B(q)u(t-n_k) + C_{(q)}e(t). \quad (2-2)$$

En éste modelo las expresiones se definen como:

- $y(t)$  - Salida en el tiempo ( $t$ )

- $n_a$  - Numero de polos.
- $n_b$  - Numero de ceros + 1.
- $n_c$  - Numero de coeficientes  $C$ .
- $n_k$  - Numero de muestras de entrada que ocurren antes de afectar la salida, también llamado tiempo muerto.
- $y(t - 1) \dots y(t - n_a)$  - Salidas anteriores de las que dependiente salida la actual.
- $u(t - n_k) \dots (t - n_k - n_b + 1)$  - Entradas anteriores y retardadas de las que depende la salida actual.
- $e(t - 1) \dots e(t - n_c)$  - Disturbio de ruido blanco.

## 2.10. Análisis discriminante Lineal (LDA)

El algoritmo LDA se enfoca en estimar parámetros estadísticos, surgidos de la necesidad de encontrar un modelo de categorización de datos capaz de identificar diferentes estados de la actividad EEG. La combinación resultante de datos en los cuales pueden ser utilizados para la reducción de dimensiones antes de la posterior clasificación o como un clasificador lineal [5]. En resumen el algoritmo LDA tiene como objetivo poder tomar decisiones a partir de la combinación de características. El algoritmo LDA se describe de la siguiente manera:

$$f(x) = k\left(\sum_{i=1}^m b_i * x_i + c\right), \quad (2-3)$$

donde  $x$  representan una matriz de  $m$  características provenientes del calculo de los ERDs o de la estimación de los movimientos mediante el modelo ARMAX,  $m$  corresponde al total de datos de la serie de tiempo.  $k(a)$  es una función escalar y  $b = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]$  y  $c$  representa los coeficiente de la función lineal. Enseguida, se establece un umbral  $l \in -1, 1$  a las observaciones dadas sobre los datos a evaluar ( $x$ ). Por medio de La umbralización se establece una segmentación simple y eficiente que permite que todo valor superior a 1 pertenece a  $l = 1$ , por el contrario todo valor inferior a 1 pertenece a  $l = -1$ .

El algoritmo LDA encuentra la clase  $l$  que reconoce el mejor rendimiento de la probabilidad  $p(l = 1|X = x)$ , la cual se distribuye entre los medios  $m_{-1}$ ,  $m_1$  y las matrices de varianza  $C_1, C_{-1}$ . donde las condiciones se establecen para  $p(L = 1|X = x) > p(L = -1|X = x)$ , ver ecuación 2-4.

$$(x - m_1)' C_1^{-1} (x - m_1) + \ln(|C_1| p(L = 1)) > (x - m_{-1})' C_{-1}^{-1} (x - m_{-1}) + \ln(|C_{-1}| p(L = -1)), \quad (2-4)$$

Además el modelo LDA considera que los valores de las matrices de covarianza son iguales ( $C_1 = C_{-1} = C$ ). Donde es posible reducir la regla de la decisión de la ecuación 2-4, a:

$$b'x + c > 0, \quad (2-5)$$

donde:

$$b = 2C^{-1}(m_1 - m_{-1}), \quad (2-6)$$

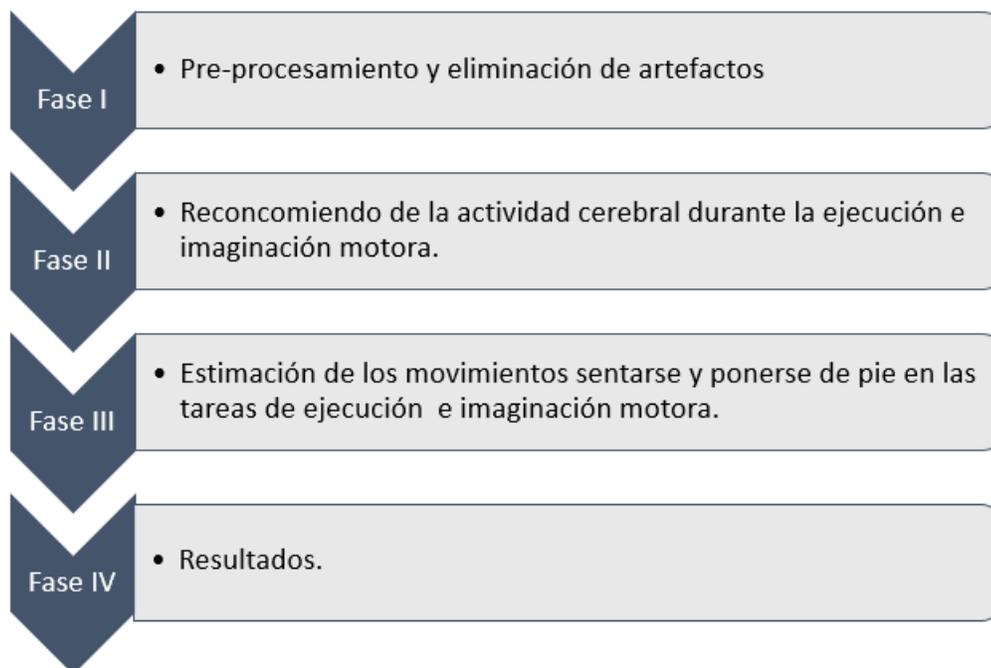
$$c = \ln\left(\frac{P(L = -1)}{P(L = 1)}\right) + m_{-1}' C^{-1} m_{-1} - m_1' C^{-1} m_1 \quad (2-7)$$

y  $P(L = l)$  es la probabilidad de la clase  $l$ .



## 3 Metodología

Para alcanzar los objetivos planteados se tuvo en cuenta diferentes fases las cuales se describen en la siguiente figura:



**Figura 3-1:** Metodología. Elaboración propia.

### 3.1. Preprocesamiento y eliminación de artefactos

Esta fase de la metodología es realizada para cumplir con el objetivo específico número uno, el cual es:

- Implementar el preprocesamiento de la base de datos Ponerse de Pie y Sentarse, para detectar el número de ensayos y canales adecuados para el análisis de EEG.

Por lo tanto, en esta fase se dan a conocer las técnicas utilizadas en el preprocesamiento de las señales EEG para realizar el reconocimiento de artefactos presentes en las señales durante la adquisición de los datos. En particular se realiza la identificación de Artefactos EEG por medio de inspección visual. Como resultado se obtiene el total de datos analizables después

de la eliminación de artefactos para las tareas ME-MI considerando los canales C3, Cz y C4 en la base de datos.

Para el presente proyecto fue necesario contar con datos de imaginación y ejecución motora para los movimientos de ponerse de pie y sentarse. Es importante resaltar que se contó con la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*, la cual ha sido obtenida por el estudiante de Doctorado Nayid Triana a cargo del profesor Andrés Jutinico. Esta base de datos fue obtenida por medio de una interfaz BCI disponible en la Universidad Antonio Nariño. Las señales EEG fueron medidas a partir de pruebas realizadas con 10 sujetos sanos hombres y mujeres con edad media de  $20 \pm 2$  años. Esta base de datos esta segmentada por cada tarea realizada (MI-ME) la cual corresponde a un total de 240 repeticiones. Por ende, el objetivo de esta etapa es la validación de la información obtenida, donde es importante identificar el estado de las señales EEG en el tiempo y las bandas de frecuencias de mayor interés para el estudio, de esta forma fue posible identificar el número de repeticiones fiables por cada sujeto. El desarrollo de esta fase se muestra en el *Capítulo 4*.

### **3.2. Reconcomiendo de la actividad cerebral durante la ejecución e imaginación motora**

Esta fase de la metodología es realizada para cumplir con el objetivo específico número dos, el cual es:

- Implementar un análisis tiempo-frecuencia para la detección de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora.

En esta fase se analizo y definió la metodología de análisis tiempo-frecuencia, esto teniendo en cuenta la naturaleza oscilatoria de las señales electroencefalográficas, la cual permite en el dominio de la frecuencia identificar característica de alto valor como la amplitud, frecuencia y la fase. En el dominio del tiempo, dado que estos sistemas son dinámicos se podrá identificar en instantes cortos fenómenos como eventos inducidos. En el presente proyecto se implemento un análisis a través de la transformada de Fourier y la transformada wavelet para el análisis de eventos ERD y ERS. Como resultado se da a conocer en que bandas de frecuencia se establece un mayor potencial eléctrico de las señales EEG para los movimiento ponerse de pie y sentarse, de forma simultanea se extrae una matriz de características representativas las cuales facilitan la estimación de los movimientos durante las tareas de MI y ME. El desarrollo de esta fase se muestra en el *Capítulo 5*.

### 3.3. Estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora

Esta fase de la metodología es realizada para cumplir con el objetivo específico número tres, el cual es:

- Estimar los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora a partir modelos autorregresivos.

Se utilizaron modelos autorregresivos, teniendo en cuenta que esta es una técnica para análisis de señales en serie de tiempo, donde un modelo matemático se ajusta a una señal muestreada en una etapa de entrenamiento. A partir de los modelos obtenidos se consideró la estimación de la MI y la ME, y se calculó el error de estimación. Son considerados los índices Error Absoluto Medio (MAE), Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) y Error Cuadrático Medio (RMSE). Con base en los índices de error calculados se eligió un modelo para ser utilizado con datos en una etapa de prueba. Finalmente, son calculados los índices de error para la fase de prueba. El desarrollo de esta fase se muestra en el *Capítulo 6*.

### 3.4. Resultados

Esta fase de la metodología es realizada para cumplir con el objetivo específico número cuatro, el cual es:

- Evaluar la efectividad de los modelos propuestos.

Para evaluar la efectividad de los modelos ARMAX en la detección de los movimientos sentarse y ponerse de pie, tanto en MI como en ME, se realizó un proceso de clasificación de patrones usando el algoritmo LDA. Adicionalmente, se realizó un proceso de clasificación, usando como características las mediciones de los ERDs y clasificando con LDA. Se utilizó el algoritmo LDA dado que está extensamente reportado en la literatura por su gran rendimiento en sistemas de dos clases. Los resultados muestran altos porcentajes de clasificación para identificar los movimientos de ponerse de pie y sentarse a partir de las características obtenidas, en especial con los modelos ARMAX. El desarrollo de esta fase se muestra en el *Capítulo 7*.



## 4 Preprocesamiento y eliminación de artefactos

Teniendo en cuenta que la presente investigación se centra en el análisis e identificación de las diferencias entre la imaginación y la ejecución motora, durante los movimientos de ponerse de pie y sentarse a través de señales de EEG, este capítulo tiene como fin, dar a conocer las técnicas utilizadas en el sistema de pre-procesamiento y reconocimiento de artefactos presentes en las señales de EEG durante la adquisición de los datos. El equipo BCI utilizado en el presente proyecto es el dispositivo Nautilus de 32 canales de la empresa G.tec. Esta herramienta ha sido utilizada como sistema de adquisición de datos y comunicación electrónica, la cual se encarga de transformar la actividad electroencefalográfica en señales digitales accesibles para el análisis a través de la herramienta matlab. Sin embargo, este tipo de sistemas no necesariamente representan con precisión la actividad electroencefalográfica, la cual es adquirida a través de electrodos en contacto con el cuero cabelludo. Lo anterior, dado que los electrodos captan y registran las señales eléctricas generadas por la actividad electroencefalográfica, así como, ruido aditivo generado por agentes exógenos a las señales de interés, por lo tanto es necesario realizar algún tipo de procesamiento sobre la señal adquirida.

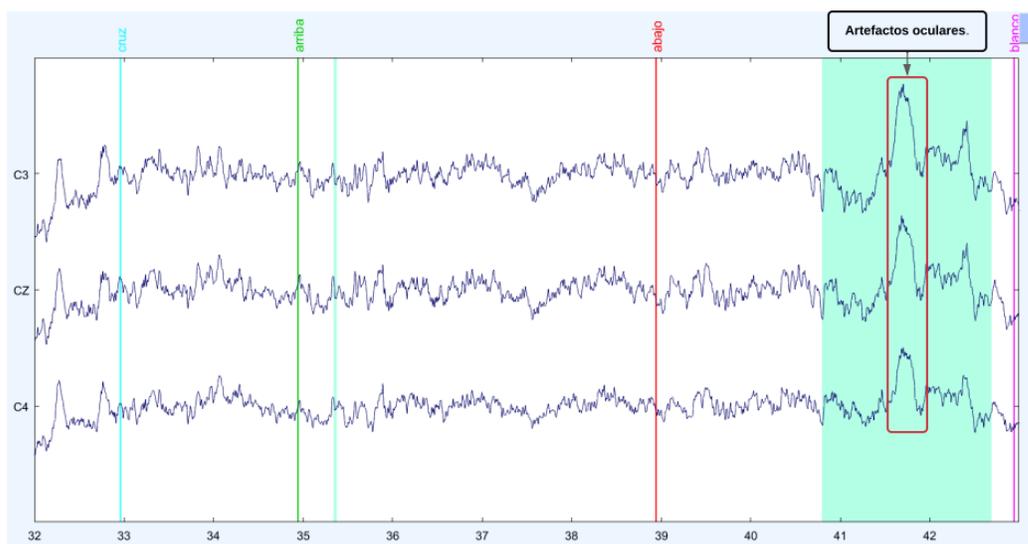
En el presente proyecto se aplicó el análisis y detección de artefactos a través de inspección visual, por medio de técnicas de preprocesamiento, con el objetivo, de buscar un balance entre la señal EEG y el ruido que forma parte de esta. Se verificó que la mayoría de señales de EEG vienen acompañadas de artefactos o ruidos que pueden afectar el alcance y objetivo del estudio o entorpecer el procesamiento de los datos [8, 28]. A partir de aquí, comienza el procedimiento correspondiente al preprocesamiento, se explican los principales tipos de artefactos que afectan las señales de prueba, artefactos presentes de forma fisiológica y no fisiológica en las señales EEG. Finalmente, es importante destacar que se realizó la reorganización de los datos con el fin de eliminar los artefactos presentes sin modificar los datos limpios (crudos), para el reconocimiento de las bandas de frecuencia de mayor interés.

## 4.1. Identificación de Artefactos EEG por medio de inspección visual

El reconocimiento de artefactos mediante inspección visual se realizó a través del software EEGlab, el cual es una herramienta de análisis interactivo de Matlab. Inicialmente la electroencefalografía fue diseñada para registrar actividad eléctrica emitida por la persona por medio de sensores capaces de registrar campos eléctricos generados por miles de millones de neuronas en distintas zonas del cerebro. Todas las señales percibidas por los sensores que no corresponde a la actividad neuronal (ruido) son artefactos. Los artefactos se definen como señales de interferencia en los registros, estos se pueden clasificar en función de su origen como artefactos fisiológico y no fisiológicos [30, 38].

### 4.1.1. Identificación de artefactos fisiológicos

La Figura 4-1 presenta las señales provenientes de los canales C3, Cz y C4, resultantes del protocolo experimental. Tenga en cuenta que la señal correspondiente al artefacto se muestra en la gráfica dentro de la franja verde. Durante el análisis de las señales se puede apreciar como el parpadeo es una de las acciones con mayor contenido de frecuencia contaminante comparadas con otro tipo de movimientos oculares.

