



IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL PARA UNA SILLA DE RUEDAS  
MEDIANTE SEÑALES ENCEFALOGRÁFICAS (EEG) Y POTENCIALES EVOCADOS  
VISUALES EN ESTADO ESTACIONARIO (SSVEP)

LAURA CAMILA GARCES HIDALGO  
CÓDIGO: 20561822059  
RICHARD EDUARDO CARVAJAL MUÑOZ  
CÓDIGO: 20561822963

UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO  
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA, ELECTRÓNICA Y BIOMÉDICA  
PROGRAMA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA  
POPAYÁN, CAUCA, COLOMBIA  
2023

IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL PARA UNA SILLA DE RUEDAS  
MEDIANTE SEÑALES ENCEFALOGRÁFICAS (EEG) Y POTENCIALES EVOCADOS  
VISUALES EN ESTADO ESTACIONARIO (SSVEP)

LAURA CAMILA GARCÉS HIDALGO - RICHARD EDUARDO CARVAJAL MUÑOZ

PROYECTO DE GRADO PRESENTADO COMO REQUISITO PARCIAL PARA OPTAR  
AL TÍTULO DE:  
**INGENIERO BIOMÉDICO**

DIRECTOR (A):  
CESAR AUGUSTO QUINAYAS BURGOS

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:  
INGENIERÍA DE REHABILITACIÓN

UNIVERSIDAD ANTONIO NARIÑO  
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA ELECTRÓNICA Y BIOMÉDICA  
PROGRAMA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA  
POPAYÁN, CAUCA, COLOMBIA  
2023

Nota de Aceptación

El trabajo de grado titulado

\_\_\_\_\_, Cumple con los  
requisitos para optar

Al título de

\_\_\_\_\_.

\_\_\_\_\_  
Firma del Tutor

\_\_\_\_\_  
Firma Jurado

\_\_\_\_\_  
Firma Jurado

Popayán 26 Julio 2023

### *Dedicatoria*

*Este proyecto va dedicado a todas aquellas personas con falencias de movilidad, nos llena de orgullo contribuir con soluciones para mejorar un poco su calidad de vida; sus capacidades siempre serán más grandes que cualquier discapacidad.*

*Dedicado a nosotros, por nuestro esfuerzo, por sobrepasar cada obstáculo y dar por cumplida esta meta académica.*

## **AGRADECIMIENTOS**

*Un camino lleno de aventuras que hoy llega a su fin, dando paso a una nueva etapa donde aprender “nunca pasa de moda”. La ingeniería biomédica es una profesión llena de magia, donde la innovación se convierte en una necesidad; nunca imaginé que, al emprender este camino, me toparía con personas tan maravillosas que día a día, contribuirían en mi desarrollo tanto profesional como personal, personas a las cuales hoy solo me queda decir gracias.*

*Sobran los motivos para decirle a Dios gracias, gracias por ser mi guía en este lindo proceso, por iluminar mi camino y siempre escuchar mis oraciones, a la santísima Virgen María por acogerme bajo su manto y siempre brindarme la serenidad que necesité para afrontar cada prueba, agradezco a mis padres Patricia y Javier, a mi hermano Daniel, a mi abuelito Silvio, por brindarme su apoyo incondicional, por darme la fuerza, por ser mi soporte y siempre estar ahí con sus palabras de aliento y su infinito amor, no menos importante agradecer a mi abuelita, el angelito que me acompaña desde el cielo, aquel que sé que aún me cuida y que siempre estará conmigo. Quiero expresar mi más profundo agradecimiento a mi compañero y amigo Richard Carvajal, con quien desarrollamos con éxito este proyecto, sin su dedicación, esfuerzo, apoyo y demás, esta meta que hoy damos por cumplida, no habría sido posible, gracias por hacer este camino mucho más ameno y por convertirte en mi compañero de aventuras.*

*No es posible dejar de lado a nuestros profesores quienes, con paciencia y dedicación, lograron orientarnos en todo nuestro proceso académico, haciendo de nosotros mejores personas y unos grandes profesionales, su disposición y apoyo fueron fundamentales en todo nuestro camino, gracias por resolver nuestras dudas, por atender nuestras inquietudes y por nunca dejarnos desfallecer.*

*De una manera muy especial, dar las gracias a nuestro compañero y amigo Santiago Erazo, por su ayuda, cariño y comprensión, por siempre darnos palabras de aliento cuando parecía que no había una luz, por siempre estar ahí para nosotros y contribuir con sus conocimientos al desarrollo de este proyecto. A don Wilson Gutiérrez por siempre estar presto a colaborarnos en todo lo que necesitamos, por el apoyo y su constante motivación.*

*Deseo agradecer a mis amigos, fieles testigos de que este camino no fue fácil de recorrer, a aquellos que, en medio de las lágrimas, frustración, obstáculos y demás, siempre estuvieron ahí, dándome su apoyo, recordándome cada día, que la dificultad que enfrentaba era lo que me convertiría en una gran profesional, que todo el esfuerzo valdría la pena y hoy puedo darles toda la razón.*

*Gracias por siempre creer en mí, por hacer parte de una de las más grandes aventuras de mi vida, gracias por su constante apoyo, por el amor y por siempre estar ahí, esta es una meta cumplida y quedan muchas más por cumplir.*

**LAURA CAMILA GARCES HIDALGO**

*Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que contribuyeron de manera significativa en la realización de mi proyecto final de grado en ingeniería biomédica. Su apoyo incondicional y valiosas contribuciones han sido fundamentales para el éxito de este proyecto.*

*En primer lugar, me gustaría agradecer a mi abuela Aura Marlene, y madre Claudia Patricia por su constante apoyo, paciencia y amor incondicional, sin dejar atrás a mi padre que desde el cielo me manda energía para no desertar. Gracias por creer en mí y por ser mi mayor fuente de inspiración. Su aliento y sacrificio han sido fundamentales para alcanzar esta meta académica.*

*También quiero expresar mi profundo agradecimiento a mi compañera de proyecto Laura Camila Garces. Su dedicación, trabajo en equipo y compromiso con el proyecto fueron indispensables. Juntos enfrentamos desafíos y superamos obstáculos, y estoy realmente agradecido por su colaboración y amistad durante todo este proceso.*

*No puedo dejar de mencionar a nuestros profesores y mentores, quienes nos brindaron orientación y conocimientos especializados que enriquecieron nuestro proyecto. Sus valiosas enseñanzas y su disposición para responder nuestras preguntas fueron fundamentales para nuestro crecimiento académico y profesional.*

*Además, quiero agradecer a nuestros amigos y seres queridos que nos brindaron su apoyo moral y comprensión durante este intenso periodo de trabajo. Hago una mención importante a un amigo y compañero Santiago Erazo que con su ayuda pudimos dar un paso importante en la realización de este proyecto, sus palabras de aliento y ánimos junto con sus conocimientos en el área ingenieril, nos motivaron a seguir adelante y nos recordaron la importancia de disfrutar el proceso.*

*Por último, quiero reconocer a todas las personas anónimas que participaron en nuestra investigación y nos brindaron acceso a sus conocimientos y experiencia. Que nuestro padre creador con su infinita bondad los bendiga grandemente.*

**RICHARD EDUARDO CARVAJAL MUÑOZ**



## Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN .....	1
2. CAPÍTULO 1 .....	3
2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	3
2.2 PREGUNTA PROBLEMA .....	4
2.3 UBICACIÓN DENTRO DE LAS LÍNEAS DE TRABAJO DEL PROGRAMA .....	4
2.4 OBJETIVOS .....	4
2.4.1 Objetivo general .....	4
2.4.2 Objetivos específicos .....	4
3. CAPÍTULO 2 ESTADO DEL ARTE .....	7
4. CAPÍTULO 3 MARCO TEÓRICO.....	21
4.1 SEÑALES ENCEFALOGRÁFICAS (EEG): .....	22
4.2 ONDAS O RITMOS CEREBRALES.....	22
4.2.1 ONDAS ALFA ( 8 a 13 Hz).....	22
4.2.2 ONDAS THETA (3.5 a 7,5) .....	23
4.3 TRASTORNOS DE MOVIMIENTO .....	23
4.4 PARÁLISIS CORPORAL .....	23
4.4.1 DIPLEJIA .....	23
4.4.2 HEMIPLEJIA .....	24
4.4.3 TETRAPLEJIA .....	24
4.5 INTERFAZ CEREBRO COMPUTADOR (BCI).....	24
4.5.1 DISPOSITIVOS INVASIVOS.....	25
4.5.2 DISPOSITIVOS NO INVASIVOS .....	25
4.6 SISTEMA DE UBICACIÓN DE ELECTRODOS .....	26
4.7 MACHINE LEARNING .....	27
4.7.1 APRENDIZAJE SUPERVISADO.....	27
4.7.2 APRENDIZAJE NO SUPERVISADO .....	28
4.8 POTENCIALES EVOCADOS VISUALES EN ESTADO ESTACIONARIO (SSVEP) .....	28
5. CAPÍTULO 4 METODOLOGÍA .....	30