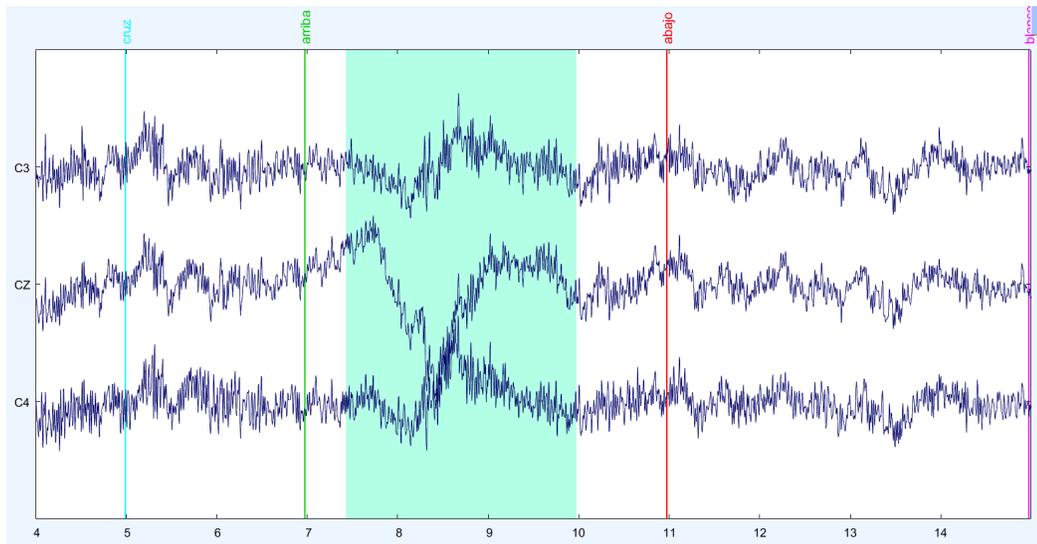


**Figura 4-1:** Artefactos oculares presentes en los canales C3, Cz y C4, resultado del protocolo experimental correspondiente a la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*. Elaboración propia.

Es importante tener en cuenta que este tipo de artefactos (Oculares) en su mayoría no destruyen las señales de actividad EEG de interés generadas por el cerebro, simplemente

se suman de forma lineal y su nivel de afectación depende en su mayoría de la cercanía, posicionamiento, ángulo y dirección del electrodo hacia el ojo, dado que existen diferentes impedancias que impiden que las señales viajen a través del cuero cabelludo y se midan a nivel parietal u occipital [22].

En la Figura 4-2 se muestra un artefacto (señal sobre la franja verde), correspondiente a señales relacionadas con la actividad muscular (EMG). Es posible apreciar que los artefactos generados por los músculos presentan una morfología, velocidad y duración diferente a las señales generadas por la actividad cerebral, permitiendo ser percibidas con mayor facilidad. Este tipo de artefactos especialmente son provenientes de la parte frontal y temporal del cerebro [47, 59].



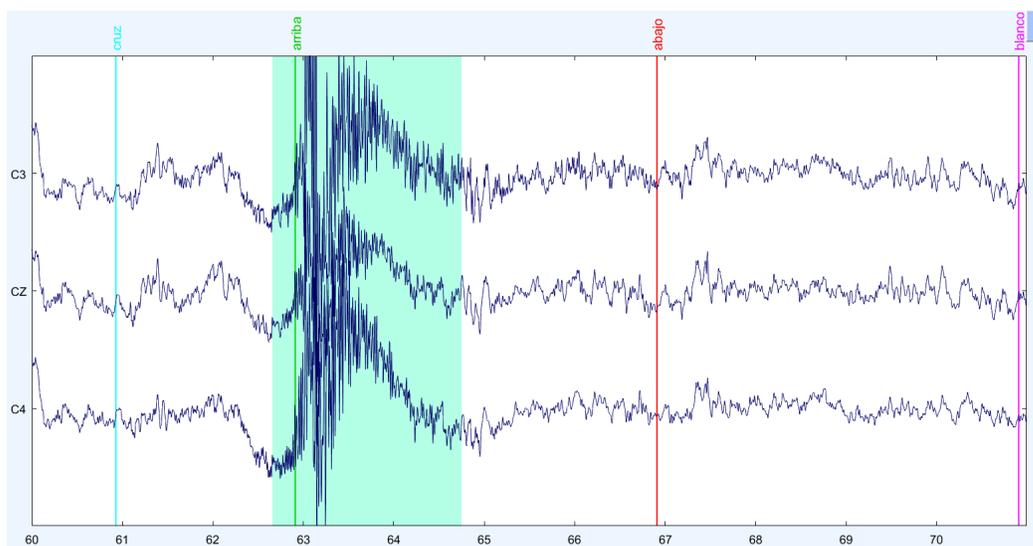
**Figura 4-2:** Artefactos EMG presentes en los canales C3, Cz y C4, resultado del protocolo experimental correspondiente a la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*. Elaboración propia.

Otro artefacto común, identificado en bases de datos corresponden a las perturbaciones generadas por los pulsos cardiacos, las cuales presentan distintas características durante la adquisición de actividad cerebral por cada sujeto. En diferentes estudios se emplean métodos de solapamiento entre actividad registrada con dispositivos de electrocardiografía (ECG) y el BCI, permitiendo evidenciarlos estos artefactos de forma clara y de esta forma ser eliminados [53]. Sin embargo para el presente estudio se eliminó este tipo de artefactos a través de filtros digitales, es importante recalcar que el sistema BCI g.NAUTILUS utilizado en el experimento presenta un sobre muestreo para lograr una alta relación señal / ruido y filtrado digital lo que facilita el procesamiento de las señales [56]. Considerando, los artefactos fisiológicos explicados anteriormente y usando el método de análisis por inspección visual, se

eliminaron múltiples épocas de la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse* por su alto nivel de contaminación. Sin embargo es importante resaltar que este tipo de técnica también puede descartar información correspondiente a la actividad cerebral útil en la EEG, en particular cuando el experto no logra discriminar este tipo de señales de forma exhaustiva.

#### 4.1.2. Identificación de artefactos no fisiológicos

Aparte de los artefactos fisiológicos generados por el sujeto, las señales EEG son propensas a ser contaminadas por otro tipo de artefactos no fisiológicos, generalmente ocasionados por los equipos presentes durante el experimento y el tipo de ambiente en el que se encuentra el sujeto. En la Figura 4-3 se muestra un artefacto (señal sobre la franja verde) presente en la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*, correspondiente a señales relacionadas con el movimiento o desprendimiento temporal del electrodo, este tipo de artefacto se expresa a través de ondas con cambios abruptos a causa de la variación de la impedancia. Normalmente durante la adquisición de datos los cables que sirven como método de comunicación y adquisición en los sistema BCI se convierten en otra fuente de artefacto a causa del movimiento. Es importante recalcar que en el presente proyecto se instruyo al sujeto con el fin de evitar un mal aislamiento del sistema BCI durante la adquisición. Adicionalmente, por medio de un ambiente controlado se busco evitar campos electromagnéticos provocados por los equipos cercanos y las líneas eléctricas.



**Figura 4-3:** Artefactos no fisiológicos presentes en los canales C3, Cz y C4, resultado del protocolo experimental correspondiente a la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*. Elaboración propia.

### 4.1.3. Filtrado

El pre-procesamiento de las señales de EEG es una de las actividades mas complejas y en múltiples ocasiones no es posible obtener un algoritmo capaz de eliminar el ruido en su totalidad o generar la mejor extracción de características posible. Es por esto que existen múltiples algoritmos que se han vuelto prácticamente un estándar en el estudio de señales obtenidas con los sistemas BCI [44, 52].

La eliminación automática de artefactos utilizada en el presente proyecto es por medio del uso de filtros de respuesta infinita al impulso (IIR), ya que es necesario discriminar entre diferentes bandas de frecuencia como por ejemplo, para eliminar la presencia de ruido entre los 50 y 60 Hz, además de otros ruidos de alta y baja frecuencia. La eliminación de este tipo de artefactos inmersos en las señales de actividad cerebral durante los movimiento de ponerse de pie y sentarse es relevante y se fundamenta en el conocimiento de las bandas de frecuencia en las que se encuentra la actividad cerebral correspondiente a la imaginación y ejecución motora, a partir de la información disponible en la literatura científica.

Durante el desarrollo de la presente investigación se tuvieron en cuenta 4 tipos de filtros: filtro paso bajo, el cual se encargó de eliminar frecuencias superiores a los 40 Hz, filtro paso alto, encargado de eliminar frecuencias inferiores a los 0.5 HZ, filtro rechaza banda o notch, encarado de eliminar bandas de frecuencia no deseadas como por ejemplo, la de la red eléctrica (60 Hz), ruido característicos de desviaciones de frecuencia (0.1 Hz) e incluso la eliminación de actividad EMG presente en frecuencia superiores a los 30 Hz, por ultimo se considero el filtro pasa banda con el fin de segmentar las señales para las bandas de frecuencias deseadas. En la Figura 4-4 se muestra la grafica de bode para un filtro pasa bajo de orden 6 con frecuencia de corte en 40 Hz, utilizado en el preprocesamiento.

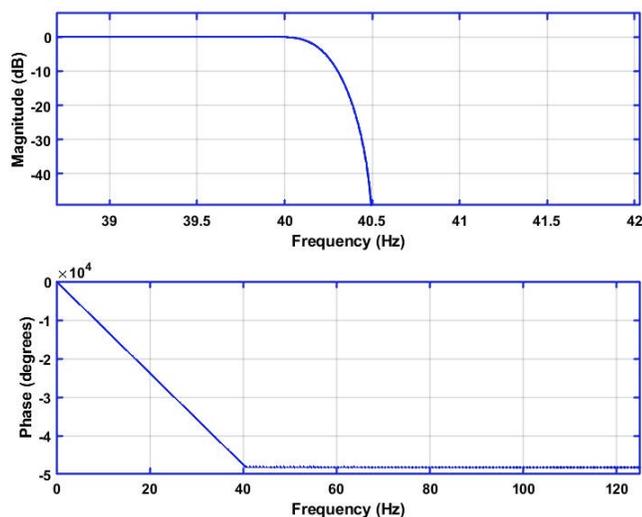
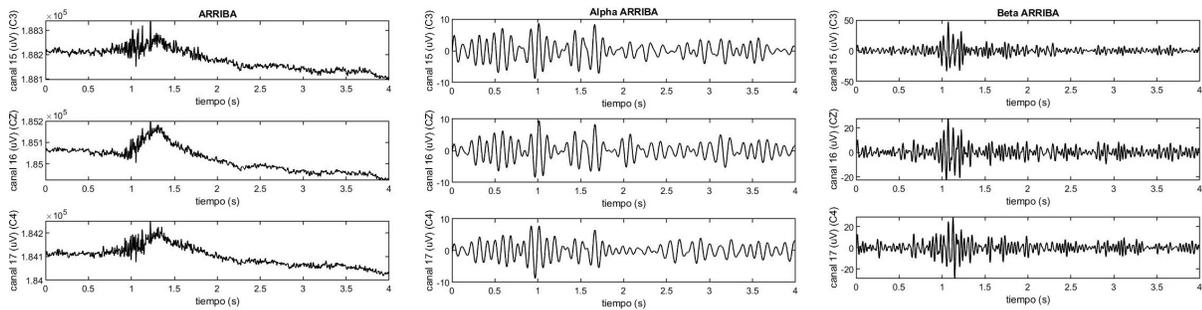
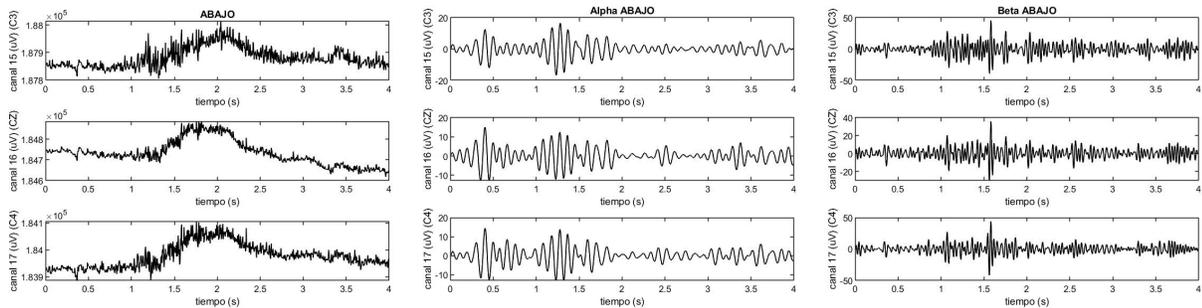


Figura 4-4: Filtro Butterworth de 6 orden. Elaboración propia.

Para la segmentación de la señal de EEG por bandas de frecuencia se consideran las bandas alfa y beta, las cuales se encuentran en rangos de (8 a 13) Hz y (14 a 30) Hz, respectivamente. En la Figura 4-5 se muestra el resultado de la segmentación, a la izquierda la señal cruda, en medio la segmentación para la banda alfa y a la derecha la segmentación para la banda beta, para las tareas de ejecución motora de ponerse de pie (ver Figura 4.5(a)) y sentarse (ver Figura 4.5(b)). El proceso de filtrado se tubo en cuenta como uno de los primeros pasos del preprocesamiento, especialmente antes de la división de las señales en épocas, para evitar los artefactos de borde.



(a) Filtrado en movimiento ponerse de pie.



(b) Filtrado en movimiento sentarse.

**Figura 4-5:** Segmentación de las señales provenientes de los canales C3, Cz y C4, mediante el filtrado pasa banda para las frecuencias alfa y beta, correspondientes a la tarea ejecución motora, para los movimientos ponerse de pie y sentarse. Elaboración propia.

## 4.2. Resultados del pre-procesamiento de la base de datos *Ponerse de Pie y Sentarse*

En resumen, es cierto que no existe una metodología de preprocesamiento de EEG universalmente adoptada. Se sugiere que los investigadores puedan hacer su propia elección al optar

métodos para transformar o reorganizar los datos sin procesar. De hecho, la aplicación de los pasos de preprocesamiento depende en gran medida del objetivo del estudio, los detalles del diseño del experimento, así como el análisis avanzado que planea realizar. En el presente documento hemos descrito varios procesos que se utilizan comúnmente en el preprocesamiento de EEG, que incluyen filtrado, segmentación, eliminación de canales y ensayos defectuosos, así como descomposición de EEG mediante inspección visual. Para la selección de los canales necesarios para la detección de las tareas motoras, hemos decidido realizar el preprocesamiento, la estimación de la tarea motora o extracción de características y la clasificación con el menor número de canales útiles, de acuerdo con la literatura, y dependiendo de los resultados aumentar este número hasta obtener un resultado satisfactorio. Por lo tanto, se inicia con una reducción de canales de 32 a 3, teniendo en cuenta la función de la corteza sensorio motora central del cerebro y los electrodos que han sido usados con mayor frecuencia en la literatura para la clasificación de movimientos en tareas de imaginación y ejecución motora. La Tabla 4-1 muestra el total de datos analizables después de la eliminación de artefactos para las tareas ME-MI considerando los canales C3, Cz y C4 en la base de datos considerada.