5.1 FASE 1: Adquisición de señales EEG utilizando potenciales evocados visuales en estado estacionario.....	30
5.2 FASE 2: Diseño del sistema de control de alto nivel a utilizar .....	33
5.3 FASE 3: Diseño del sistema de control de bajo nivel a utilizar .....	38
5.4 FASE 4: Realización de pruebas en pacientes tanto comprometidos como no comprometidos cognitivamente o con falencias en la movilidad.....	40
6. CAPÍTULO 5 RESULTADOS.....	42
6.1 Adquisición de una base de datos de señales EEG utilizando potenciales evocados visuales en estado estacionario aplicado a pacientes sanos.....	42
6.2 Implementación del sistema de control de alto nivel (red neuronal). .....	49
6.3 Implementación del sistema de control de bajo nivel (control de movimiento de la silla).....	51
6.4 Desarrollo de pruebas de validación del prototipo de la silla de ruedas.....	59
7. CONCLUSIONES .....	68
8. BIBLIOGRAFÍA.....	71
9. APÉNDICES .....	74

## LISTA DE TABLAS

Tabla 1 Artículo Switch Mode To Control A Wheelchair Through EEG Signals .....	7
Tabla 2 Artículo Brain Controlled Wheelchair: A Smart Prototype .....	9
Tabla 3 Artículo A Synergetic Brain-Machine Interfacing Paradigm For Multi-Dof Robot Control .....	10
Tabla 4 Artículo EEG Signals Classification: Motor Imagery For Driving An Intelligent Wheelchair .....	12
Tabla 5 Artículo Indirect Control Of An Autonomous Wheelchair Using SSVEP BCI .....	15
Tabla 6 Artículo EEG Source Imaging Enhances The Decoding Of Complex Right-Hand Motor Imagery Tasks.....	17
Tabla 7 Artículo An SSVEP Based Brain Computer Interface System To Control Electric Wheelchairs .....	18
Tabla 8 Identificación del lóbulo .....	26
Tabla 9 Adquisición para Un canal ubicado en la posición Oz del sistema de posicionamiento 10/20 .....	45
Tabla 10 Adquisición para tres canales ubicados en las posiciones PO3, OZ, PO4 del sistema de posicionamiento 10/20 .....	47
Tabla 11 Adquisición para cinco canales ubicados en las posiciones PO1,PO3, OZ, PO4, PO2 del sistema de posicionamiento 10/20.....	48
Tabla 12 Potencia de los motores .....	53
Tabla 13 Velocidad de los motores calculada con 12 voltios y ruedas con un radio de 20 centímetros .....	55
Tabla 14 Porcentaje de error de los sensores .....	57
Tabla 15 Resultados sensores adelante y atrás .....	58
Tabla 16 Precisión de las Redes neuronales.....	60
Tabla 17 Pruebas de validación Sujeto 1 .....	61
Tabla 18 Pruebas de validación Sujeto 2 .....	61
Tabla 19 Comparación de datos adquiridos .....	62
Tabla 20 Porcentajes de error .....	62
Tabla 21 Precisión de las Redes neuronales.....	64
Tabla 22 Pruebas de validación Sujeto 1 .....	65
Tabla 23 Pruebas de validación Sujeto 2 .....	65
Tabla 24 Pruebas de validación Sujeto 3 .....	66
Tabla 25 Comparación de datos.....	66
Tabla 26 Porcentaje de error.....	66

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Diagrama de conexión entre conceptos .....	21
Figura 2a y 2b Ubicación de los electrodos vista sagital y vista superior .....	26
Figura 3 Diagrama de metodología .....	30
Figura 4a y 4b Casco ultra cortex mark4 .....	31
Figura 5 Interfaz gráfica de los estímulos visuales .....	31
Figura 6 Diagrama de flujo del código de adquisición.....	32
Figura 7 Diagrama sistema de control de alto nivel .....	33
Figura 8 Diagrama de red neuronal.....	37
Figura 9 Diagrama sistema de control de bajo nivel .....	38
Figura 10 Diagrama de flujo del código de control de los motores.....	39
Figura 11a y 11b Motores y controlador Monster motoshield .....	39
Figura 12 Diagrama de flujo del código de control de los sensores .....	40
Figura 13 Entorno controlado .....	41
Figura 14 Toma de señales según cada estímulo.....	42
Figura 15a y 15b Graficas de señal de estímulo visual arriba.....	43
Figura 16a y 16b Verificación de toma de señales estímulo visual arriba .....	43
Figura 17a y 17b Verificación de toma de señales estímulo visual derecha.....	44
Figura 18a y 18b Verificación de toma de señales estímulo visual arriba .....	44
Figura 19 Señales en raw de los estímulos visuales .....	49
Figura 20 Señales de los estímulos visuales filtradas.....	50
Figura 21a y 21b Medición de voltaje y corriente del circuito.....	52
Figura 22 Gráfico de potencia respecto al voltaje .....	53
Figura 23 Cálculo de la velocidad de los motores.....	54
Figura 24 Gráfico de velocidad respecto a la salida digital .....	55
Figura 25a y 25b Medición de distancia .....	56
Figura 26 Espacio de prueba de sensores .....	57
Figura 27 Sujeto 1 .....	59
Figura 28 Sujeto 2 .....	60
Figura 29 Sujeto 1 .....	63
Figura 30 Sujeto 2 .....	63
Figura 31 Sujeto 3.....	64

## LISTA DE ECUACIONES

Ecuación 1 Relación señal ruido .....	33
Ecuación 2 Media .....	34
Ecuación 3 Desviación estándar .....	34
Ecuación 4 Energía .....	35
Ecuación 5 Curtosis.....	35
Ecuación 6 Skewness.....	35
Ecuación 7 Valor RMS.....	35
Ecuación 8 Cruces por cero .....	36
Ecuación 9 Media de Welch .....	36
Ecuación 10 Ancho de banda.....	36
Ecuación 11 Potencia .....	52
Ecuación 12 Velocidad .....	54
Ecuación13 Porcentaje de error .....	58

## TABLA DE APENDICES

Apéndice 1 Repositorio GitHub .....	74
Apéndice 2 Protocolo de toma de señales .....	74
Apéndice 3 Consentimiento informado .....	75
Apéndice 4 Pruebas de validación con redes personalizadas.....	76
Apéndice 5 Imágenes del prototipo final.....	88

## RESUMEN

---

La perturbación del aparato motor del cuerpo, dificulta el desarrollo de diversas actividades propias de la vida cotidiana, dicha perturbación puede ser ocasionada por factores congénitos, hereditarios o adquiridos, tales como malformaciones congénitas, traumatismos, infecciones, parálisis cerebral, enfermedades cerebrales o accidentes vasculares, ocasionando que la persona pierda total o parcialmente el movimiento de sus extremidades, impidiendo de esta manera, que logre llevar a cabo sus tareas del día a día con facilidad. Al verse la necesidad de que las personas que presentan este tipo de discapacidad recuperen su autonomía al momento de llevar a cabo tareas relativamente sencillas, se crean múltiples ayudas, dispositivos que van desde un bastón hasta una silla de ruedas, los cuales asisten a la persona afectada.

En este orden de ideas, con el fin de presentar una tecnología asistencial, que cumpla con el propósito de facilitar la movilidad de aquellas personas que carecen de la misma, se plantea el uso de una de las tecnologías más recientes, dirigida a una silla de ruedas accionada por medio de motores y mecanismos de acción, dicha tecnología, consiste en la detección de intenciones de movimiento, provenientes del cerebro a través de las señales que este mismo genera, aplicando diversas técnicas de adquisición y el ventaneo, al momento de procesarlas.

Se expone el desarrollo de un prototipo funcional de una silla de ruedas, cuya movilidad está dada mediante señales encefalográficas, generadas a raíz de la estimulación de la retina del usuario, la cual es originada por estímulos que oscilan a diferentes frecuencias, diferenciando de esta manera, cada uno de los movimientos que la silla puede realizar (adelante, atrás, derecha e izquierda).

Para lograr la identificación de las intenciones de movimiento, se lleva a cabo el entrenamiento de dos redes neuronales, partiendo del uso de datos de cada usuario, dichas redes, presentan un alto porcentaje de precisión, llegando hasta el 91%. Para el entrenamiento de las mismas, se extrajeron características de las señales, como la media, el valor RMS, la curtosis, entre otras y se procesaron utilizando el lenguaje de programación Python en el entorno de Visual Studio Code.

**Palabras clave:** EEG, Discapacidad motora, SSEVP, Silla de ruedas, red neuronal

## ABSTRACT

---

The disturbance of the motor system of the body, hinders the development of various activities of daily life, this disturbance can be caused by congenital, hereditary or acquired factors, such as congenital malformations, trauma, infections, cerebral palsy, brain diseases or vascular accidents. , causing the person to lose all or part of the movement of their extremities, thus preventing them from being able to carry out their daily tasks with ease. Seeing the need for people with this type of disability to recover their autonomy when carrying out relatively simple tasks, multiple aids are created, devices ranging from a cane to a wheelchair, which assist the person affected.

In order to present assistive technology that fulfills the purpose of facilitating the mobility of those people who lack it, the use of one of the most recent technologies is proposed, aimed at a wheelchair. wheels powered by motors and mechanisms of action, this technology consists of the detection of movement intentions, coming from the brain through the signals that it generates, applying various acquisition and windowing techniques, when processing them.

The development of a functional prototype of a wheelchair is exposed, whose mobility is given by means of encephalographic signals, generated as a result of the stimulation of the user's retina, which is caused by stimuli that oscillate at different frequencies, differentiating in this way , each of the movements that the chair can perform (forward, backward, right and left).

To achieve the identification of movement intentions, the training of two neural networks is carried out, based on the use of data from each user, these networks present a high percentage of precision, reaching up to 91%. For their training, characteristics of the signals were extracted, such as the mean, the RMS value, the kurtosis, among others, and they were processed using the Python programming language in the Visual Studio Code environment.

Keywords: EEG, motor disability, SSEVP, wheelchair, neural network

# INTRODUCCIÓN

---

Cada movimiento corporal, desde el más simple, como sonreír, hasta el más complejo, como caminar, conlleva una interconexión de alto nivel entre el cerebro y la médula espinal, así como una estrecha relación entre los nervios y los músculos. Según estadísticas del Instituto Nacional de Salud, se estima que en Colombia, aproximadamente el 6.8% de la población presenta algún tipo de trastorno del movimiento, lo que implica la pérdida total o parcial del movimiento, dejando a la persona en condición de discapacidad [1], este problema puede ser causado por diversos factores tanto externos como congénitos, entre los cuales, las enfermedades cerebrales juegan un papel significativo, ya que pueden afectar la movilidad de la persona que las padece, se observa que el 34% de los casos de trastornos del movimiento en Colombia están asociados con enfermedades cerebrales, como la enfermedad de Parkinson, la ataxia y la distonía [2].

La mayoría de las personas que se encuentran en condición de discapacidad, tienden a carecer de una buena calidad de vida, lamentablemente estos dos conceptos son inversamente proporcionales, entre mayor sea la afección, mayores serán los problemas con los cuales deberá lidiar; el ejemplo más claro, se puede observar en la carencia de una vida autónoma, debido a que comenzarán a depender de un tercero para poder llevar a cabo sus tareas cotidianas en diversos entornos (social, familiar, escolar, laboral, entre otros), aumentando así, la posibilidad de desencadenar episodios de profunda tristeza, más conocidos como depresión, trastorno mental que afecta aproximadamente al 4.7% de los colombianos según un informe de la Organización Mundial de la Salud [3].

En el afán de encontrar una tecnología asistencial, que contribuya a que la persona discapacitada recupere su autonomía, específicamente a aquellas que padecen de movilidad reducida, se han creado ayudas asistenciales, con el propósito de suplir dicha falencia, una de las tecnologías más recientes, hace referencia a la detección de intenciones de movimiento mediante señales cerebrales, haciendo uso de sistemas cerebro computadora (BCI) [4]. La detección de intenciones de movimiento mediante señales cerebrales y el uso de sistemas BCI han demostrado un gran potencial en la creación de dispositivos y tecnologías que permiten a las personas con discapacidad motora recuperar la autonomía en sus actividades diarias. La implementación de estos sistemas de control en tecnologías asistenciales representa un avance significativo en el campo de la rehabilitación, ofreciendo nuevas oportunidades para mejorar la calidad de vida y la inclusión de las personas con discapacidad motora.

Es por esto que el presente proyecto desarrolla la implementación de un sistema de control para una silla de ruedas mediante señales electroencefalográficas y potenciales visuales en estado estacionario, exponiéndose como una tecnología asistencial innovadora [5], para ello, se plantea la creación de dos sistemas de control, uno de alto nivel, el cual, haciendo uso de redes neuronales, tiene como propósito identificar la intención de movimiento del usuario y enviarla a un segundo sistema, de bajo nivel, que cumple el papel de recibir dichas intenciones y accionar motores en la silla de ruedas para que estos impulsen las ruedas las cuales giran según corresponda (adelante, atrás, derecha, e izquierda).

Al contemplar la idea de presentar una tecnología con componentes no usados, para suplir la necesidad existente en las personas con discapacidad motora, se toma la decisión de trabajar con los dos sistemas de control mencionados previamente, debido a que este método, es uno de los más recientes, utilizados para la creación de tecnologías asistenciales similares, demostrando de esta manera, el compromiso dirigido hacia el desarrollo de soluciones que le saquen provecho a los diversos avances presentados en el campo, todo con la finalidad de brindar una mejora a la calidad de vida de todas aquellas personas con discapacidad motora, abriendo paso a un futuro más inclusivo y accesible.

Dentro de este primer capítulo, se expone el problema al cual se desea brindar solución, contextualizando el entorno en el cual se encuentra, la importancia que presenta la solución planteada dentro del proyecto y los objetivos que se alcanzan a lo largo del desarrollo de la tesis, especificando el alcance y características que tiene el prototipo planteado.

## **2.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

La limitación presente en las personas con trastorno de movimiento, ha motivado avances en la ingeniería biomédica para desarrollar tecnologías asistenciales que mejoren la calidad de vida de las personas con discapacidad motora. En Colombia, se están desarrollando diversas tecnologías asistenciales innovadoras para personas con movilidad reducida como lo son las tecnologías de control por voz, dispositivos de Estimulación Eléctrica Funcional (FES) y sillas de ruedas motorizadas, tecnologías a las que no todos los tipos de pacientes como los cuadripléjicos pueden hacer uso, ya que no tienen movimiento en sus extremidades y su falta de timbre vocal impiden el uso de las mismas.

En este contexto, se han realizado investigaciones en el campo de las interfaces cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en inglés), la cuales utilizan señales encefalográficas y potenciales visuales en estado estacionario para controlar dispositivos de asistencia. Las interfaces cerebro-computadora (BCI) han mostrado resultados prometedores, un estudio realizado por investigadores de la Universidad de Pittsburgh y la Universidad de Utrecht encontró que el 75% de los participantes con tetraplejia pudieron controlar un brazo robótico utilizando señales cerebrales a través de una interfaz BCI [6]. Por otra parte, la tecnología de exoesqueletos también ha tenido un impacto significativo en la movilidad de las personas con paraplejia; según un informe publicado por la Agencia Internacional de Energía, se estima que para el año 2025, aproximadamente el 70% de las personas con paraplejia en países desarrollados, podrían beneficiarse de los exoesqueletos para caminar y recuperar parte de su movilidad [7].

Es aquí, donde resulta importante destacar que en Colombia la disponibilidad de tecnologías asistenciales avanzadas, como una silla de ruedas accionada por señales encefalográficas y potenciales visuales en estado estacionario, sigue siendo limitada. A pesar de que se han logrado avances en la investigación y desarrollo de estas tecnologías, aún existen barreras para su implementación a gran escala, como la falta de acceso, los costos asociados y la necesidad de una mayor concientización y capacitación de los profesionales de la salud. Es fundamental promover la inversión en investigación

y desarrollo de tecnologías asistenciales en Colombia, así como establecer políticas y programas que faciliten el acceso a estas tecnologías para las personas con discapacidad motora. De esta manera, se podrá mejorar significativamente la calidad de vida y la inclusión de este grupo de población.

## **2.2 PREGUNTA PROBLEMA**

Aquellas personas que cuentan con un trastorno de movimiento, requieren de algún tipo de ayuda asistencial que les permita continuar con las tareas de su día a día, varias investigaciones plasman tipos de soluciones, haciendo uso de la detección de intenciones de movimiento mediante señales cerebrales y de sistemas BCI, siendo esta una técnica de gran utilidad al momento de crear tecnologías asistenciales dirigidas a esta población en específico. Sin embargo, en el esfuerzo por mejorar e implementar este tipo de ayudas, contribuyendo en el objetivo nueve (Industria, innovación e infraestructura), de desarrollo sostenible en la población colombiana, conlleva a plantear la siguiente incógnita: ¿Cómo realizar un sistema de control de una silla de ruedas basado en EEG y un sistema de estímulos visuales que logre aumentar la tasa de precisión del movimiento?

## **2.3 UBICACIÓN DENTRO DE LAS LÍNEAS DE TRABAJO DEL PROGRAMA**

El desarrollo de este proyecto, tiene un enfoque en dos ramas pertenecientes al programa de ingeniería biomédica, por una parte, se hace presente la ingeniería de rehabilitación, en todo el apartado de ayuda asistencial al paciente, poniendo la silla de ruedas como método de desplazamiento e incluyendo la adquisición de señales EEG para la activación de la misma, por otro lado, la bioinstrumentación, hace un llamado a los conceptos presentes en ingeniería electrónica, para el diseño y construcción del sistema de control de bajo nivel del prototipo realizado.

## **2.4 OBJETIVOS**

### **2.4.1 Objetivo general**

Implementar un sistema de control para una silla de ruedas mediante señales encefalográficas (EEG) haciendo uso de potenciales evocados visuales en estado estacionario (SSVEP) y técnicas de machine Learning para brindar ayuda asistencial a personas con movilidad reducida

### **2.4.2 Objetivos específicos**

- Adquirir una base de datos de señales EEG utilizando potenciales evocados visuales en estado estacionario aplicado a pacientes sanos.
- Implementar un sistema de control de alto nivel (red neuronal) que permita la detección de intenciones de movimiento desde el usuario utilizando técnicas de Machine Learning

- Implementar un sistema de control de bajo nivel (control de movimiento de la silla) para el direccionamiento de un sistema mecánico y electrónico en una silla de ruedas tipo plegable.
- Realizar pruebas de validación del sistema de control mediante la comparación de muestras de pacientes tanto comprometidos como no comprometidos cognitivamente.

## **2.5 JUSTIFICACIÓN**

Este proyecto, busca justificar la necesidad de hacer uso de señales electroencefalograficas y potenciales evocados visuales en estado estacionario, al momento de llevar a cabo el desarrollo de un sistema de control para una silla de ruedas, exponiendo los beneficios que esto conlleva, al momento de buscar una mejora en la calidad de vida de las personas con discapacidad motora.