Participant	# Trials MI	# Trials ME
Subject 1	100	104
Subject 2	101	99
Subject 3	89	67
Subject 4	102	105
Subject 5	98	100
Subject 6	100	97
Subject 7	99	102
Subject 8	92	90
Subject 9	103	101
Subject 10	97	89

**Tabla 4-1:** Total de datos analizables para las tareas de ME - MI. Elaboración propia.



# 5 Reconcomiendo de la actividad cerebral durante la ejecución e imaginación motora

En los sistemas BCI se ha establecido que la activación de las señales de electroencefalografía durante la ejecución e imaginación motora producen una desincronización y sincronización la cual se relaciona con los eventos (ERD y ERS, respectivamente) sobre las áreas sensitivo motoras con valores de amplitud máxima en los rangos de frecuencia alfa y beta.

## 5.1. Eventos relacionados con sincronización y desincronización (ERDs)

El análisis de los ERDs es realizado después de efectuar el preprocesamiento explicado en el anterior capítulo. El análisis de los ERDs se realizó mediante el software Matlab y el toolbox fieldtrip, usando múltiples funciones de análisis tiempo frecuencia [65]. Sin embargo, se debe tener en cuenta que los resultados obtenidos pueden variar dependiendo de la forma de ajuste de la base de datos con el algoritmo. Para el presente estudio las señales de EEG se segmentaron en dos clases cada una corresponde a un movimiento: ponerse de pie y sentarse.

Inicialmente se exploró el efecto de la desincronización relacionada con eventos (ERD) para la imaginación o ejecución motora, de tal forma se consideró el protocolo experimental explicado en la sección 2.5, observando la señal de EEG inmediatamente después de que el usuario comienza a imaginar o ejecutar el movimiento de ponerse de pie y sentarse. Adicionalmente, al preprocesamiento explicado en el capítulo anterior se realizó un ventaneo en el tiempo, sobre la señal de EEG de 1 segundo con superposición en las ventanas de 0.5 segundo y se eliminó el transiente resultante de este proceso, de forma similar a lo realizado en [25, 39]. Seguidamente, se calculó la densidad espectral de potencia (PSD) promedio para la señal proveniente de los electrodos C3, Cz y C4 en las bandas de frecuencia alfa y beta.

De acuerdo con [66, 39] la distribución espacial de los ERDs dependerá de la tarea de MI o ME realizada. Sin embargo, estos autores explican que también puede existir una alta variabilidad

para diferentes sujetos tanto en la distribución espacial como en la de frecuencia. Para el presente estudio se utiliza como alternativa el método multitaper, dado que es un método no paramétrico que permite calcular densidad espectral de potencia a través de ventanas de datos y el cálculo de una transformada de Fourier sumado a la función de Wavelet con 7 ciclos [67]. Este algoritmo se emplea teniendo en cuenta el principio de Heisenberg el cual permite tener una mejor resolución a través de ventanas de tiempo deslizantes. La Wavelet escogida se define como el producto de una onda sinusoidal compleja y una onda gaussiana. Como se menciono anteriormente, las ventanas tomadas son de 1 segundo, sobrepuestas cada 0.5 segundo, donde el tiempo de línea de base se toma un segundo antes de que se presente el estímulo, es decir, cuando el sujeto está listo para realizar la tarea según el protocolo de estudio utilizado en [39, 45]. Estos valores se presentan como un porcentaje, de acuerdo con la siguiente ecuación:

$$ERD \% = \frac{A - B}{B} \times 100 \quad (5-1)$$

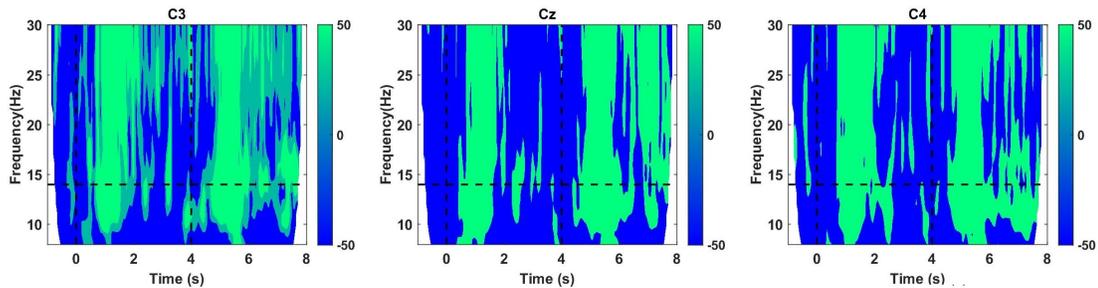
donde,  $A$  representa la potencia después de un evento en las frecuencias de interés y  $B$  es el período de referencia. Luego repetimos este proceso, con el fin de verificar e identificar la presencia de actividad electroencefalografía perteneciente a los movimientos de ponerse de pie y sentarse en las bandas de frecuencia con las respuestas de ERD más pronunciadas. Seguidamente, se calculó y se trazaron distintos gráficos de tiempo-frecuencia correspondientes a cada sujeto y al promedio de todos los sujetos para las dos tareas motoras (MI - ME). Al deslizar las ventanas de datos de 1 segundo en pasos de 50 ms, se obtiene como resultado, una matriz bidimensional que muestra los cambios de la PSD de las señales de EEG para cada tarea (esto es un gráfica tiempo-frecuencia). Por lo tanto, los ERDs se calcularon con una resolución de tiempo de 50 ms y una frecuencia de 1 Hz.

## **5.2. Resultados del análisis tiempo-frecuencia para la detección de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora**

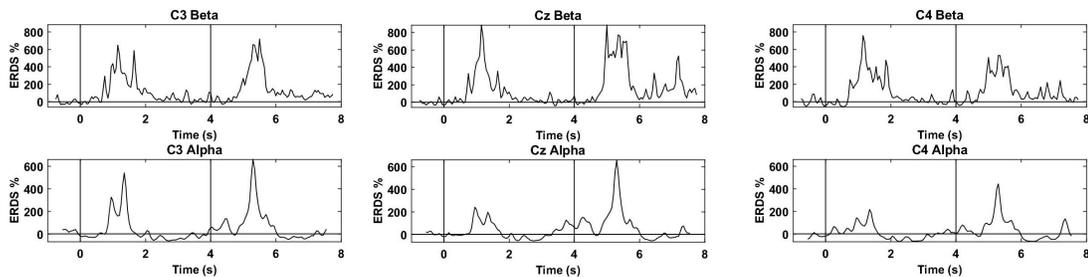
El análisis de activación cerebral para los paradigmas imaginación motora y ejecución motora, para los movimientos ponerse de pie y sentarse es realizado de acuerdo con el protocolo experimental propuesto en la sección 2.5.

### 5.2.1. Ejecución motora

En la Figura 5-1 se observa una clara desincronización seguida de una sincronización en las bandas de frecuencia alfa y beta durante los movimientos ponerse de pie y sentarse. La sincronización comienza unos milisegundos antes de la presentación del estímulo visual en la pantalla considerado como fase de intensión del movimiento durante el periodo de baseline y se mantiene por al menos 500 ms en los canales C3 y C4. No obstante, no se descarta una sincronización menor en el canal Cz. Posterior a esta fase se evidencia como el sujeto presenta potenciales de acción significativos y constantes durante la ejecución del movimiento aproximadamente 0.5 segundos después de la presentación del estímulo en los tres canales, y con duración de al menos 1 segundo en ambos hemisferios como se representa en la Figura 5.1(a). En la Figura 5.1(b), se evidencia que para las bandas de frecuencia alfa y beta hay una respuesta significativa durante la ejecución del movimiento para los tres canales. Por esta razón, es posible evidenciar que existe un patrón temporal que se genera en la corteza motora y se mantiene durante la ejecución del movimiento, gracias a la capacidad de las redes neuronales de proporcionar diferentes estados de sincronización y desincronización.



(a) Representación de tiempo-frecuencia correspondiente a la ejecución motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de un sujeto.

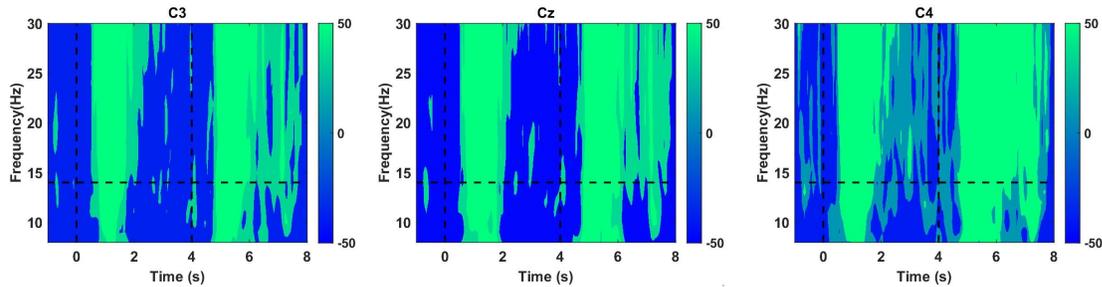


(b) Potenciales relacionados con eventos correspondiente a la ejecución motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de un sujeto.

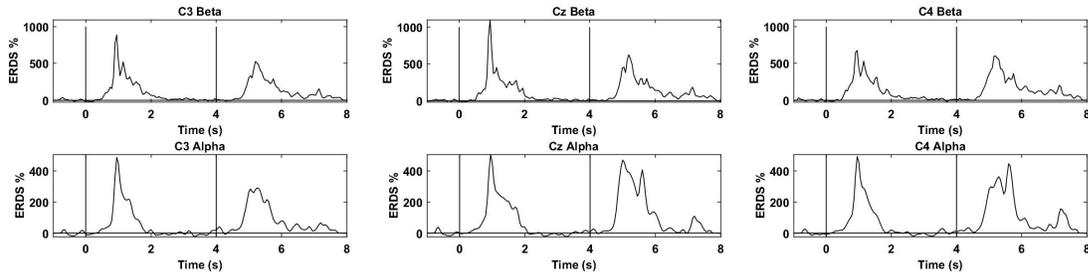
**Figura 5-1:** Ejecución motora correspondiente a un sujeto. Elaboración propia.

La Figura 5.2(a) ofrece una descripción general de la actividad media de los 10 sujetos, la cual permite evidenciar la actividad cerebral respecto de las bandas de frecuencia alfa y

beta. En esta gráfica se ve una breve disminución de la sincronización perteneciente a la zona baseline (anteriormente denominada fase de intención del movimiento) para el canal C3, incluso no se evidencian picos representativos superiores al 0% en la gráfica 5.2(b) que corresponde a los % de potenciales de ERDs.



(a) Representación de tiempo-frecuencia correspondiente a la ejecución motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de todos los sujetos.



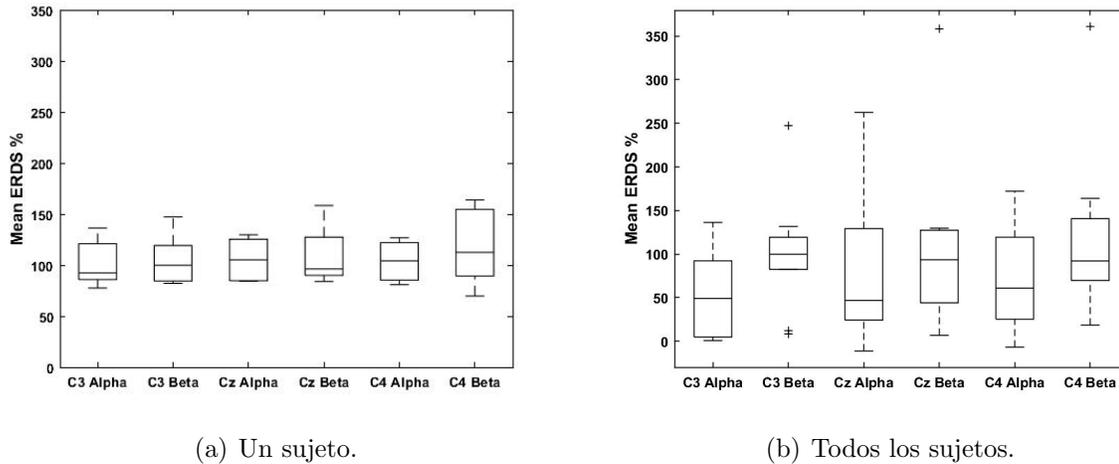
(b) Potenciales relacionados con eventos correspondiente a la ejecución motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de todos los sujetos.

**Figura 5-2:** Ejecución motora correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia.

Se evidencia que la respuesta media de ERDs post estímulo inicia alrededor de los 0.5 segundos para los tres canales en las dos bandas de frecuencia, donde su permanencia varía respecto al tipo de movimiento (ponerse de pie o sentarse), la banda de frecuencia y el canal que se desee analizar. Lo que revela que el cerebro reacciona al estímulo somatosensorial en una secuencia ERD-ERS bifásica altamente sistemática dependiente del estado precedente respecto a la anterior actividad realizada. Es importante destacar, que fue posible identificar la variabilidad de ERD - ERS en la banda de frecuencia alfa y beta para todos los sujetos durante las dos movimientos como se representa en la Figura 5-2.

La Figura 5-3 muestra el diagrama de cajas para el valor promedio de los ERDs correspondientes a la ejecución motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de un sujeto (a) y todos los sujetos (b). En la Figura 5.3(a) se evidencia una baja simetría y la ausencia de valores atípicos en la banda de frecuencia alfa, a pesar la gran dispersión entre canales. En las Figuras 5.3(a) y 5.3(b) se aprecia una diferencia en la mediana de los % de ERDs con

un patrón común para cada banda de frecuencia. En otras palabras, la mediana es diferente para la banda alfa que para la banda beta en cada canal.



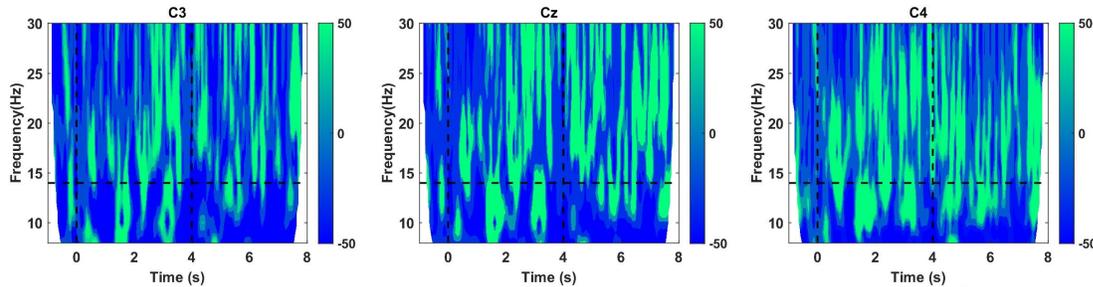
**Figura 5-3:** Valores de potencia medios relacionados con eventos correspondiente a la tarea de ME durante los movimientos ponerse de pie y sentarse. Elaboración propia.