Se piensa en el uso de este método como medio de control, debido a la gran cantidad de ventajas que proporciona. En primer lugar, aprovecha los avances en neurociencia y tecnología de las interfaces cerebro-computadora (BCI), en diversos estudios, se observa que el uso de tecnologías para la asistencia basadas en BCI puede tener un gran impacto en la vida de las personas con discapacidad motora, un claro ejemplo de ello, se refleja en un estudio publicado en el Journal of Neuroengineering and Rehabilitation, en el cual se muestra que el uso de un sistema BCI para el control de una silla de ruedas, mejoró la autonomía y la calidad de vida de los participantes con discapacidad motora, permitiéndoles realizar tareas cotidianas de manera más independiente [8].

A su vez, los potenciales evocados visuales en estado estacionario, son respuestas naturales a la estimulación visual en frecuencias específicas, puesto que la retina es excitada por estas frecuencias haciendo que la actividad eléctrica del cerebro genere una oscilación frecuencial igual que a la del estímulo presentado. Esta técnica presenta una excelente relación señal-ruido, proporcionando así un medio óptimo para la caracterización de las señales dependiendo de las frecuencias a las que están oscilando. Al tratarse de un sistema de control basado en actividad cerebral y visual, se logra minimizar la necesidad de que el usuario realice movimientos físicos, haciéndolo accesible a una amplio porcentaje de personas que presenten movilidad reducida.

Al mismo tiempo, teniendo en cuenta que el 6.8% de la población colombiana presenta problemas con su movilidad, sin contar la carencia de recursos para adquirir una tecnología asistencial pertinente, se estaría contribuyendo al cumplimiento de algunos de los objetivos de desarrollo sostenibles en Colombia que hablan de la innovación industria e infraestructura pues por el momento, en el país no se ha implementado un sistema de este tipo para el control de una silla de ruedas. De la misma manera se contribuye al objetivo de salud y bienestar, aportando así a proyectos sociales que busquen mejorar la vida de las familias en condiciones de vulnerabilidad [9].

## **2.6 ALCANCE**

Implementar el sistema de control a la silla de ruedas con el fin de obtener un prototipo funcional que cumpla con las siguientes especificaciones:

- Obtención de señales encefalográficas de manera no invasiva (casco OpenBci).
- Silla controlada por medio del uso de SSEVP.
- Tamaño estándar apta para pacientes de 90 kilogramos o menos.
- Velocidad en un rango de 0 a 5 kilómetros
- Llantas aptas para distintos tipos de terreno (asfalto y tierra).
- Intenciones de movimiento: adelante, atrás, derecha e izquierda.

Todo con el fin de brindar una ayuda a la persona para que pueda suplir de manera óptima la falencia a la que se le desea brindar asistencia, viendo siempre la seguridad del paciente como principio fundamental.

### ESTADO DEL ARTE

Este capítulo, aborda todo lo relacionado con el estado del arte de este trabajo, contiene los aportes de otros autores, quienes plantearon proyectos similares al proyecto desarrollado en esa tesis, con el fin de exponer la importancia de los mismos al momento de la elaboración del trabajo mencionado.

#### **Tabla 1**

#### **Artículo Switch Mode To Control A Wheelchair Through EEG Signals**

<p style="text-align: center;"><b>SWITCH MODE TO CONTROL A WHEELCHAIR THROUGH EEG SIGNALS</b></p> <p style="text-align: center;">F. Velasco-Álvarez, A. Fernandez-Rodriguez y R. Ron-Angevin</p>
<p style="text-align: center;">Este artículo presenta una estrategia de cambio para controlar el movimiento de una silla de ruedas controlada por el cerebro, después de la activación de una tarea de imágenes motoras</p>
<p style="text-align: center;"><b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b></p>
<ul style="list-style-type: none"><li>● Las señales EEG se registraron a partir de nueve electrodos activos en el cuero cabelludo colocados en F3/F4, T7/T8, C3/C4, P3/P4 y Cz, según el sistema internacional 10/20. El electrodo de tierra se colocó en AFz. Estos canales EEG se combinaron para producir dos canales laplacianos alrededor de C3 y C4. Las señales fueron amplificadas y digitalizadas a 200 Hz por un amplificador actiCHamp</li><li>● Entrenamiento inicial con fines de calibración inmerso en un entorno virtual, debía controlar el desplazamiento de un automóvil hacia la derecha mediante una tarea de imágenes motoras (MI) de la mano derecha, o mantener el coche en línea recta a través de un estado relajado</li><li>● La extracción de características consistió en estimar la potencia de banda promedio de cada canal en bandas de frecuencia predefinidas</li><li>● Interfaz gráfica con el fin de ofrecerles varios comandos de navegación, los cuales fueron seleccionados a través de la discriminación de sólo dos estados mentales.</li><li>● Si el clasificador determina que la tarea mental es MI de la mano derecha, la barra se extiende; de lo contrario (estado relajado), la longitud de la barra permanece en su tamaño mínimo</li></ul>

<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se realizó una segunda sesión de entrenamiento en un VE. Esta segunda sesión consistió en navegar libremente en el VE para acostumbrarse a la interfaz de control. Primero, el sujeto navegaba en la silla de ruedas virtual</li> <li>• Después de las sesiones de entrenamiento, el sujeto participó en una sesión experimental utilizando un modo de interruptor para controlar los avances de la silla de ruedas robótica</li> </ul>	
<b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b>	<b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• El modo de cambio parece ser una forma adecuada de facilitar el movimiento hacia adelante de la silla de ruedas en comparación con el modo continuo</li> <li>• El sujeto necesitaba 13 comandos mientras que el camino se podía completar de forma óptima con 9 comandos</li> <li>• El paradigma permitía al sujeto elegir los comandos que quería sin dificultad</li> </ul>	<p>Este documento es importante porque muestra cómo se adquieren las señales encefalográficas a través de 9 electrodos y cómo estas señales las combinan para solo tener 2 variables que son las que se van a estar comparando con las pruebas MI (motoras de la mano derecha) para su posterior análisis</p>
<b>BRECHAS ENCONTRADAS</b>	
<p>Utiliza una comparación externa de la clasificación, el amplificador no es comercial</p>	

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el artículo Switch Mode To Control A Wheelchair Through EEG Signals, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [10].

**Tabla 2**  
**Artículo Brain Controlled Wheelchair: A Smart Prototype**

<p><b>BRAIN CONTROLLED WHEELCHAIR: A SMART PROTOTYPE</b></p> <p>Muhammad Ahsan Awais<sup>1</sup>, Mohd Zuki Yusoff<sup>1</sup>, Norashikin Yahya<sup>1</sup>, Sheikh Zeeshan Ahmed<sup>2</sup> and Muhammad Umair Qamar</p>	
<p>Este artículo se centra en el desarrollo de la silla de ruedas controlada por el cerebro que incorpora dos interfaces de control adicionales que incluyen un joystick y un control remoto a través de un teléfono Android</p>	
<p><b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b></p>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Adquisición de datos de EEG utilizando auriculares móviles Mindwave. Un teléfono inteligente basado en Android es la plataforma que se utiliza para recibir los datos de EEG transmitidos desde los auriculares inalámbricos</li> <li>● El auricular Neurosky Mindwave tiene un solo electrodo seco, ubicado en el lóbulo frontal FP1, que se usa para capturar el EEG e identifica estados básicos como atención y parpadeo</li> <li>● El módulo de joystick Dual Axis XY está interconectado con motores de CC que utilizan un microcontrolador Arduino para controlar el movimiento de la silla de ruedas</li> </ul>	
<p><b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b></p>	<p><b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b></p>
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Se realizaron un total de cinco ensayos para evaluar el rendimiento de la silla de ruedas</li> <li>● Los resultados muestran que la máxima precisión (es decir, 92%) es obtenida por los sujetos en la categoría de avance. Por otro lado, las direcciones izquierdas, atrás y derecha tienen una precisión del 84 %, 80 % y 76 %, respectivamente</li> </ul>	<p>El control implementado en este sistema se puede considerar en el momento de realizar las acciones de direccionamiento de la silla, su diagrama de bloques está muy detallado lo que permite un mejor entendimiento de cómo funciona el sistema</p>

<ul style="list-style-type: none"> <li>● El control del joystick de la silla de ruedas es validado por 5 sujetos sanos</li> <li>● Los resultados muestran que el modo joystick de la silla de ruedas tiene una precisión del 100%</li> </ul>	
<b>BRECHAS ENCONTRADAS</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Muy pocos canales de adquisición de señales</li> <li>● Método diferente a los SSEVP</li> <li>● Sensores secos, no permiten el paso de amplitudes bajas de la señal</li> <li>● Uso de métodos diferentes a las encefalográficas</li> </ul>	

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el artículo Brain Controlled Wheelchair: A Smart Prototype, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [11].

**Tabla 3**

**Artículo A Synergetic Brain-Machine Interfacing Paradigm For Multi-Dof Robot Control**

<p><b>A SYNERGETIC BRAIN-MACHINE INTERFACING PARADIGM FOR MULTI-DOF ROBOT CONTROL</b></p> <p>Saugat Bhattacharyya, Shingo Shimoda, and Mitsuhiro Hayashibe, Senior Member, IEEE</p>
<p>Este artículo propone un paradigma novedoso de interfaz cerebro-máquina (BMI) para el control de un sistema de robot redundante de múltiples articulaciones. Determinar la dirección del movimiento del punto final de un brazo robótico de 3 grados de libertad (DOF) utilizando una señal de electroencefalografía de imágenes motoras con un decodificador co-adaptativo (adaptabilidad entre el usuario y el decodificador)</p>
<p><b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b></p>

- El EEG de este artículo se registra con un neuro auricular Emotiv Époc de 14 canales con una frecuencia de muestreo de 128 Hz y un filtro de paso de banda integrado de 0,2 a 45 Hz.
- Nueve sujetos sanos sin experiencia previa en IMC (seis hombres y tres mujeres, uno zurdo y ocho diestros), participaron en este experimento durante un período de dos días. En el primer día, los sujetos realizan las tareas en dos sesiones separadas. Los datos de la primera sesión se usan para entrenar el decodificador, mientras que los mismos de la segunda sesión se usan para probar fuera de línea el entrenamiento del decodificador. En el segundo día, los sujetos controlarán el movimiento de un brazo robótico en tiempo real según el decodificador entrenado el día anterior
- El experimento diseñado para este trabajo se divide en dos fases: 1) fuera de línea y 2) en línea
- Los comandos de salida del decodificador se envían de forma remota a través de un protocolo de transferencia de archivos de shell seguro (SSH) [39] de INRIA-LIRMM, Francia
- Para evaluar el desempeño del sistema BMI durante el entrenamiento y la validación, hemos empleado cuatro medidas cuantitativas. Ellos son: 1) precisión de clasificación; 2) sensibilidad; 3) especificidad; y 4) área bajo la curva (AUC).
- Canales, FC5, FC6, P7 y P8 usar estos canales para detectar la forma de onda ERD/ERS

<b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b>	<b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• El BCI primero realiza el rechazo de valores atípicos y luego selecciona la potencia de banda logarítmica más discriminable (de 9 a 14 y de 16 a 26 Hz) como características para el análisis discriminante lineal.</li> <li>• La precisión promedio así obtenida para seis participantes tetrapléjicos <math>69.5\% \pm 6.4</math>. En otro trabajo similar de Falleret al,</li> </ul>	<p>Porque el control de aprendizaje motor sinérgico para hacer frente al control periférico de un brazo robótico redundante multiarticular con capacidad de adaptación a la dinámica ambiental se puede usar como base principal para tener en cuenta diferentes variables en el momento de realizar la implementación de la silla de ruedas</p>

<p>desarrollaron un sistema co-adaptativo que implementa un estado de no control que permite que el sistema sea autónomo por naturaleza. Este sistema funcionó significativamente mejor que el azar para 18 de 22 usuarios en 24 minutos de entrenamiento y 11 de 22 usuarios para el paradigma de auto-ritmo</p>	
<b>BRECHAS ENCONTRADAS</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Muy poca tasa de precisión para pacientes tetraplégicos</li> <li>● No usa SSVEP</li> <li>● Solo 4 canales para la obtención de las señales</li> </ul>	

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el artículo A Synergetic Brain-Machine Interfacing Paradigm For Multi-Dof Robot Control, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [12].

**Tabla 4**

**Artículo EEG Signals Classification: Motor Imagery For Driving An Intelligent Wheelchair**

<p><b>EEG SIGNALS CLASSIFICATION: MOTOR IMAGERY FOR DRIVING AN INTELLIGENT WHEELCHAIR</b></p> <p>O. R. Pinheiro, L. R. G. Alves and J. R. D. Souza, Member, IEEE</p>
<p>Desarrollar una interfaz cerebro computadora para la imaginación del movimiento del puño izquierdo, puño derecho, ambos puños y ambos pies para controlar una silla de ruedas inteligente. Las señales de electroencefalografía se adquirieron a través de la base de datos EEG MIDB</p>
<p><b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b></p>

- El modelo propuesto consta de las etapas de adquisición y preprocesamiento de señales, extracción de características, clasificación y activación de CRI
- El sistema de control recibe información de amplitud y frecuencia de la señal EEG y las almacena en un vector
- Las señales del EEG se analizaron durante una ventana de 1,0 segundo, que se mueve a intervalos de 0,5 segundos, evitando que no se detecten eventos que ocurren entre 1,0 segundo y otro
- Después de recibir estos datos, la FFT se calcula a partir de los datos de entrada. El sistema de mando, basándose en la información de amplitud y frecuencia de las señales EEG, calcula los atributos que contienen los patrones de entrada para el vector de características (VC). El vector de características está compuesto por algunos atributos (espectro de potencia de la señal)
- El proceso de clasificación se lleva a cabo en dos etapas: entrenamiento (etapa de aprendizaje) y clasificación de datos. En la etapa de entrenamiento, el modelo del clasificador se construye describiendo un conjunto predeterminado de clases. El sistema de control extrae los atributos del vector de características (MA, E, MVF, FM y FD) para realizar el entrenamiento de los clasificadores (ANN's)
- En el modelo tendremos cuatro clasificadores especializados, es decir, se entrenará una RNA a través de ejemplos para clasificar un movimiento determinado imaginativo. La salida de esta ANN indicará el comando de movimiento CRI
- El modelo de red neuronal artificial utilizado en este trabajo de investigación será el Perceptrón multicapa MLP) con el algoritmo de retro-propagación de errores

<b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b>	<b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• El modelo propuesto obtuvo una eficiencia del 74,96% en la correcta clasificación de los eventos relacionados con la imaginación del movimiento</li> <li>• Los resultados obtenidos en el entrenamiento de los clasificadores corroboran que el clasificador basado en ANN fue más eficiente en comparación</li> </ul>	<p>Este trabajo utiliza las redes neuronales para el procesamiento de los datos que se obtuvieron a partir de la imaginación motora, brinda los parámetros y algunos clasificadores para realizar el ensayo con nuestra base de datos, la red neuronal que implementaron puede servir como base para la creación de una un poco más robusta</p>

<p>con los otros métodos: ANN: 57%; MVS: 43,55%; Bayes: 54,64%</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• En las pruebas se utilizaron los registros de 106 voluntarios. Los datos de 3 voluntarios (88, 92 y 100) mostraron problemas en la etapa de adquisición</li> <li>• La tasa de aprendizaje se estableció en 0.3, el término de impulso se estableció en 0.2 y el número de épocas se estableció en 500</li> <li>• En cada iteración, el 70% del conjunto de datos se seleccionó aleatoriamente para el entrenamiento y el resto, es decir, el 30% se utilizó para la prueba. Se utilizaron 9538 instancias, lo que corresponde al 30%</li> <li>• El paradigma permitía al sujeto elegir los comandos que quería sin dificultad</li> </ul>	
<b>BRECHAS ENCONTRADAS</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• No se trabaja con SSVEP</li> <li>• Dos acciones de imaginación motora</li> </ul>	

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el artículo EEG Signals Classification: Motor Imagery For Driving An Intelligent Wheelchair, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [13].

**Tabla 5**

**Artículo Indirect Control Of An Autonomous Wheelchair Using SSVEP BCI**

<p><b>INDIRECT CONTROL OF AN AUTONOMOUS WHEELCHAIR USING SSVEP BCI</b></p> <p>Danny Wee-Kiat Ng and Sing Yau Goh</p>	
<p>Desarrollar un sistema BCI que requiera un bajo número de entradas de un sujeto para operar</p>	
<p><b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b></p>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Se utiliza un front-end analógico delta-sigma de 24 bits de bajo ruido (TI ADS1299) para muestrear las señales de EEG. Los electrodos se conectan directamente al front-end analógico. Los amplificadores de ganancia programables (PGA) integrados en ADS1299, junto con la característica de bajo ruido y la alta precisión del front-end analógico, permiten la adquisición de la señal EEG con un mínimo de componentes adicionales</li> <li>● Las señales muestreadas se filtran mediante un filtro digital FIR de paso de banda (banda de paso de 2 Hz a 23 Hz) antes de la clasificación</li> <li>● Los estímulos visuales utilizados son parches cuadrados blancos que parpadean sobre un fondo negro</li> <li>● Los estímulos se generan en una pantalla LCD. Habrá un máximo de 6 estímulos presentes en cualquier momento en la pantalla para la selección</li> <li>● Las señales de EEG entrantes se segmentan en una ventana deslizante de 2000 ms con una longitud de paso de 250 ms. Se desarrolla una adaptación del clasificador de análisis basado en la densidad espectral de potencia (PSDA)</li> <li>● Se agregan sensores a una silla de ruedas eléctrica para permitir funciones autónomas. Codificadores de rueda para las ruedas motrices, una unidad de medida inercial (IMU) de 9 grados de libertad y un 270°telémetro láser (Hokuyo URG-04LX) se agregan a la silla de ruedas</li> </ul>	
<p><b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b></p>	<p><b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b></p>
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Se utiliza una computadora portátil Intel Core I5 de 2,2 GHz con 4GB de RAM para ejecutar todos los paquetes y algoritmos creados para la silla de rueda</li> </ul>	<p>Se hace el diseño de la silla de ruedas con señales SSVEP lo que nos da una ayuda en el momento de llevar cabo el diseño dado y en qué parte del procedimiento se coloca la red neuronal para el procesamiento de los datos</p>

<ul style="list-style-type: none"> <li>● Se reclutaron cinco estudiantes voluntarios para probar la funcionalidad de la silla de ruedas. Se realizó un entrenamiento para la selección de SSVEP para asegurar que estos 5 estudiantes voluntarios estén familiarizados con el sistema de selección antes de la prueba con la silla de ruedas</li> <li>● Todos los sujetos lograron completar el ensayo dado</li> <li>● El sistema desarrollado requirió un promedio de 16,6 selecciones</li> </ul>	
<b>BRECHAS ENCONTRADAS</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● No recibe señales EEG de manera continua</li> <li>● La interfaz gráfica no es visualmente atractiva</li> <li>● Silla de ruedas compleja que puede llegar a ser costosa</li> <li>● Se obtiene un porcentaje de precisión bajo</li> <li>● El sistema de navegación solo funciona en ambientes controlados</li> </ul>	

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el artículo Indirect Control Of An Autonomous Wheelchair Using SSVEP BCI, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [14].