### 5.2.2. Imaginación motora

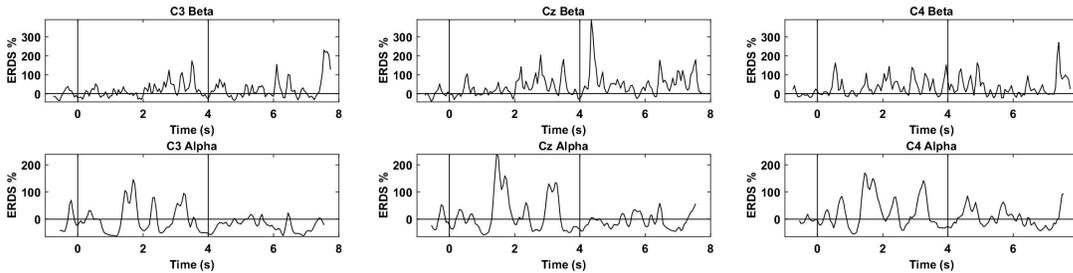
La Figura 5.4(a) muestra como la actividad eléctrica cerebral previa a los estímulos de cada movimiento presenta niveles de variabilidad de ERDs relacionados con la imaginación motora para las bandas de frecuencia alfa y beta de un solo sujeto. En esta figura se identifica la actividad cerebral en el hemisferio izquierdo y derecho a través de los tres canales. En primer lugar, se evidencia en la fase de baseline una breve desincronización presente en las bandas de frecuencia alfa y beta en los canales C3 y Cz. No obstante, no se descarta presencia de actividad en el canal C4 para este sujeto, teniendo en cuenta que se presenta pequeños picos de % ERDs para el canal C4 en comparación con los demás canales representados en la Gráfica 5.4(b).

A lo largo del periodo de la imaginación motora del movimiento ponerse de pie y sentarse, se observaron diferencias significativas entre los valores de los % de ERS inducidos por las actividades en las bandas de frecuencia alfa y beta. En la Figura 5.4(a) se reconoce el movimiento imaginado a través de los cambios de actividad eléctrica durante los cuatro segundos de cada tarea (ponerse de pie y sentarse), evidenciándose cambios de energía correspondientes a los % de los ERDs, en periodos de tiempo diferentes comparadas entre sí, y teniendo como punto de referencia el estado de reposo. Note que el ritmo alfa aumenta en mayor proporción que el beta para los tres canales durante la imaginación de los movimientos, lo que significa que la energía se concentra en gran parte en la corteza sensoriomotora y suplementaria, y

se evidencia en esta banda de frecuencia. En la Figura 5.4(b) se aprecia con mayor facilidad los picos de amplitud (% de ERS) superiores al estado de reposo en al menos 100 veces y con una duración promedio de 1 segundo para cada uno de los picos en los tres canales. Hay que señalar que esta gráfica se ha obtenido al promediar los valores ERDs mostrados en la grafica tiempo-frecuencia para las frecuencias correspondientes a cada banda (alfa y beta).



(a) Representación de tiempo-frecuencia correspondiente a la imaginación motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de un sujeto.



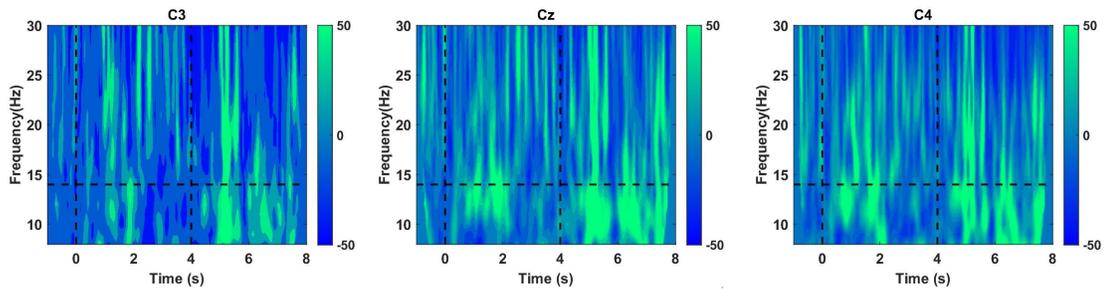
(b) Potenciales relacionados con eventos correspondiente a la imaginación motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de un sujeto.

**Figura 5-4:** Imaginación motora correspondiente a un sujeto. Elaboración propia.

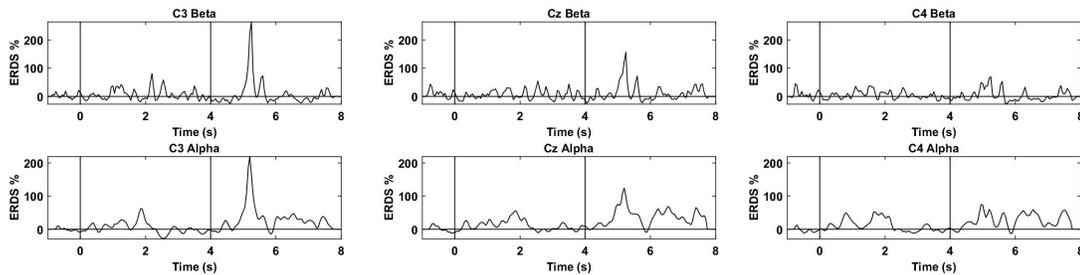
La Figura 5.5(a) es el resultado de promediar las gráficas de tiempo-frecuencia y los ERDs para todos los sujetos. Se evidencia los ERDs en las bandas de frecuencia alfa y beta durante la imaginación de los movimientos ponerse de pie y sentarse, los cuales se presentan en pequeñas cantidades durante el periodos de basline para los tres canales y en ambas frecuencias, comprobando que la mayoría de los sujetos presentan un estado de preparación del movimiento imaginado el cual va acompañado de cambios de energía en los tres canales. Lo anterior indica la presencia de actividad cerebral en ambos hemisferios, aunque la mayor amplitud se presenta en el canal C3, lo cual se evidencia con gran claridad en la Figura 5.5(b) mostrando que los ritmos en esta zona del cerebro se pueden considerar como indicadores del estado de actividad cerebral en la corteza sensorio-motora. Durante la imaginación del movimiento ponerse de pie se destaca que inicialmente los potenciales característicos de la imaginación motora de los ritmos de frecuencia alfa y beta correspondientes a los ERD que

5.2 Resultados del análisis tiempo-frecuencia para la detección de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora

se atenúan aproximadamente 0.2 segundos después del inicio del estímulo. Seguidamente, los ERS perduran por lapsos cortos de tiempo, en promedio de 0.5 segundos, con una mayor participación en la banda de frecuencia alfa, donde la amplitud máxima promedio equivale al 50 % de los ERDs, respecto a los niveles presentes en la etapa reposo.



(a) Representación de tiempo-frecuencia correspondiente a imaginación motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de todos los sujetos.



(b) Potenciales relacionados con eventos correspondiente imaginación motora de las tareas ponerse de pie y sentarse de todos los sujetos.

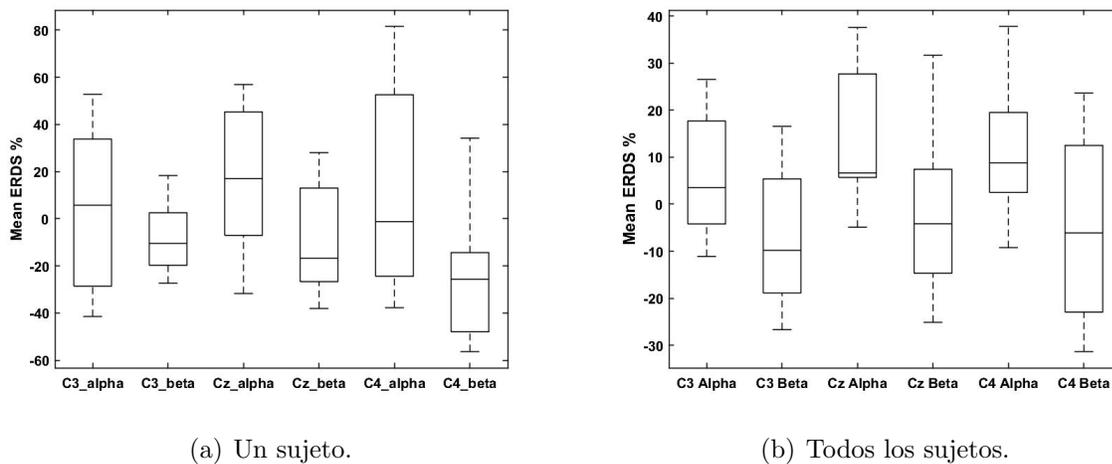
**Figura 5-5:** Imaginación motora correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia.

Durante la etapa de imaginación motora correspondiente a la actividad de sentarse se logra identificar por medio de la Gráfica 5.5(a) variabilidad de actividad ERD - ERS en tiempos inferiores a los 0.2 segundos, en particular para el canal Cz presente en la Gráfica 5.5(b). En ambos hemisferios y bandas de frecuencia se reconoce actividad cerebral durante la imaginación de los dos movimientos. Sin embargo, existe una mayor amplitud media del % ERDs para de los tres canales durante la imaginación presente en el movimiento de sentarse, nosotros hipotetizamos que esto es debido a que este estado es la posición natural del sujeto durante la toma de datos, ver Figura 5.5(b).

Finalmente, fue posible reconocer que los datos relacionados a la tarea de imaginación motora presentan % ERDs medios similares entre los grupos relacionados a la banda de frecuencia (Alfa - Beta), pese a que los % medios de algunas datos son más variables que los otros. No obstante los datos medios de % ERDs relacionados con la banda alfa son mayores a los de beta, ver Figura 5-6, lo que permite reconocer que los valores de PSD de mayor impacto

para el presente estudio se encuentra en la banda de frecuencia alfa. En resumen, el presente capítulo muestra información relevante de los eventos relacionados con sincronización y desincronización, para los movimientos ponerse de pie y sentarse en el reconocimiento de características de actividad de EEG a través de imaginación y ejecución motora en extremidades inferiores. Para esta investigación el análisis ERDs se consolido en los canales C3, Cz y C4, utilizando los datos correspondientes al último segundo de preparación (CRUZ) y los cuatro segundos de cada movimiento (ponerse de pie y sentarse) descritos en la Figura 2-4. Donde se reconoció, que a lo largo de la ME y MI se presentan cambios de energía en las bandas de frecuencia alfa y beta para los tres canales, durante la preparación para el movimiento y en el movimiento.

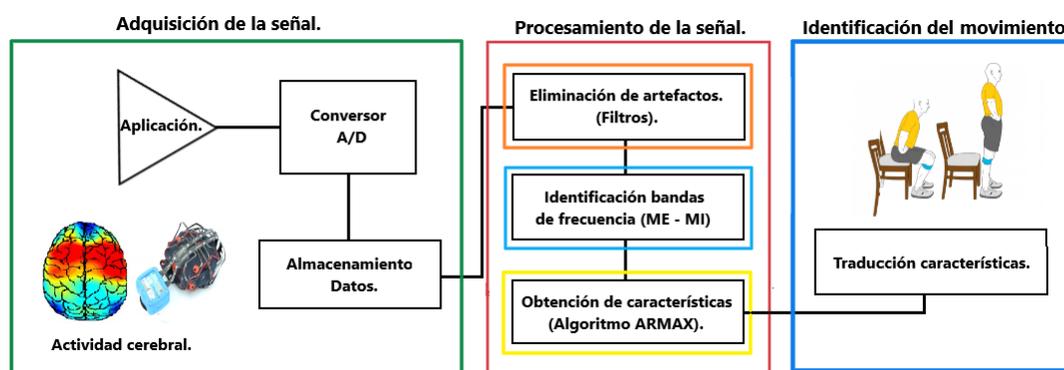
Reconociéndose como un hallazgo novedoso, puesto que, durante la actividad de imaginación del movimiento, se reconoce que la energía del ritmo alfa y el ritmo beta en la corteza sensorio-motora contra lateral aumenta, este fenómeno se relaciona con los ERS, lo que significa que la corteza está activada; por consiguiente, la evidencia reportada mostró que los ERS era a menudo más apreciable somatotónicamente en la banda de frecuencia alfa, considerando la presencia de múltiples picos durante el movimiento representados en la Figura 5-5. Por el contrario, para la tarea ejecutada los % de actividad ERS se expresan en lapso de tiempo más cortos, con un menor número de picos durante todo el periodo, donde la banda de frecuencia de mayor relevancia es beta con valores medios superiores en ambos hemisferios representadas en la Gráfica 5-2. Por lo tanto se propuso que para la estimación o extracción de características y la clasificación de los movimientos a través de los modelos autor regresivos, se utilizaran las bandas de frecuencia distintivas de cada movimiento. Lo anterior teniendo en cuenta que las señales de EEG de la presente base de datos se desean utilizar en trabajos futuros para un sistema BCI en línea.



**Figura 5-6:** Valores de potencia medios relacionados con eventos correspondiente a imaginación motora de las tareas ponerse de pie y sentarse. Elaboración propia.

## 6 Estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora

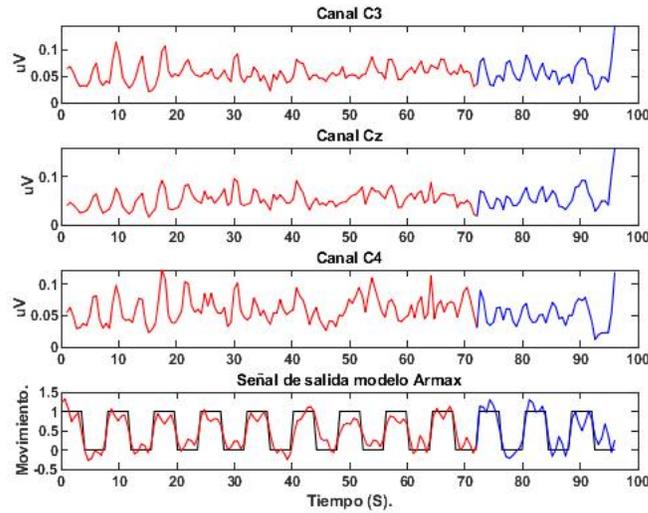
A menudo hay confusión acerca de que modelo auto-regresivo utilizar para el procesamiento de las señales de Electroencefalografía, dado que en la actualidad no se conoce una metodología estándar que utilice este tipo de operaciones para decodificar la actividad electroencefalográfica [13, 24]. Por tal motivo, en el presente capítulo se busca estimar los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora, a partir modelos autorregresivos de media móvil con entrada exógena (ARMAX). La Figura 6-1 muestra las etapas del sistema BCI para la diferenciación de los movimientos ponerse de pie y sentarse durante la ME - MI. Se destaca que la estimación de los movimientos coincide con la extracción de características ubicada en la etapa de procesamiento de señal.



**Figura 6-1:** Etapas del sistema BCI para la diferenciación de los movimientos ponerse de pie y sentarse durante la ME - MI. Elaboración propia.

Para determinar los parámetros del modelo auto regresivo, se consideran las señales de los canales C3, Cz y C4 como entradas exógenas, inicialmente para ME y luego para MI. De tal manera se extraen las señales que corresponden con los movimientos de ponerse de pie y sentarse para 12 corridas y se concatenan. Es de resaltar que a las señales ya preprocesadas se les saca el valor absoluto, para convertirlas en señales de potencia y luego se realiza un ventaneo de 1 segundo sobrepuesto cada 0.5 segundos. Lo anterior con el objetivo de filtrar

las señales de alta frecuencia que no están relacionadas con los ERDs relacionados a los movimientos, esto tanto para ME como para MI. En la Figura 6-2, se muestra que el 70 % de los datos son usados para el entrenamiento del modelo y el 30 % para validar la estimación.



**Figura 6-2:** Canales de de entrda del modelo ARMAX. Datos de entrenamiento (Rojo). Datos de evaluación (Azul). Elaboración propia.