**Tabla 6**

**Artículo EEG Source Imaging Enhances The Decoding Of Complex Right-Hand Motor Imagery Tasks**

<b>EEG SOURCE IMAGING ENHANCES THE DECODING OF COMPLEX RIGHT-HAND MOTOR IMAGERY TASKS</b>	
<p>Desarrollar técnicas que puedan identificar con alta resolución espacial la actividad neuronal auto modulada que refleja las acciones de un dispositivo de salida útil, para decodificar manipulaciones naturales de mano/muñeca mediante la aplicación de una técnica novedosa para clasificar cuatro imaginaciones motoras complejas de la mano derecha: flexión, extensión, supinación y pronación.</p>	
<b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b>	
<ul style="list-style-type: none"><li>● Se realizaron pruebas con 5 personas que tenían experiencia previa en BCI para observar cómo era el comportamiento de imágenes motoras realizando diferentes tipos de pruebas</li><li>● Se generó un modelo directo de EEG para describir la conductancia eléctrica</li><li>● Se creó un modelo de conducción de tres capas para representar el cuero cabelludo, el cráneo y los tejidos cerebrales internos utilizando el método de elementos de contorno</li><li>● Las características de los conjuntos de datos preprocesados individuales para cada una de las tareas de MI se extrajeron de forma independiente</li><li>● El procedimiento de clasificación utilizado para seleccionar las características de tiempo-frecuencia utiliza el MD como un indicador de separación entre cada comparación uno contra el resto (una tarea contra las otras tres)</li><li>● También se rastrearon las características en los dominios espectral y temporal de modo que se pudieran identificar las diferentes bandas de frecuencia y ventanas de tiempo que contenían la información más discriminable</li></ul>	
<b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b>	<b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b>

<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se observó un aumento de hasta un 18,6 % para la clasificación de tareas individuales y un 12,7 % para la clasificación general utilizando el enfoque ESI propuesto sobre el método tradicional basado en sensores y ESI puede mejorar el rendimiento de BCI en la decodificación de tareas complejas de imágenes motoras de la mano derecha.</li> </ul>	<p>Se hace uso de las redes neuronales para la clasificación y caracterización de las señales provenientes del cerebro con el método de imaginación motora, el cómo las usas se puede tomar como base para la elaboración de la red neuronal propia</p>
<b>BRECHAS ENCONTRADAS</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• No utiliza SSVEP</li> </ul>	

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el artículo EEG Source Imaging Enhances The Decoding Of Complex Right-Hand Motor Imagery Tasks, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [15].

**Tabla 7**

**Artículo An SSVEP Based Brain Computer Interface System To Control Electric Wheelchairs**

<p><b>AN SSVEP BASED BRAIN COMPUTER INTERFACE SYSTEM TO CONTROL ELECTRIC WHEELCHAIRS</b></p> <p>Krupal Sureshbai Mistry, Pablo Pelayo, Divya Geethakumari Anil y Kiran George</p>
<p>Presenta un sistema BCI basado en SSVEP, que permitirá a las personas discapacitadas operar una silla de ruedas eléctrica.</p>
<p><b>CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA METODOLOGÍA</b></p>

<ul style="list-style-type: none"> <li>● Cuatro sujetos que se concentren en los LED parpadeantes conectados a la silla de ruedas para navegar en la dirección deseada. Los LED parpadean a cuatro velocidades diferentes de 7 Hz, 9 Hz, 11 Hz y 13 Hz. Cada tasa de parpadeo genera una señal de control específica para mover la silla de ruedas en una de las cuatro direcciones</li> <li>● Las señales EEG obtenidas de la placa OpenBCI montada en los auriculares se envían a la aplicación de procesamiento. Estas señales se procesan y filtran para descartar los componentes y el ruido del EEG no deseados</li> </ul>	
<b>SÍNTESIS DE RESULTADOS O HALLAZGOS</b>	<b>POR QUÉ ES IMPORTANTE, QUÉ UTILIDAD TIENE PARA SU PROYECTO</b>
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Tiempo total de configuración del experimento es de menos de dos minutos</li> <li>● La precisión se calculó por el número de movimientos correctos de 10 intentos para cada dirección. Como se muestra en la Tabla I, la Licencia de uso autorizada está limitada a. Se aplican restricciones. la precisión promedio alcanzada fue del 79,4 %, lo que significa que, en promedio, la silla de ruedas se desplazó en la dirección correcta 8 de cada 10 veces</li> <li>● Si se coloca un obstáculo dentro del rango especificado de los sensores, los sensores evitarán que la silla de ruedas ejecute un comando el 100 % del tiempo</li> </ul>	<p>Este documento es importante porque muestra un control de la silla un poco más sencillo y los parámetros que se tuvieron en cuenta para realizar el prototipo, de la misma manera da pautas muy concretas con las que se podría trabajar</p>

### **BRECHAS ENCONTRADAS**

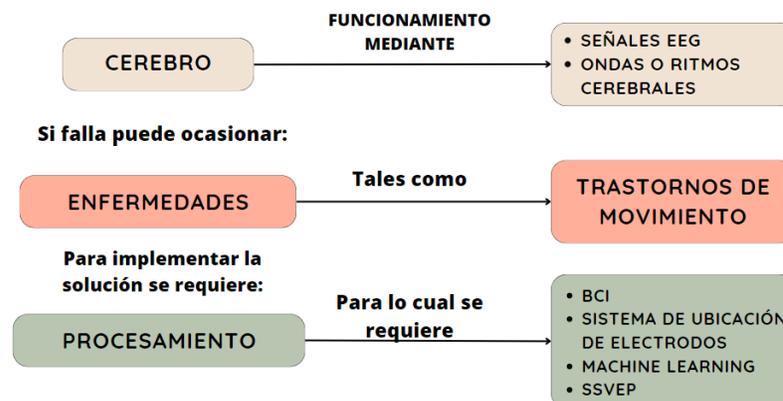
- La precisión de los movimientos de la silla es un poco baja, tal vez con la ayuda de redes neuronales se puede mejorar
- Los leds implementados pueden llegar a fallar en casos no deseados.
- Las frecuencias usadas para hacer la clasificación se pueden tomar en rangos más grandes para evitar confusiones
- No toman características específicas de las señales
- No usan redes neuronales

Nota: Se presenta un resumen del desarrollo y resultados presentados en el An SSVEP Based Brain Computer Interface System To Control Electric Wheelchairs, además se plasma la importancia y/o utilidad del mismo dentro del proyecto [16].

## MARCO TEÓRICO

El estudio de las señales electroencefalográficas y su procesado se ha convertido en una gran área de investigación clave en el campo de la neurociencia y la ingeniería biomédica, este marco teórico tiene como objetivo proporcionar una visión general de la relación entre las señales EEG, ritmos cerebrales, los trastornos del movimiento y el procesamiento de las señales abordando y sirviendo como marco conceptual ante el desarrollo del proyecto; dentro de este, se presenta la definición de diversos conceptos, útiles para la comprensión del documento.

**Figura 1**  
**Diagrama de conexión entre conceptos**



Nota: en la figura 1 se logra observar un diagrama, en el cual se representa la relación existente entre los conceptos plasmados en el presente capítulo, se dividen los conceptos en tres apartados: cerebro, enfermedades y procesamiento, iniciando con el funcionamiento del cerebro, el cual se da mediante señales electroencefalograficas y dentro de este, se consideran las ondas o ritmos cerebrales; si el cerebro llegase a fallar (por factores, congénitos o externos) ocasiona enfermedades tales como los trastornos de movimiento (las cuales son relevantes para el proyecto desarrollado), por último, con el fin de contextualizar en los términos requeridos para comprender de mejor manera la solución propuesta, se ilustran los conceptos relacionados con el procesamiento de las señales.

## **4.1 SEÑALES ENCEFALOGRÁFICAS (EEG):**

La presencia de descargas eléctricas en el cerebro humano fue revelada por Hans Berger, un psiquiatra y neurólogo alemán, pionero en el estudio de los impulsos eléctricos del cerebro, señales que se transmiten de neurona en neurona cuya finalidad es pasar la información sensitiva o motora hasta llegar a la estructura del cuerpo donde se generó el estímulo desencadenante. Dichas señales son conocidas como señales encefalográficas [17].

Las señales EEG son resultado de la actividad sináptica de las neuronas; la comunicación entre dos neuronas o entre una neurona y una célula blanco se conoce como sinapsis, en este proceso, el impacto de un potencial de acción en una neurona presináptica (emisora), ocasiona la transmisión de una señal a la neurona postsináptica (receptora), lo cual conlleva a aumentar o disminuir la probabilidad de que la neurona postsináptica dispare su propio potencial de acción.

## **4.2 ONDAS O RITMOS CEREBRALES**

Las ondas cerebrales hacen referencia a un fenómeno producido en el cerebro humano, se encuentran relacionadas con diversos estados de conciencia y actividad cerebral. Estas ondas pueden ser medidas e incluso ser analizadas a través de la toma de un electroencefalograma.

Existen diversos tipos de ondas, cada una asociada con diferentes funciones cerebrales, es importante resaltar, que la producción de estas ondas no es un proceso aislado, sino que se ve influenciado por factores tales como la edad, el estrés, la actividad física y la medicación; además, pueden ser manipuladas mediante meditación, música y estimulación cerebral profunda, dicha manipulación puede tener un impacto positivo en la salud mental y física, contribuyendo con la reducción del estrés, mejorar la memoria, el aprendizaje y el bienestar general [18].