Para la estimación de los parámetros de un modelo ARMAX se uso la función “*armax*” de Matlab. Para determinar el orden apropiado para el sistema se consideran los algoritmos Error Cuadrático Medio (RMSE), Error absoluto medio (MAE) y Raíz normalizada del error cuadrático medio (NRMSE), los cuales permiten cuantificar el error de estimación y son calculados de acuerdo con:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e_k^2}, \quad (6-1)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^n |e_k|, \quad (6-2)$$

$$NRMSE = 100 * \left(1 - \frac{\|e_k\|}{\|y - \text{mean}(Y)\|}\right), \quad (6-3)$$

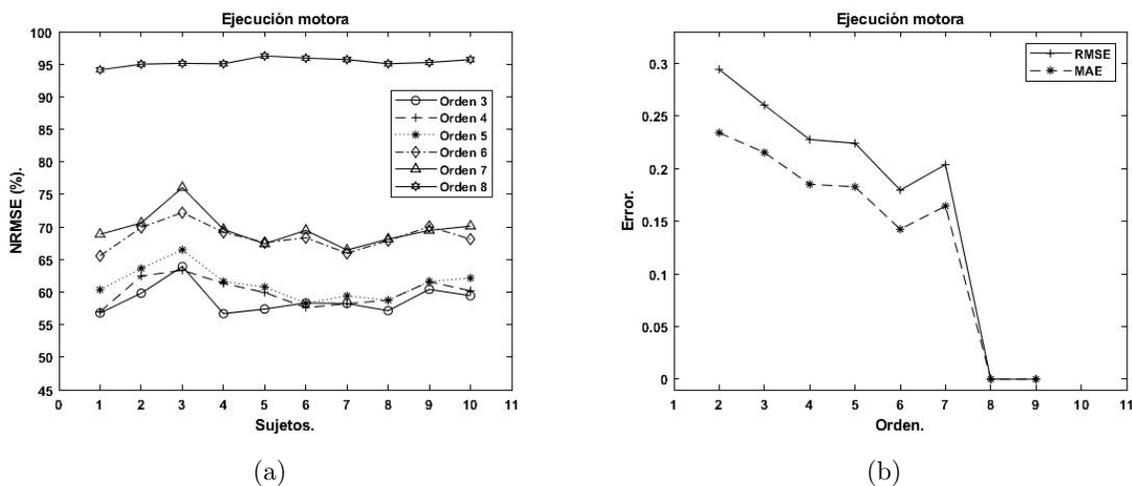
Donde  $e_k = y_k - \hat{y}_k$  es el error entre los datos estimaos y los valores medidos, y N es el número de valores o puntos en la secuencia.

## 6.1. Resultados de la estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora a partir modelos autorregresivos

El estudio realizado tiene como objetivo poder comparar los resultados obtenidos entre los la ME y la MI bajo condiciones idénticas para describir el comportamiento de la señal EEG en el tiempo.

### 6.1.1. Ejecución motora

La Figura 6-3 muestra la selección del orden ( $n$ ) del modelo para la ejecución motora. Esta gráfica muestra una descripción detallada del comportamiento del modelo, durante la simulación a lo largo de toda la prueba, para los datos promedio de los dos tipos de movimientos en un rango de valores de  $n$  de (2 - 9). Note que para todos los sujetos el modelo que presenta mejor resultados es con  $n = 8$ .



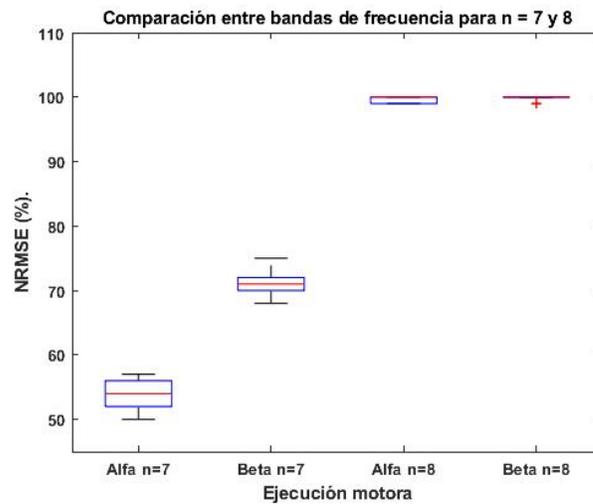
**Figura 6-3:** Selección del orden del modelo durante la ejecución motora. (a) NRMSE por cada sujeto y (b) RMSE y MAE promedio, correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia.

La Figura 6.3(b) proporciona error RMSE y MAE, para una cantidad de 8 ordenes diferentes. El modelo simulado con  $n = 8$  consta de un de error de estimación menor con un valor aproximado de 0.1 %. De acuerdo con lo anterior el modelo de orden  $n = 8$  se considera la mejor configuración para estimar la actividad de ejecución motora.

A continuación se describe el resultado de entrenar y validar el modelo ARMAX con las señales segmentadas para los rangos de frecuencia alfa y beta durante los movimiento de

ponerse de pie y sentarse.

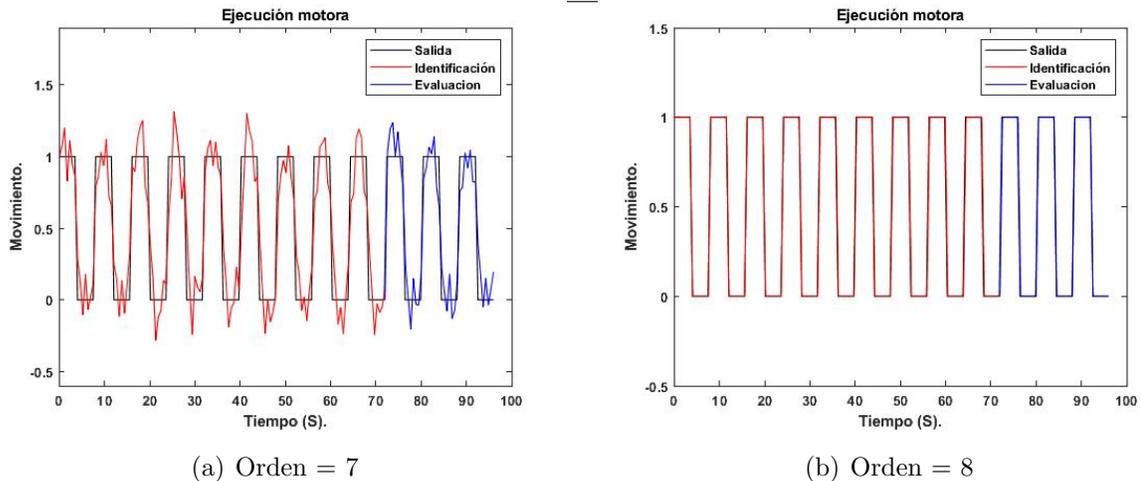
La Figura 6-4 presenta un diagrama de cajas obtenido a partir de los valores de error de estimación (NRMSE) correspondientes a la totalidad de sujetos. En la figura se aprecian las diferencias que existen al segmentar con la banda alfa o beta y en la elección del orden del modelo para la ejecución motora. Por lo tanto, los modelos con valores de  $n \leq 7$  presentan diferencias notables entre los datos estimados y medidos en la tarea de ejecución motora entre las bandas de frecuencia. Así, para efectos de la estimación y clasificación de los movimientos, la banda de frecuencia beta presenta una menor dispersión entre sus datos y la mediana es mayor que la de la banda alfa. Lo anterior corrobora los resultados obtenidos en el capítulo anterior durante la tarea de ME. Los resultados obtenidos para  $n = 8$ , no presentan diferencias notorias dado que la dispersión de los datos es mínima y su estimación es de aproximadamente 100 % para las bandas de frecuencia alfa y beta. El alto porcentaje de estimación se le atribuye al bajo error entre los datos obtenidos anteriormente.



**Figura 6-4:** Diferencias en el NRMSE al variar el orden del modelo durante la ejecución motora. Elaboración propia

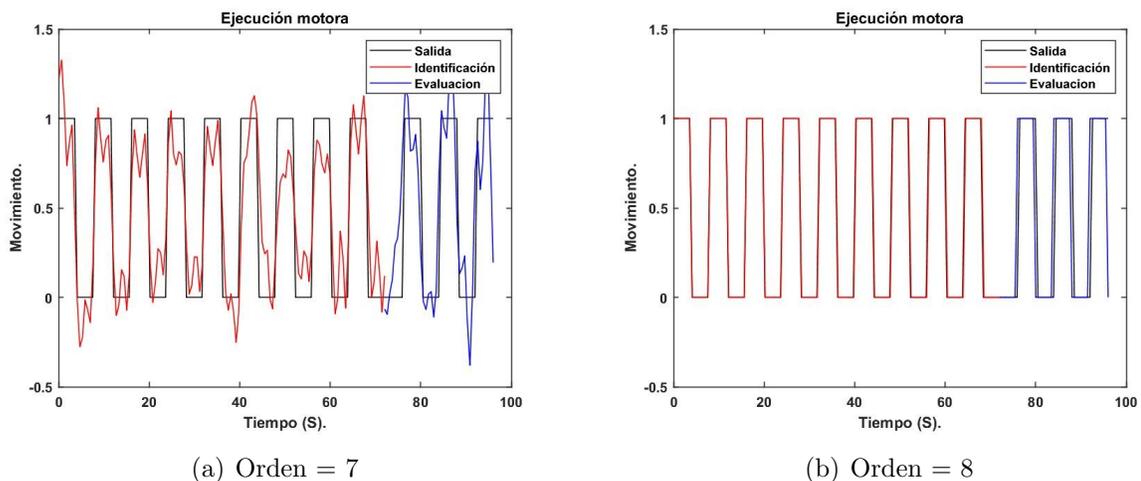
En la Figura 6-5 se presenta la estimación de los movimientos durante el entrenamiento y la evaluación del modelo ARMAX para todos los sujetos. La gráfica muestra el promedio de la estimación de los movimientos de la totalidad de los sujetos usando la señal segmentada en la banda de frecuencia Beta. Se utilizaron el 70 % de los datos para el entrenamiento del algoritmo (rojo) y el 30 % para la evaluación (Azul). Los resultados presentados en la Figura 6.5(a) representan la estimación para un modelo ARMAX de orden  $n = 7$  con un desempeño del 71 %. La Figura 6.5(b) muestra la estimación de los movimientos con el modelo de orden  $n = 8$ . Para este modelo el desempeño medio es del 99.8 % en la estimación de los datos segmentando con la banda de frecuencia Beta. De esta figura se corrobora que el orden mas adecuado para la detección de los movimientos es  $n = 8$ .

6.1 Resultados de la estimación de los movimientos ponerse de pie y sentarse en las tareas de ejecución e imaginación motora a partir modelos autorregresivos



**Figura 6-5:** Estimación de los movimientos ejecutados para la fase de entrenamiento y la de evaluación. Donde, 1 = ponerse de pie y 0 = sentarse. Elaboración propia.

Otra característica importante durante la estimación de los datos a partir de modelo ARMAX son las condiciones iniciales. El algoritmo aplicado Matlab intrínsecamente calcula cada una de estas en el entrenamiento. En el presente proyecto se evaluó que tanto se afectan la estimación al variar la secuencia de los datos de evaluación. La Figura 6-6 representa la estimación de la ejecución motora al variara la secuencia de los movimientos para los valores de ( $n = 7$  y  $8$ ). Al cambiar la secuencia de los datos de evaluación se obtuvo como resultado, que la estimación de los movimientos a partir del modelo ARMAX esta sujeta a las condiciones iniciales, pero no al orden de la secuencia de los datos.

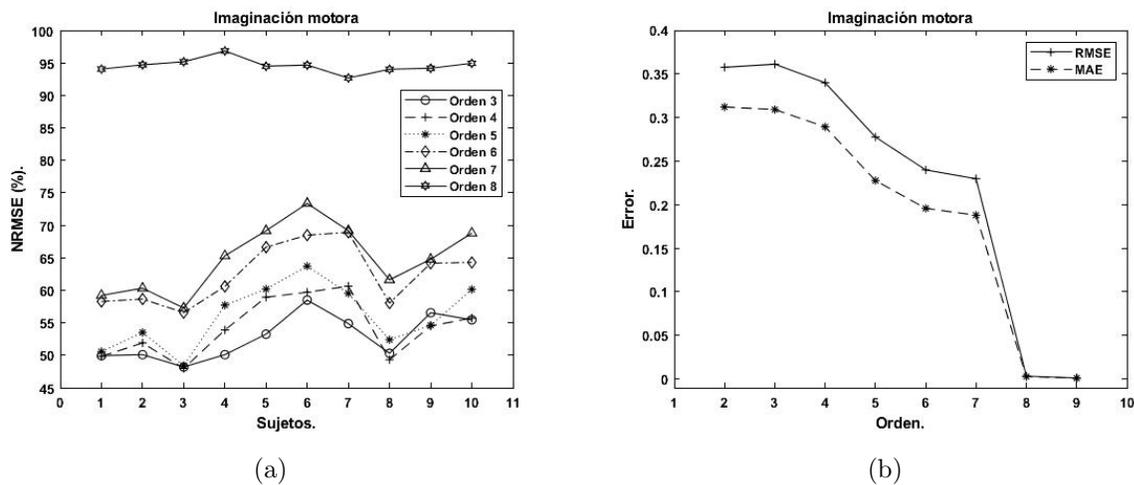


**Figura 6-6:** Estimación de la ejecución motora al variar la secuencia de los movimientos. Elaboración propia. Elaboración propia.

### 6.1.2. Imaginación motora

El procesamiento de los datos correspondientes a los datos de MI se realiza bajo los mismos parámetro de la sección de ME.

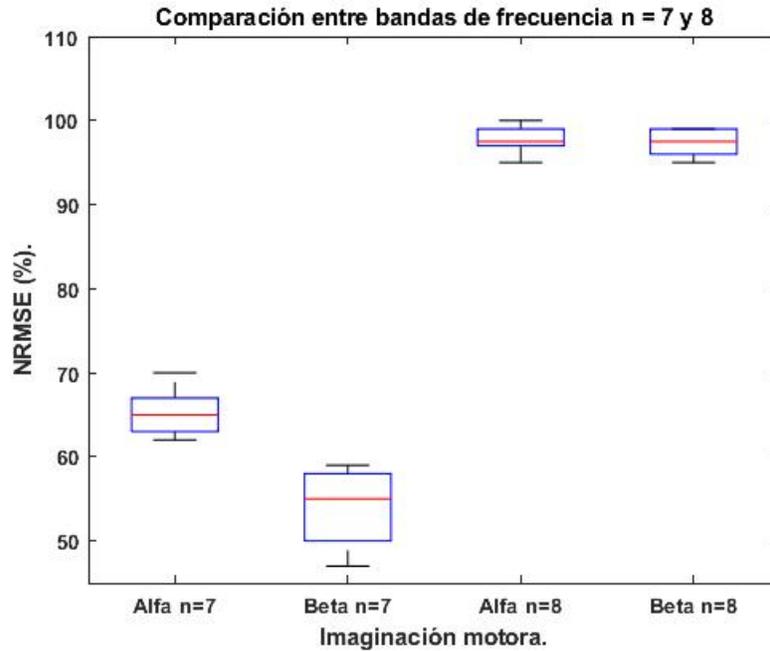
La Figura 6-7 muestra la selección del orden ( $n$ ) del modelo para la imaginación motora. Esta gráfica muestra una descripción detallada del comportamiento del modelo, durante la simulación a lo largo de toda la prueba, para los datos promedio de los dos tipos de movimiento imaginado en un rango de valores de  $n$  de (3 - 8). Note que para todos los sujetos el modelo que presenta mejor resultados es con  $n = 8$ . La Figura 6.7(b) presenta el error de estimación RMSE y MAE para la imaginación de los movimientos ponerse de pie y sentarse. El rango de evaluación es para 8 valores de  $n$  (2 - 9). Evidenciando que el error estimación es menor para  $n \geq 8$ , con un valor aproximado 0,02 %. Dando como resultado que el modelo apropiado para la estimación de los datos es  $n = 8$ .