### **4.2.1 ONDAS ALFA ( 8 a 13 Hz)**

Hacen alusión a un tipo de onda cerebral producida en el cerebro humano, la cual se asocia con un estado de relajación y meditación, estas ondas, cuentan con una frecuencia de entre ocho (8) y doce (13) Hertz y se encuentran, en una banda de frecuencia que es un poco más lenta que la de las ondas Beta.

Las onda Alfa se producen cuando la actividad cerebral es menor y son caracterizadas por una mayor amplitud y una menor frecuencia, se tiende a pensar que este tipo de

ondas cerebrales, se encuentran relacionadas como un estado de calma y relajación mental, además, se ha logrado demostrar, que la producción de ondas Alfa, está influenciada por factores como la meditación, la visualización y la relajación muscular progresiva, se usa para determinar factores como el sueño y el descanso, los procesos de memoria y la resolución de problemas [18].

#### **4.2.2 ONDAS THETA (3.5 a 7,5)**

Tipos de ondas que están oscilando en frecuencias bajas, va desde los 3.5 Hz hasta los 7.5 Hz. Se pueden presentar en estados de calma profunda, cuando nuestro sentidos se enfocan en nuestro mundo interior.

Cuando se hacen presente estas ondas se estima que sí hay consciencia o que es muy probable que la haya [18].

### **4.3 TRASTORNOS DE MOVIMIENTO**

Los trastornos de movimiento son un conjunto de condiciones médicas que afectan la capacidad de controlar los movimientos de manera efectiva de una persona, estos, pueden llegar a afectar el movimiento voluntario o involuntario, así como la coordinación y el equilibrio.

Existen diversos tipos de trastornos de movimiento que pueden provenir de diversas causas, como problemas neurológicos, genéticos, metabólicos, entre otros.

#### **4.4 PARÁLISIS CORPORAL**

La parálisis corporal hace alusión a la pérdida de las funciones musculares en parte de su cuerpo, se presenta cuando existe un mal funcionamiento en la transmisión de los mensajes entre los músculos y el cerebro, pueden ser totales o parciales y pueden ocurrir en uno o ambos lados del cuerpo [19].

##### **4.4.1 DIPLEJIA**

Al hablar de diplejía, se habla de un tipo de parálisis capaz de afectar ambos lados del cuerpo de manera simétrica, es decir, afecta las extremidades inferiores o las extremidades superiores, es producida por una lesión en el cerebro, la cual afecta la capacidad del cerebro de controlar los movimientos del cuerpo.

En este caso, los síntomas se presentan según la gravedad de la lesión cerebral, incluyen debilidad muscular (en las extremidades afectadas según corresponda), espasticidad

muscular (rigidez en los músculos), dificultad al momento de caminar y coordinar diversos movimientos e incluso, existen casos en los cuales hay presencia de problemas de habla y para tragar.

Como tal, se clasifica como una parálisis cerebral espástica (parálisis más común), la causa exacta es desconocida, pero suele relacionarse con factores como lesiones cerebrales durante el parto, infecciones durante el embarazo, complicaciones durante el embarazo o el parto e incluso puede llegar a ser hereditaria [19].

#### **4.4.2 HEMIPLEJIA**

Afección neurológica, caracterizada por la parálisis parcial o total de un lado del cuerpo (ya sea derecho o izquierdo), esta, puede ser causada por accidentes cerebrovasculares, lesiones cerebrales traumáticas, enfermedades cerebrales degenerativas o infecciones cerebrales.

Los síntomas incluyen debilidad o parálisis en un lado del cuerpo (derecho o izquierdo), problemas de coordinación y equilibrio, problemas de habla, dificultad para tragar, cambios en la sensibilidad en un lado del cuerpo y problemas de visión [20].

#### **4.4.3 TETRAPLEJIA**

La tetraplejia, usualmente conocida como cuadriplejia hace referencia a una forma grave de parálisis en la cual se ven afectados las cuatro extremidades y el tronco, es producida cuando hay presencia de una lesión en la médula espinal en la parte superior del cuello, lo cual puede desencadenar la pérdida del movimiento y la sensación en las piernas, brazos y torso.

Según la gravedad de la lesión presente en la médula espinal del paciente, se derivan los síntomas, generalmente, experimentan una pérdida parcial o total tanto del movimiento como de la sensación en las cuatro extremidades del cuerpo y en su torso, adicional a esto, pueden presentar dificultades para respirar, tragar y hablar [19].

### **4.5 INTERFAZ CEREBRO COMPUTADOR (BCI)**

Una interfaz cerebro computadora (BCI), hace alusión a un sistema de comunicación que tiene por objetivo transmitir la intención de un usuario al mundo externo, sin necesidad de involucrar las vías de los nervios y músculos periféricos que es por donde normalmente se establecería la comunicación, gracias a esto, esta interfaz es especialmente relevante para brindar apoyo a personas con deficiencias motoras

severas. Generalmente las BCI se enfocan en reconocer eventos adquiridos mediante métodos tales como el encefalograma, estos eventos, representan estados mentales que pasan por un sistema de clasificación para así ser identificados como distintas clases; en BCI luego de adquirir las señales cerebrales, se procede a prepararlas para posteriormente procesarlas y así extraer y seleccionar las características necesarias para la tarea que se desea llevar a cabo.

Las BCI constituyen una tecnología basada en la adquisición de información neural para su procesamiento e interpretación por medio de un ordenador, estas, establecen un nuevo camino para interactuar con tecnología mediante el pensamiento del usuario, debido a que este tipo de interfaces permiten transformarlo en acciones reales en el entorno en el que se encuentre [21].

Las interfaces cerebro-computador miden la actividad de las neuronas para así obtener la señal que posteriormente será procesada. Se diferencian dos tipos de dispositivos según el método de obtención de la señal:

#### **4.5.1 DISPOSITIVOS INVASIVOS**

La medición de la actividad neuronal, se lleva a cabo de manera directa desde el cerebro del usuario, por lo cual es necesario realizar una intervención quirúrgica. El sensor puede penetrar la corteza cerebral de tal manera que logre medir la actividad eléctrica de neuronas individuales, o bien, puede ser colocado en la superficie del córtex para medir la actividad eléctrica de grupos de neuronas. La señal obtenida es muy nítida como consecuencia de tomar las medidas de manera directa desde el cerebro, aunque la intervención supone diversos riesgos [22].

#### **4.5.2 DISPOSITIVOS NO INVASIVOS**

El sensor es colocado de tal manera que no se realiza una intrusión sobre el cuerpo humano, estos son los dispositivos más utilizados en la tecnología BCI y cuentan con menos riesgos para el usuario que en los métodos invasivos debido a que no es necesario realizar ningún tipo de intervención quirúrgica. La actividad eléctrica es medida en la superficie del cuero cabelludo. La señal obtenida es la superposición de todas las neuronas del cerebro (no de neuronas individuales o grupos localizados) y tiene una resolución más pobre debido a que el cráneo del usuario debilita y distorsiona las señales generadas por las neuronas [22].

#### 4.6 SISTEMA DE UBICACIÓN DE ELECTRODOS

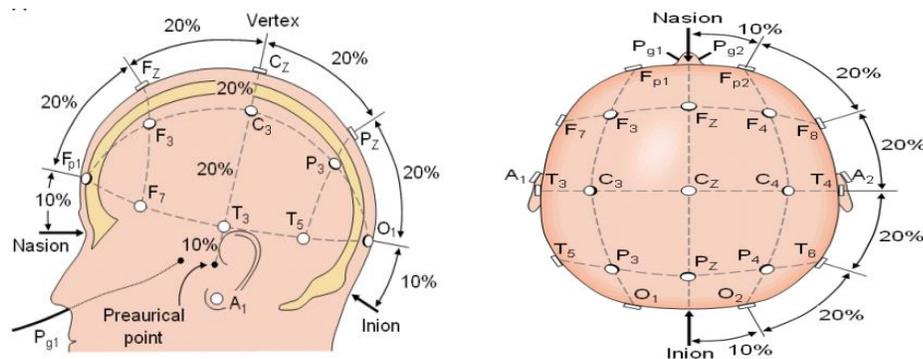
El sistema internacional 10/20, hace referencia a un método reconocido internacionalmente al describir la colocación de los electrodos, los números 10/20 hacen alusión a los porcentajes diez (10) y veinte (20) de distancia en la cual deben estar colocados los electrodos en la parte frontal, occipital y de lado derecho e izquierdo del cráneo, cada área cuenta con una letra para identificar el lóbulo y un número para identificar la ubicación del hemisferio del cerebro.

**Tabla 8**  
**Identificación del lóbulo**

LETRA	LÓBULO
F	Frontal
T	Temporal
C	Central
P	Parietal
O	Occipital

Nota: Como tal, no existe un lóbulo central, dicha referencia se utiliza únicamente para ubicar la parte central del cráneo, los números 2,4,6,8 son los electrodos que se colocan en el hemisferio derecho y los números 1,3,5,7,9 son los electrodos que se colocan en el hemisferio izquierdo.