**Figura 6-7:** Selección del orden del modelo durante la imaginación motora. (a) % NRMSE por cada sujeto y (b) Error RMSE - MAE promedio, correspondiente a todos los sujetos. Elaboración propia.

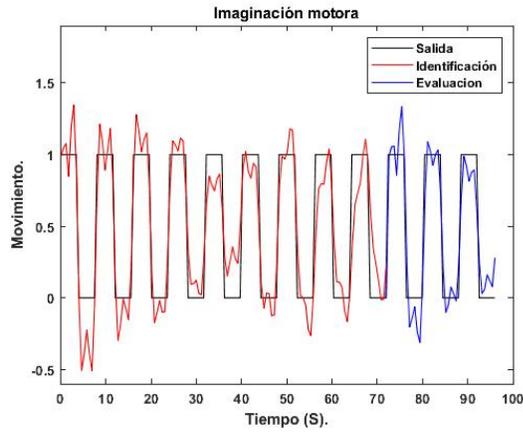
La Figura 6-8 permite identificar la distribución de los datos y sus medianas durante la tarea de imaginación motora. Los datos representados en el diagrama de caja son a partir del % NRMSE. Las medianas están relacionadas con el comportamiento de estimación del modelo ARMAX dependiendo del orden del modelo. En la figura se aprecian las diferencias en las bandas de frecuencia alfa y beta. Como resultado se obtiene que los datos presentan una estimación media similar para  $n = 8$  entre las bandas de frecuencia. Los diagramas de beta son más variables, no obstante, no se observan valores atípicos que hubieran afectado el algoritmo. Los datos resultantes promedios del modelo estimado para  $n \leq 7$  presentan un mediana diferente entre bandas de frecuencia. Generando una mejor estimación en la banda alfa, con valores de la mediana entre sujetos del 66 %. La banda de frecuencia alfa presenta

una menor dispersión para cualquier valor de  $(n)$ . Como resultado se obtiene que el modelo apropiado para la estimación de los movimiento ponerse de pie y sentarse en la tarea de MI a partir del algoritmo ARMAX se da para  $n = 8$  en la banda de frecuencia alfa.

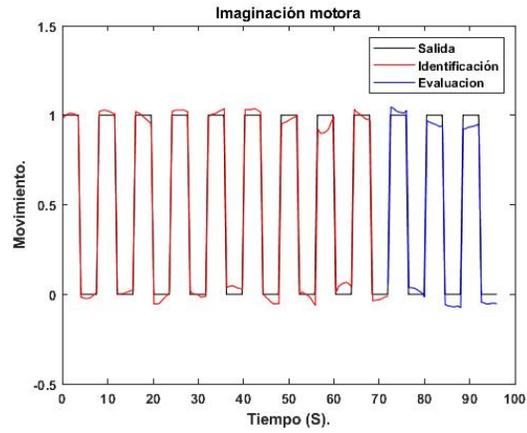


**Figura 6-8:** Diferencias en el NRMSE al variar el orden del modelo durante la imaginación motora. Elaboración propia.

En la Figura 6-9 se aprecia la la estimación de los datos medios de todos los sujetos en la banda de frecuencia Alfa para  $n = 7$  y 8. Se utilizo el 70 % de los datos para el entrenamiento del algoritmo (Rojo) y el 30 % para la evaluación (Azul). En la Figura 6.9(a) se muestra la estimación media de los estados de imaginación relacionados al movimiento ponerse de pie y sentarse de todos los sujetos para  $n = 7$ . La fase de entrenamiento del algoritmo presenta diferentes compartimientos por cada trial. Cada uno de estos comportamientos se relacionan a las variaciones de la actividad EEG adquirida durante imaginación de los movimientos. La respuesta del modelo ARMAX durante la fase de evaluación muestra una mayor sincronía de los datos estimados. Como resultado se aprecia una similitud media de los movimientos estimados respecto los adquiridos de aproximada del 66 %. En la Figura 6.9(b) se muestra el comportamiento del modelo ARMAX de orden  $n = 8$ . Se evidencia una mayor precisión media (todos los sujetos) durante la estimación de los datos en la banda de frecuencia alfa. El desempeño medio de este modelo es de 99.6 %. De acuerdo con lo anterior, se establece que el algoritmo adecuado para la tarea de imaginación motora es ARMAX de orden  $n = 8$ .



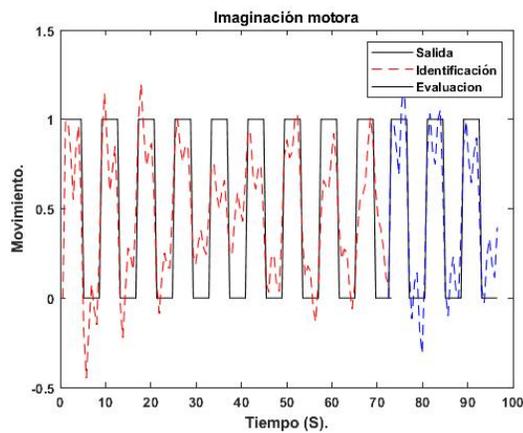
(a) Orden = 7



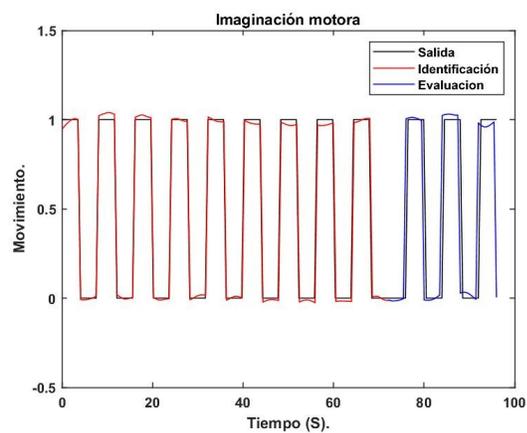
(b) Orden = 8

**Figura 6-9:** Estimación de los movimientos imaginados para la fase de entrenamiento y la de evaluación. Donde, 1 = ponerse de pie y 0 = sentarse. Elaboración propia.

La Figura 6-10 representa la estimación de la imaginación motora al variar la secuencia de los movimientos. Permitted identificar como se afecta el algoritmo al variar la secuencia de los datos evaluados, considerando que otra característica importante de los modelos ARMAX son las condiciones iniciales. Como resultado se obtuvo para la tarea de imaginación motora que el modelo ARMAX no está sujeto a la secuencia de los datos, sin embargo si depende de las condiciones iniciales.



(a) Orden = 7



(b) Orden = 8

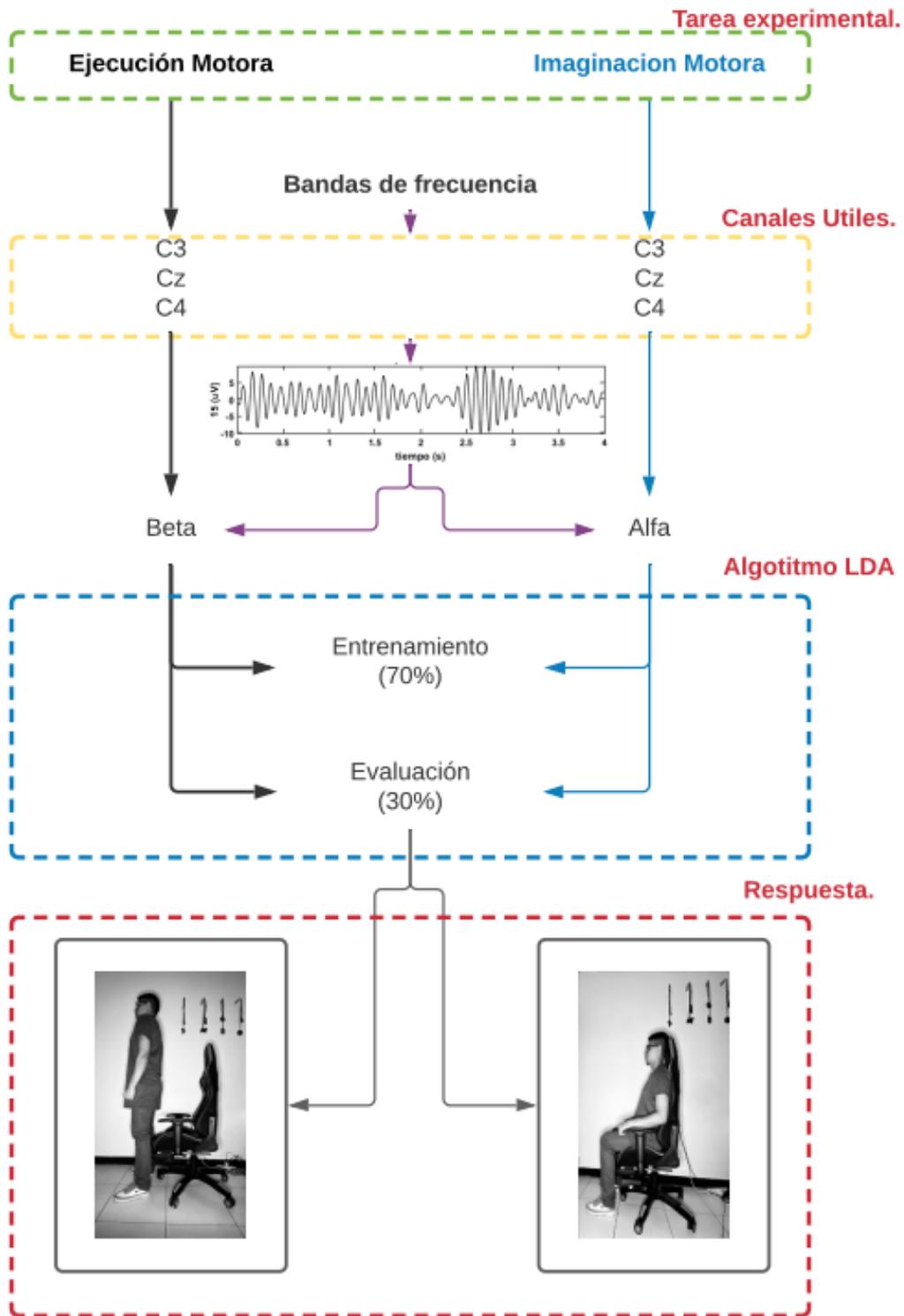
**Figura 6-10:** Estimación de la imaginación motora al variar la secuencia de los movimientos. Elaboración propia.

## 7 Resultados

El presente capítulo corresponde a una de las etapas de mayor demanda en el análisis de señales de EEG. Su función es la identificación y reconocimiento de patrones a partir de algoritmos matemáticos. En campos como la rehabilitación el reconocimiento de características en tareas como ME - MI son de gran importancia. Dado que permiten identificar la intencionalidad del usuario y en base a ello ejecutar una acción con ayuda de dispositivos externos. En la actualidad no existe un sistema de clasificación efectivo para identificar los movimientos de ponerse de pie y sentarse a partir de actividad EEG, por causa de los diversos comportamientos cerebrales y el alto nivel de contaminación al que se encuentran expuestas las señales de EEG especialmente en MI [13, 68]. En el presente proyecto se identificaron las diferencias de la actividad EEG durante las tareas de ejecución e imaginación motora. Adicionalmente, se usó el algoritmo Análisis discriminante lineal (LDA) para clasificar los movimientos. En capítulos anteriores se obtuvieron una serie de datos los cuales contienen características durante las tareas de ME - MI. Con base en lo anterior, se evalúan y comparan dos algoritmos basados en la extracción de características mediante el cálculo de los ERDs y la estimación de los movimientos usando modelos ARMAX de orden  $n = 7$  y  $8$ .

La figura 7-1 muestra los diferentes componentes del sistema de clasificación de los movimientos, se resalta que la extracción de características se realiza a partir de los canales C3, Cz y C4, los cuales son segmentados en frecuencia mediante las bandas beta y alfa para la ejecución y la imaginación motora, respectivamente. Una vez realizada la extracción de características se utiliza el algoritmo LDA para la clasificación de características.

El algoritmo LDA, fue seleccionado considerando la importancia del reconocimiento de los movimientos ponerse de pie y sentarse para las tareas de ejecución e imaginación motora por medio de la separación de los estímulos según su origen. Esta técnica consiste en el reconocimiento y separación de patrones o eventos relacionados con el experimento realizado.



**Figura 7-1:** Componentes del sistema de clasificación de los movimientos. Elaboración propia.

## 7.1. Clasificación de los movimientos ponerse de pie y sentarse durante las tareas de ME y MI

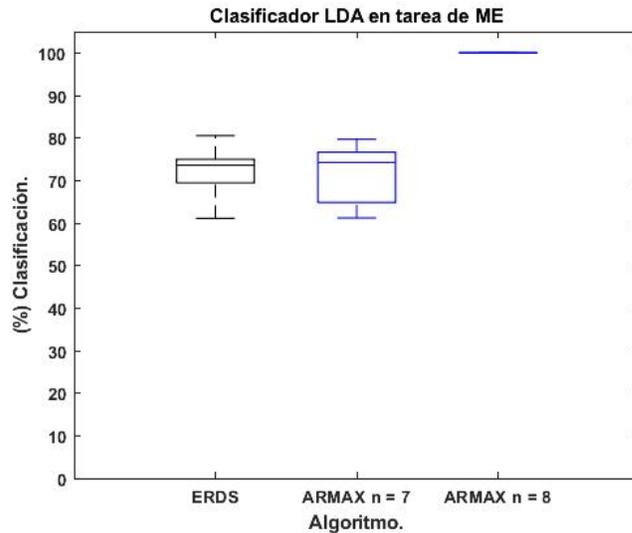
### Ejecución motora.

La Tabla 7-1 representa los % medios de clasificación de cada sujeto a través del algoritmo LDA durante la tarea de ejecución motora. Se puede apreciar que los datos de clasificación de características resultantes para todos los sujetos presentan un buen rendimiento, considerando que estudios reportados en la literatura como [31, 69] tiene % de clasificación superiores a penas al 75 %.

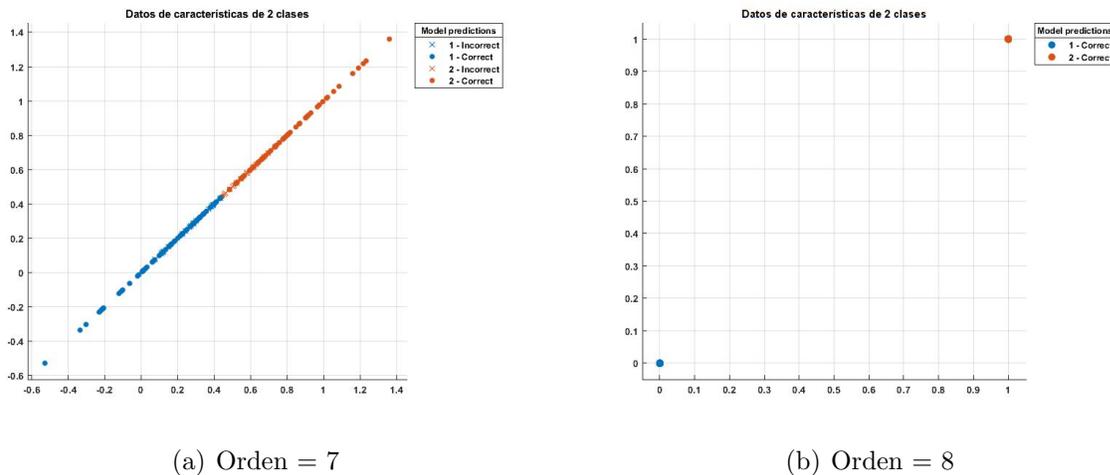
Sujeto	# ERDs	# ARMAX n=7	# ARMAX n=8
Sujeto 1	72	76	100
Sujeto 2	81	80	100
Sujeto 3	75	61	100
Sujeto 4	75	78	100
Sujeto 5	64	67	100
Sujeto 6	61	77	100
Sujeto 7	81	65	100
Sujeto 8	75	74	100
Sujeto 9	69	75	100
Sujeto 10	69	65	100

**Tabla 7-1:** Porcentaje de clasificación para cada algoritmo durante la tarea de ME. Elaboración propia.

Como resultados se obtiene, que el mejor % de clasificación se da en todos los sujetos a través del algoritmo ARMAX para  $n = 8$ , presentando el máximo porcentaje de clasificación posible, lo cual es coherente con el capítulo anterior dado que los valores de estimación presentados en la figura 6.5(b) y el diagrama de dispersión de la figura 7.3(b) presentan uniformidad en el transcurso del tiempo, correspondiente a los movimientos de ponerse de pie y sentarse. Por el contrario el menor % de clasificación se presenta al usar directamente las características resultantes del calculo de los ERDs para el sujeto numero 6 con 61 %. Es importante resaltar, que el porcentaje medio de clasificación del presente algoritmo es similar del modelo ARMAX  $n = 7$ . Sin embargo, este modelo (ARMAX  $n = 7$ ) presenta una mayor simetría y variabilidad durante la clasificación de los datos, ver figura 7-2, aun así, el diagrama de dispersión de la figura 7.3(a) demuestra una clara clasificación de los movimientos.



**Figura 7-2:** % de clasificación de los movimientos ponerse de pie y sentarse a través del algoritmo LDA para ME. Elaboración propia.



**Figura 7-3:** Diagrama de dispersión modelo ARMAX durante la ME. Elaboración propia.

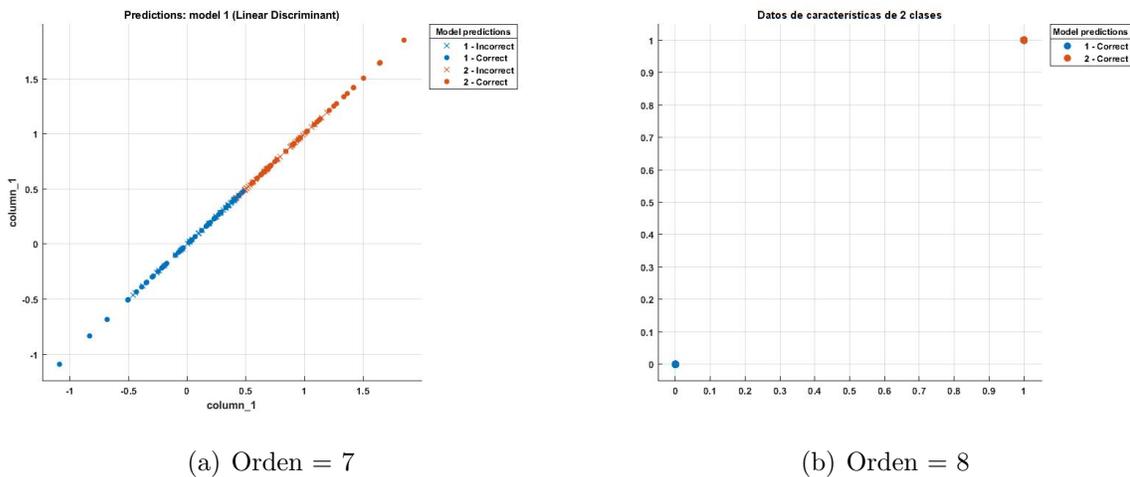
### Imaginación motora

La Tabla 7-2 representa los % medios de clasificación de cada sujeto a través del algoritmo LDA durante la tarea de imaginación motora. Se puede apreciar que los datos de clasificación de características resultantes para todos los sujetos presentan un buen rendimiento, considerando que estudios reportados en la literatura como [39, 58] tiene % de clasificación superiores a penas al 70 %.

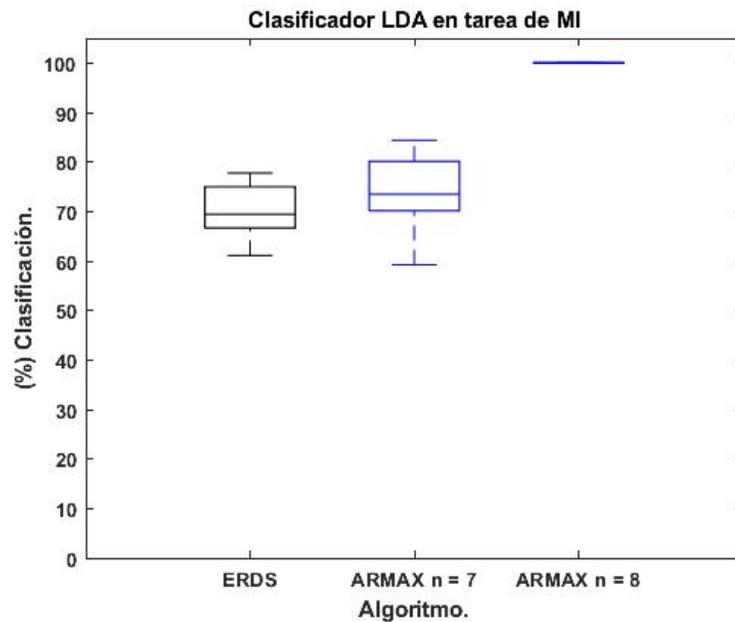
Sujeto	# ERDs	# ARMAX n=6	# ARMAX n=8
Sujeto 1	67	70	100
Sujeto 2	75	75	100
Sujeto 3	72	59	100
Sujeto 4	78	75	100
Sujeto 5	69	81	100
Sujeto 6	61	84	100
Sujeto 7	75	71	100
Sujeto 8	69	70	100
Sujeto 9	69	67	100
Sujeto 10	64	80	100

**Tabla 7-2:** Porcentaje de clasificación para cada algoritmo durante la tarea de MI. Elaboración propia.

Del resultado anterior se deduce que el método propuesto para la identificación de los movimientos tuvo un buen rendimiento en este estudio. Considerando los diagramas de dispersión de la figura 7.4(b) se aprecia que esta presenta una mínima dispersión respecto a la figura 7.4(a). Además se puede apreciar en la figura 7-5 que los datos correspondientes a las características *ERDs* presentan una mayor simetría y una menor variabilidad entre los sujetos respecto al algoritmo *ARMAX*  $n = 7$ . No obstante los valores medios de los dos algoritmos son similares y no presentan valores atípicos. Sin embargo el modelo *ARMAX*  $n = 8$  presenta un estado de clasificación superior a los demás.



**Figura 7-4:** Diagrama de dispersión modelo ARMAX durante la MI. Elaboración propia.



**Figura 7-5:** % de clasificación de los movimientos ponerse de pie y sentarse a través del algoritmo LDA para MI. Elaboración propia.

De acuerdo con estudios reportados en la literatura, para la clasificación de características durante las tareas de imaginación motora en miembros inferiores, los porcentajes de clasificación medios de dos o mas movimientos a penas superan el 70 % [39, 58]. Pocos autores han implementado estos algoritmos en tiempo real a través de exoesqueletos, resaltando que estos presentan retardos entre el estímulo y la respuesta del movimiento con tiempos medios mayores a 4 segundos [39, 70]. En el presente trabajo los % de clasificación con el sistema LDA se encuentran superiores al 70 %, donde los datos del algoritmo ARMAX de orden  $n = 8$  presenta un % medio aproximado del 100 % en todos los sujetos, por el contrario el sistema que presenta menor % de clasificación pertenece a las características de los ERDs con 61 % correspondiente al sujeto 6. Resaltamos que los hallazgos obtenidos es este proyecto sobrepasan en desempeño a los resultados encontrados en la literatura para la clasificación de este tipo de movimientos.

## 8 Conclusiones

- La ingeniería a permitido el desarrollo de tecnologías que facilitan la interacción de las personas con el ambiente, utilizando señales eléctricas provenientes del cerebro. No obstante, este tipo de sistemas presentan múltiples limitaciones en la interpretación de la actividad EEG del cerebro, debido a que son de baja amplitud, no son estacionarias y varían a lo largo del tiempo respecto a cada sujeto dado que presentan un alto contenido de ruido. En el presente trabajo de grado se presentó una metodología basada en modelos autorregresivos para el análisis de señales EEG durante la movimientos de ponerse de pie y sentarse con fin de reconocer diferencias entre las tareas de ejecución e imaginación motora.
- Para el análisis de las señales EEG, el pre - procesamiento es una de las etapas más importantes en la metodología propuesta, dado que permite disminuir la relación señal/ruido. El método utilizado “inspección visual” permitió realizar de forma detallada el reconocimiento de artefactos fisiológicos y no fisiológicos, ayudando a identificar que tan contaminada se encuentra la señal y si es necesario eliminar algunos ensayos, permitiendo tener una menor pérdida de información. A este proceso se suma la aplicación de filtros digitales los cuales permiten obtener información relacionada con la actividad sensorial-motora en los rangos de frecuencia específica. Para el caso del presente estudio se tomó solo información relacionada a las bandas Alfa y Beta, eliminando así ruidos musculares y oculares, cuyas amplitudes son considerablemente mayores a la respuesta de los movimientos ejecutados e imaginados.
- En la literatura se encuentran múltiples estudios que implementan diferentes algoritmos en el espacio tiempo-frecuencia para el análisis de la actividad electroencefalográfica. Los hallazgos mencionados en el Capítulo 5, son evidencia que que los ERDs son una excelente estrategia para el análisis de señales eléctricas cerebrales, permitiendo el reconocimiento de la actividad realizada por el sujeto para los movimientos, en las bandas de frecuencia de interés del experimento realizado. El presente estudio permitió reconocer en que banda de frecuencia se presenta la mayor potencia durante las tareas de ejecución e imaginación motora (Beta - Alfa).
- Al analizar los movimientos ponerse de pie y sentarse mediante EEG, fue posible concluir que los datos de mayor relevancia durante la tarea de ejecución motora se

presentan en la banda de frecuencia beta para los 3 canales en todos los sujetos. Por el contrario, los datos de mayor interés durante la imaginación motoras para los movimientos propuestos en el presente estudio se dan en la banda de frecuencia alfa en todos los sujetos.

- A pesar que las señales de EEG son consideradas no estacionarias, el modelo autorregresivo propuesto es capaz de estimar el movimiento imaginado o ejecutado de la persona mediante la segmentación de los datos en ventanas de un 1 sobrepuestas cada 0.5 segundo. Es interesante notar, que durante las tareas de ejecución e imaginación motora el modelo ARMAX de  $n = 8$  realiza una estimación de los estados casi perfecta. Donde, el orden del sistema es directamente proporcional al % de estimación, no obstante, en  $n < 8$  el algoritmo presenta diferencias entre las tareas, donde el movimiento ejecutado presenta menor error de estimación (NRMSE, RMES y MAE) comparado con el movimiento imaginado.
- Teniendo en cuenta la clasificación de características es posible concluir que el mejor modelo es el ARMAX  $n = 8$ , en tareas de ejecución como imaginación de los movimientos ponerse de pie y sentarse. Sin embargo los demás algoritmo se encuentran en el promedio comparados con estudios basados en miembros inferiores, es importante tener en cuenta que este tipo de movimiento es poco explorado y reportado en la literatura y en la actualidad no se conoce un metodología eficiente que utilice algoritmos autorregresivos para la identificación de los movimiento explorados en este proyecto. No obstante, los modelos ERDs han sido bastante utilizados en tareas de imaginación y ejecución motora motora y si es comparado con el modelo ARMAX el sistema de clasificación podría ser equivalen a un valor de  $n = 7$ . Es importante recalcar que los datos de ejecución motora presentan una mejor clasificación dada la potencia de las señales, donde, la potencias medias de los ERDs son al menos 3 veces mas altas respecto a la imaginación motora. Por lo tanto los % de estimación de los datos son mayores, lo que facilita la identificación del tipo de movimiento ejecutado.
- A partir de los resultados obtenidos, se encontró que es posible clasificar y estimar los movimientos de ponerse de pie y sentarse para las tareas de ejecución e imaginación motora a partir de los canales C3, Cz y C4. Dado que esta es la menor selección de canales considerada no fue necesario seleccionar canales adicionales.

### **8.0.1. Trabajos Futuros**

- Este proyecto sirve como base para el desarrollo de proyectos de Maestría y Doctorado relacionados.
- Realizar un artículo tal que pueda ser publicado en una revista de reconocimiento científico.
- Comparar un mayor número de algoritmos autorregresivos, que permitan crear un protocolo de procesamiento para los movimientos de ponerse de pie y sentarse.
- Crear un sistema en tiempo real capaz de predecir el siguiente estado deseado de la persona en los movimientos de ponerse de pie y sentarse a partir de modelos autorregresivos.



# Bibliografía

- [1] Javier de la Torre Abaitua. Procesado de señales eeg para un interfaz cerebro-máquina (bci). Master's thesis, 2012.
- [2] Leonardo José Gómez Figueroa. *Análisis de señales EEG para detección de eventos oculares, musculares y cognitivos*. PhD thesis, Industriales, 2016.
- [3] Mikel Pérez Frutos. Adquisición y tratamiento de señales eeg: caso de aplicación en java. 2019.
- [4] MATLAB. *9.9.0.1718557 (R2020b)*. The MathWorks Inc., Natick, Massachusetts, 2020.
- [5] Dong Liu, Weihai Chen, Kyuhwa Lee, Ricardo Chavarriaga, Fumiaki Iwane, Mohamed Bouri, Zhongcai Pei, and José del R Millán. Eeg-based lower-limb movement onset decoding: Continuous classification and asynchronous detection. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 26(8):1626–1635, 2018.
- [6] Suman Dutta, Mandeep Singh, and Amod Kumar. Automated classification of non-motor mental task in electroencephalogram based brain-computer interface using multivariate autoregressive model in the intrinsic mode function domain. *Biomedical Signal Processing and Control*, 43:174–182, 2018.
- [7] Andrea Noelia Bermúdez Cicchino. *Técnicas de procesamiento de EEG para detección de eventos*. PhD thesis, Universidad Nacional de La Plata, 2013.
- [8] Teng Ma, Hui Li, Lili Deng, Hao Yang, Xulin Lv, Peiyang Li, Fali Li, Rui Zhang, Tiejun Liu, Dezhong Yao, et al. The hybrid bci system for movement control by combining motor imagery and moving onset visual evoked potential. *Journal of neural engineering*, 14(2):026015, 2017.
- [9] Laxmi Shaw, G Chanakya Vamsi, and Aurobinda Routray. Study of Kalman filter based noise estimation in artifactual EEG and their quantification. pages 1–5, 2017.
- [10] H. Shahabi, S. Moghimi, and H. Zamiri-Jafarian. EEG eye blink artifact removal by EOG modeling and Kalman filter. In *2012 5th International Conference on BioMedical Engineering and Informatics*, pages 496–500, 2012.

- 
- [11] M. J. Barton, P. A. Robinson, S. Kumar, A. Galka, H. F. Durrant-Whyte, J. Guivant, and T. Ozaki. Evaluating the performance of Kalman-Filter-Based EEG Source Localization. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56(1):122–136, 2009.
- [12] Carlos Luis Marcos Rojas, Juan David Chailloux Peguero, and Emiliano Alba Blanco. Real time identification of motor imagery actions on EEG signals. *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 41:101 – 117, 04 2020.
- [13] Vickneswaran Jeyabalan, Andrews Samraj, and Loo Chu Kiong. Motor imaginary signal classification using adaptive recursive bandpass filter and adaptive autoregressive models for brain machine interface designs. *International Journal of Bioengineering and Life Sciences*, 1(5):242–249, 2017.
- [14] Rihui Li, Thomas Potter, Weitian Huang, and Yingchun Zhang. Enhancing performance of a hybrid EEG-fNIRS system using channel selection and early temporal features. *Frontiers in human neuroscience*, 11:462, 2017.
- [15] Natasha Padfield, Jaime Zabalza, Huimin Zhao, Valentin Masero, and Jinchang Ren. EEG-based brain-computer interfaces using motor-imagery: Techniques and challenges. *Sensors*, 19(6):1423, 2019.
- [16] Robert T Thibault, Michael Lifshitz, Jennifer M Jones, and Amir Raz. Posture alters human resting-state. *cortex*, 58:199–205, 2014.
- [17] Banco Mundial et al. Informe mundial sobre la discapacidad 2011. 2011.
- [18] DANE. Sala situacional de personas con discapacidad. Technical report, Ministerio de Salud y Protección Social, August 2015.
- [19] MinSalud. Personas condiscapacidad (pcd). Technical report, Ministerio de Salud y Protección Social Oficina de Promoción Social, November 2017.
- [20] Jesus Minguillon, M Angel Lopez-Gordo, and Francisco Pelayo. Trends in EEG-BCI for daily-life: Requirements for artifact removal. *Biomedical Signal Processing and Control*, 31:407–418, 2017.
- [21] Nayid Triana Guzmán, Álvaro David Orjuela-Cañón, and Andrés Leonardo Jutinico Alarcon. Incremental Training of Neural Network for Motor Tasks Recognition Based on Brain-Computer Interface. pages 610–619, 2019.
- [22] Zhu Zhongming, Lu Linong, Yao Xiaona, Zhang Wangqiang, Liu Wei, et al. Eeg signal processing and feature extraction. 2018.

- 
- [23] G Trejo-Alcantara and N Castañeda-Villa. Efecto del pre-procesamiento del EEG en el Análisis por componentes Independientes: reducción del artefacto del implante coclear en los Potenciales Evocados Auditivos. *Revista mexicana de ingeniería biomédica*, 38(1):382–389, 2017.
- [24] D. Lee, J. Jeong, K. Shim, and S. Lee. Decoding Movement Imagination and Execution From EEG Signals Using Bci-Transfer Learning Method Based on Relation Network. In *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pages 1354–1358, 2020.
- [25] Pedro I Rostagno, Melina Weiss, Lucia C Carrere, Leandro G Escher, and Carolina C Tabernig. Desynchronization related to the motor attempt of patients with hemiplegia: case studies, with and without visual feedback. *vol*, 22:13–18.
- [26] Vangelis P Oikonomou, Alexandros T Tzallas, and Dimitrios I Fotiadis. A Kalman filter based methodology for eeg spike enhancement. *Computer methods and programs in biomedicine*, 85(2):101–108, 2017.
- [27] M Kamrunnahar and Steven J Schiff. A square root ensemble Kalman filter application to a motor-imagery brain-computer interface. In *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 6385–6388. IEEE, 2011.
- [28] Trieu Phat Luu, Yongtian He, Sho Nakagame, Jeffrey Gorges, Kevin Nathan, and Jose L Contreras-Vidal. Unscented Kalman filter for neural decoding of human treadmill walking from non-invasive electroencephalography. In *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pages 1548–1551. IEEE, 2016.
- [29] Sho Nakagome, Trieu Phat Luu, Justin A Brantley, and Jose L Contreras-Vidal. Prediction of EMG envelopes of multiple terrains over-ground walking from eeg signals using an unscented Kalman filter. In *2017 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pages 3175–3178. IEEE, 2017.
- [30] Valerie Morash, Ou Bai, Stephen Furlani, Peter Lin, and Mark Hallett. Classifying eeg signals preceding right hand, left hand, tongue, and right foot movements and motor imageries. *Clinical Neurophysiology*, 119(11):2570–2578, 2008.
- [31] Michael Villiger, Natalia Estévez, Marie-Claude Hepp-Reymond, Daniel Kiper, Spyros S Kollias, Kynan Eng, and Sabina Hotz-Boendermaker. Enhanced activation of motor execution networks using action observation combined with imagination of lower limb movements. *PloS one*, 8(8), 2013.

- 
- [32] Girijesh Prasad, Pawel Herman, Damien Coyle, Suzanne McDonough, and Jacqueline Crosbie. Using motor imagery based brain-computer interface for post-stroke rehabilitation. In *2009 4th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*, pages 258–262. IEEE, 2009.
- [33] Victor Hugo C. Albuquerque, Ioannis Xygonakis, Alkinoos Athanasiou, Niki Pandria, Dimitris Kugiumtzis, and Panagiotis D. Bamidis. Decoding motor Imagery through Common Spatial Pattern Filters at the EEG Source Space. *Computational Intelligence and Neuroscience Hindawi*, 2018:10, August 2018.
- [34] Wansu Lim and Yeon-Mo Yang. Classification improvement using an unscented Kalman filter in brain computer interface systems. *International Journal of Computational Vision and Robotics*, 7(6):723–729, 2017.
- [35] Franck Di Rienzo, Ursula Debarnot, Sébastien Daligault, Elodie Saruco, Claude Delpuech, Julien Doyon, Christian Collet, and Aymeric Guillot. Online and offline Performance Gains Following Motor Imagery Practice: A Comprehensive Review of Behavioral and Neuroimaging Studies. *Frontiers in Human Neuroscience*, 10, June 2016.
- [36] Aysa Jafarifarmand and Mohammad Ali Badamchizadeh. EEG Artifacts Handling in a Real Practical Brain–Computer Interface Controlled Vehicle. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 27(6):1200–1208, June 2019.
- [37] S Yu Gordleeva, MV Lukoyanov, SA Mineev, MA Khoruzhko, VI Mironov, A Ya Kaplan, and VB Kazantsev. Exoskeleton control system based on motor-imaginary brain–computer interface. , 9(3 (eng)), 2017.
- [38] Athanasios Vourvopoulos, Carolina Jorge, Rodolfo Abreu, Patrícia Figueiredo, Jean-Claude Fernandes, and Sergi Bermudez i Badia. Efficacy and brain imaging correlates of an immersive motor imagery bci-driven vr system for upper limb motor rehabilitation: A clinical case report. *Frontiers in human neuroscience*, 13:244, 2019.
- [39] Junhyuk Choi, Keun Tae Kim, Ji Hyeok Jeong, Laehyun Kim, Song Joo Lee, and Hyungmin Kim. Developing a motor imagery-based real-time asynchronous hybrid bci controller for a lower-limb exoskeleton. *Sensors*, 20(24):7309, 2020.
- [40] Omneya Attallah, Jaidaa Abougharbia, Mohamed Tamazin, and Abdelmonem A Nasser. A bci system based on motor imagery for assisting people with motor deficiencies in the limbs. *Brain sciences*, 10(11):864, 2020.
- [41] Madiha Tariq, Pavel M Trivailo, and Milan Simic. Mu-beta event-related (de) synchronization and eeg classification of left-right foot dorsiflexion kinaesthetic motor imagery for bci. *Plos one*, 15(3):e0230184, 2020.

- [42] Agustina Garcés Correa, Lorena L Orosco, Pablo Diez, and Eric Laciari Leber. Adaptive filtering for epileptic event detection in the EEG. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 39(6):912–918, 2019.
- [43] Gert Pfurtscheller and FH Lopes Da Silva. Event-related eeg/meg synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical neurophysiology*, 110(11):1842–1857, 1999.
- [44] Megumi Okawada, Fuminari Kaneko, Keiichiro Shindo, Masaki Yoneta, Katsuya Sakai, Kohei Okuyama, Kazuto Akaboshi, and Meigen Liu. Kinesthetic illusion induced by visual stimulation influences sensorimotor event-related desynchronization in stroke patients with severe upper-limb paralysis: A pilot study. *Restorative Neurology and Neuroscience*, (Preprint):1–11, 2020.
- [45] Rattanaphon Chaisaen, Phairot Autthasan, Nopparada Mingchinda, Pitshaporn Lee-laarporn, Narin Kunaseth, Suppakorn Tammajarung, Poramate Manoonpong, Subhas Chandra Mukhopadhyay, and Theerawit Wilaiprasitporn. Decoding eeg rhythms during action observation, motor imagery, and execution for standing and sitting. *IEEE Sensors Journal*, 20(22):13776–13786, 2020.
- [46] B. Blankertz, R. Tomioka, S. Lemm, M. Kawanabe, and K. Muller. Optimizing Spatial filters for Robust EEG Single-Trial Analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 25(1):41–56, 2008.
- [47] DAVID FELIPE DCROZ Barón. *Reconocimiento de imaginación motora de señales EEG en el dominio temporal aplicando modelos paramétricos*. PhD thesis, Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, 2011.
- [48] Md. Toky Foysal Talukdar, Shahnewaz Karim Sakib, Naqib Sad Pathan, and Shaikh Anowarul Fattah. Motor imagery eeg signal classification scheme based on autoregressive reflection coefficients. In *2014 International Conference on Informatics, Electronics Vision (ICIEV)*, pages 1–4, 2014.
- [49] C. S. Kim, J. Sun, D. Liu, Q. Wang, and S. G. Paek. Removal of ocular artifacts using ICA and adaptive filter for motor imagery-based BCI. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, pages 1–8, 2017.
- [50] Godofredo Diéguez Castillo and José Luis Velayos de Jorge. *Anatomía y fisiología del sistema nervioso central*. Fundación Univ. San Pablo, 2015.
- [51] ANGEL CHU LEE, SILVANA CUENCA BUELE, and MARCELO ISAIAS LOPÉZ. 29 anatomia y fisiologia del sistema nervioso.
- [52] X. Chen, X. Xu, A. Liu, S. Lee, X. Chen, X. Zhang, M. J. McKeown, and Z. J. Wang. Removal of Muscle Artifacts From the EEG: A review and recommendations. *IEEE Sensors Journal*, 19(14):5353–5368, 2019.

- 
- [53] Camilo Andrés Ortiz Daza, Fredys A Simanca H, Fabian Blanco Garrido, and Daniel Burgos. Motor imagery experiment using bci: An educational technology approach. In *Radical Solutions and Learning Analytics*, pages 81–98. Springer, 2020.
- [54] Andrés Felipe Pérez Zapata. Classification of motor imagery eeg signals using a cnn architecture and a meta-heuristic optimization algorithm for selecting training parameters. 2019.
- [55] Chao Chen, Jiaxin Zhang, Abdelkader Nasreddine Belkacem, Shanting Zhang, Rui Xu, Bin Hao, Qiang Gao, Duk Shin, Changming Wang, and Dong Ming. G-causality brain connectivity differences of finger movements between motor execution and motor imagery. *Journal of healthcare engineering*, 2019, 2019.
- [56] g.tec medical engineering Gmbh. Instruction for use v1.16.06 g.nautilus pro [manual de software informático]. 2017.
- [57] Santiago Ezequiel Marengo. Tipos de imaginación motora y procesamiento predictivo. *Poiésis*, 1(34):58–71, 2018.
- [58] Eoin Thomas, Joan Fruitet, and Maureen Clerc. Investigating brief motor imagery for an erd/ers based bci. In *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 2929–2932. IEEE, 2012.
- [59] Xin Deng, Boxian Zhang, Ke Liu, Jin Wang, Pengfei Yang, and Chengxin Hu. The classification of motor imagery eeg signals based on the time-frequency-spatial feature. In *2021 IEEE 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS)*, pages 6–11. IEEE, 2021.
- [60] Roberto Alejandro Alagia Gimeno. *Procesamiento de artefactos en EEG para aplicaciones de comunicación y control*. PhD thesis, Universitat Politècnica de València, 2018.
- [61] Jan van Erp, Fabien Lotte, and Michael Tangermann. Brain-computer interfaces: Beyond Medical Applications. *Computer*, 45(4):26–34, April 2012.
- [62] S Yu Gordleeva, MV Lukoyanov, SA Mineev, MA Khoruzhko, VI Mironov, A Ya Kaplan, and VB Kazantsev. Exoskeleton control system based on motor-imaginary brain-computer interface. , 9(3 (eng)), 2017.
- [63] Wajid Mumtaz, Suleman Rasheed, and Alina Irfan. Review of challenges associated with the eeg artifact removal methods. *Biomedical Signal Processing and Control*, 68:102741, 2021.

- 
- [64] O. R. Pinheiro, L. R. G. Alves, and J. R. D. Souza. EEG Signals Classification: Motor Imagery for Driving an Intelligent Wheelchair. *IEEE Latin America Transactions*, 16(1):254–259, 2018.
- [65] Robert Oostenveld. Fieldtrip. In *FieldTrip* (<https://github.com/fieldtrip/fieldtrip>). GitHub, 2021.
- [66] Shuang Qiu, Weibo Yi, Jiapeng Xu, Hongzhi Qi, Jingang Du, Chunfang Wang, Feng He, and Dong Ming. Event-related beta eeg changes during active, passive movement and functional electrical stimulation of the lower limb. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 24(2):283–290, 2015.
- [67] Dandan Huang, Kai Qian, Ding-Yu Fei, Wenchuan Jia, Xuedong Chen, and Ou Bai. Electroencephalography (eeg)-based brain–computer interface (bci): A 2-d virtual wheelchair control based on event-related desynchronization/synchronization and state control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 20(3):379–388, 2012.
- [68] Mauro y Mazzoleni Stefano Camargo-Vargas, Daniela y Callejas-Cuervo. Sistemas de interfaces cerebro-computadora para la rehabilitación de miembros superiores e inferiores: una revisión sistemática. *Sensores*.
- [69] Gert Pfurtscheller, Christa Neuper, and Gunther Krausz. Functional dissociation of lower and upper frequency mu rhythms in relation to voluntary limb movement. *Clinical neurophysiology*, 111(10):1873–1879, 2000.
- [70] Laura Ferrero, Mario Ortiz, Vicente Quiles, Eduardo Iáñez, José A Flores, and José M Azorín. Brain symmetry analysis during the use of a bci based on motor imagery for the control of a lower-limb exoskeleton. *Symmetry*, 13(9):1746, 2021.