**Figura 2a y 2b**  
**Ubicación de los electrodos vista sagital y vista superior**



Nota: En las figuras 2a y 2b se muestra como es la colocación de los electrodos haciendo uso del sistema internacional 10 / 20, la figura 2a presenta una vista sagital del cráneo y la figura 2b es desde una vista superior

Al hacer uso del sistema 10/20 para ubicar los electrodos, se deben realizar determinadas mediciones: como primer paso, se debe medir la distancia existente entre el inion (punto más bajo del cráneo, parte posterior de la cabeza, identificado por un tope prominente) y el nasión (punto entre la frente y la nariz) la cual representa 100% en el plano sagital y la distancia entre la depresión inmediatamente por delante del pabellón auricular (trago) de un lado y la del lado opuesto que es 100% en sentido coronal. Se ubica el electrodo Cz (electrodo central) a la mitad de la distancia existente entre el inion y es nasion (50%) y a la mitad de la distancia entre trago y trago (50%). Un 20% de la distancia entre inion y nasión, hacia adelante de Cz y en la línea media, corresponde a la ubicación del electrodo Fz, y 20% hacia atrás de Cz se ubica Pz. En dirección lateral a Cz se localizan del lado derecho C4 y T4, al 20 y 40% de la distancia trago-trago, respectivamente, y del lado izquierdo están C3 y T3, también al 20 y 40% de la distancia trago-trago [23].

## 4.7 MACHINE LEARNING

Machine Learning (aprendizaje automático), hace alusión a una rama de la inteligencia artificial que permite que las máquinas logren aprender sin necesidad de ser programadas como tal, el machine Learning mediante algoritmos, dota a los ordenadores de la capacidad de identificar patrones en datos masivos y elaborar predicciones, este tipo de aprendizaje permite que los computadores lleven a cabo tareas específicas de forma autónoma [24].

Los algoritmos del aprendizaje automático se dividen en tres categorías, sin embargo, las dos primeras, son las más comunes:

### 4.7.1 APRENDIZAJE SUPERVISADO

Este tipo de aprendizaje tiene un aprendizaje previo que se basa en un sistema de etiquetas asociadas a datos, las cuales le permiten tomar decisiones o realizar predicciones, en este caso, se hace necesaria la intervención humana para etiquetar, clasificar e introducir los datos en el algoritmo de aprendizaje el cual, se encarga de generar los datos de salida esperados [24].

#### **4.7.2 APRENDIZAJE NO SUPERVISADO**

Estos algoritmos no cuentan con un conocimiento previo, por lo cual se enfrentan al “caos” de datos con el fin de encontrar patrones que permitan organizarlos de alguna manera. En este caso solo se conocen los datos de entrada por lo que solo es posible describir la estructura de los datos para intentar encontrar algún tipo de organización que simplifique el análisis [24].

#### **4.8 POTENCIALES EVOCADOS VISUALES EN ESTADO ESTACIONARIO (SSVEP)**

En la investigación de neurología y neurociencia, los potenciales evocados visualmente en estado estacionario, hacen referencia a señales que son respuestas naturales a la estimulación visual en frecuencias específicas. Cuando la retina es excitada por un estímulo visual que oscila entre 3,5 Hz y 75 Hz, el cerebro genera actividad eléctrica a la misma frecuencia del estímulo visual.

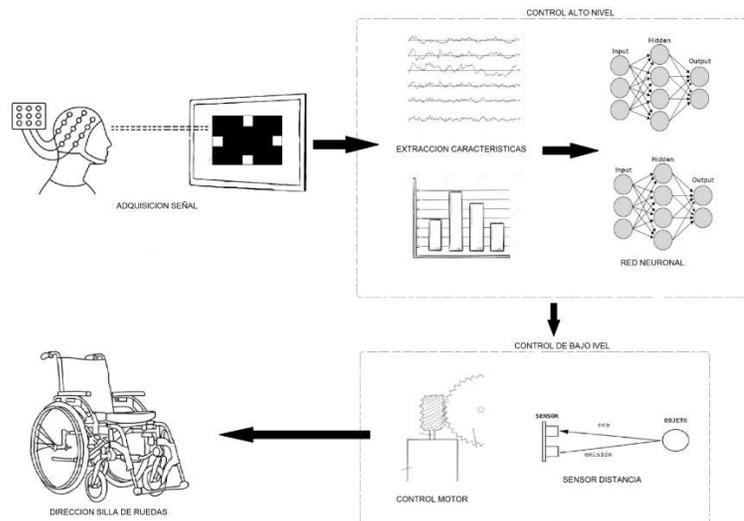
Actualmente, aún se desconoce con exactitud el mecanismo presencial de estos potenciales, sin embargo, se logran definir de dos maneras distintas, por una parte, Regan [25] planteó que los potenciales evocados visuales en estado estacionario son una respuesta directa en la corteza visual primaria también conocida como zona occipital del cerebro, no obstante, Silbestein [26] asumió que estos incluyen respuestas corticales indirectas a través de bucles corticales desde la retina periférica mientras se realiza una tarea cognitiva; en síntesis, se considera que los potencia les evocados visuales en estado estacionario son una respuesta cortical continua provocada por estímulos visuales repetitivos con una frecuencia constante en la retina central. esta técnica, es utilizada ampliamente en la investigación electroencefalográfica relacionada con la visión y la atención. Los SSVEP son útiles en la investigación debido a la excelente relación señal-ruido y la relativa inmunidad a los artefactos, también proporcionan un medio para caracterizar las frecuencias preferidas de los procesos dinámicos neocorticales, estos

potenciales resultan ser de gran utilidad como señal de control para interfaces cerebro computador, debido a que son menos susceptibles en cuanto a los eventos que pueden producirse por el parpadeo, el movimiento de los ojos y el ruido electromiografico, requieren de poco entrenamiento y presentan una alta tasa de transmisión de información [27].

## MARCO METODOLÓGICO

En este capítulo se expone la metodología utilizada para el desarrollo del proyecto, se presentan cuatro fases, siendo todas fundamentales para la obtención de resultados favorables. Resulta importante destacar que, en cada una de las fases presentadas, se implementa la metodología CDIO (concebir, diseñar, implementar y operar) siendo esta la metodología de investigación institucional.

**Figura 3**  
**Diagrama de metodología**



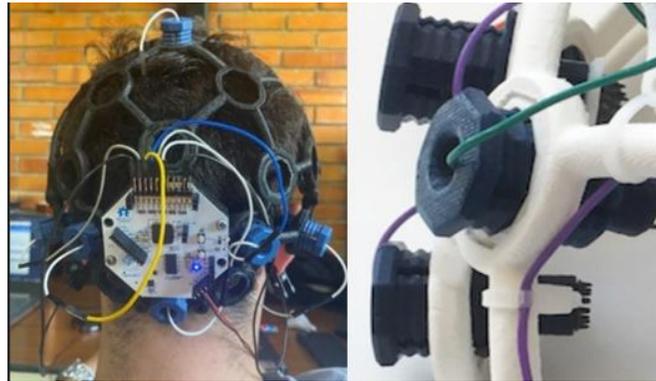
Nota: En la figura 3 se presenta la relación existente entre cada una de las fases planteadas en la metodología del proyecto, como primero se tiene la adquisición de las señales, que son procesadas para crear la red neuronal, esta da la intención de movimiento y se pasa al control de los motores y sistema de percepción con los sensores ultrasónicos

### 5.1 FASE 1: Adquisición de señales EEG utilizando potenciales evocados visuales en estado estacionario

En esta fase, se realiza la adquisición de señales EEG mediante un casco Open BCI Ultra cortex Mark 4, casco impreso en 3D el cual cuenta con la capacidad de hasta ocho

electrodos secos, conectados a una placa open BCI Cyton incorporada que es la encargada de permitir la transmisión de señales adquiridas.

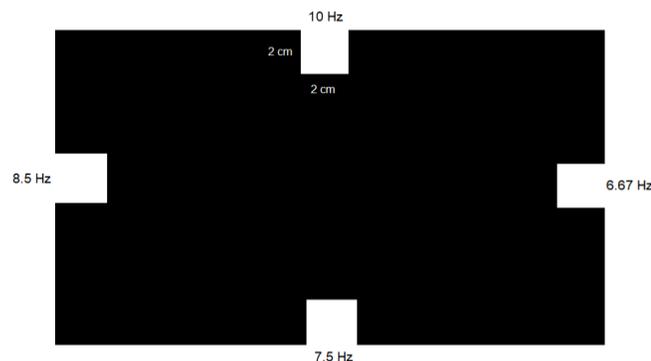
**Figura 4a y 4b**  
**Casco ultra cortex mark4**



Nota: En la figura 4a se muestra el casco open BCI ultra cortex mark4, utilizado para llevar a cabo la adquisición de las señales y en la figura 4b, se observan los electrodos secos del casco.

Para llevar a cabo la adquisición, se estimula la retina del usuario, mediante estímulos que oscilan a diferentes frecuencias, dichos estímulos se presentan en el entorno de Matlab por medio del uso del toolbox Psychtoolbox-3, una aplicación encargada de mostrar una interfaz gráfica con cuatro cuadrados de 2x2 centímetros, con la facultad de adaptarse a cualquier resolución de pantalla, automática o manualmente, siendo capaz de generar frecuencias de oscilación, desde los 6.6Hz hasta los 20 Hz con un factor de multiplicación entre cada intervalo de 1.165 aproximadamente. En este caso, se hace uso de las frecuencias 6.6, 7.5, 8.5 y 10 Hz, identificando los movimientos derecha, atrás, izquierda y adelante respectivamente.

**Figura 5**  
**Interfaz gráfica de los estímulos visuales**



Nota: en la figura 5, se observa la interfaz gráfica mostrada por el toolbox Psychtoolbox-3 en el entorno de matlab, donde se logran apreciar los cuatro estímulos visuales con la respectiva frecuencia a la cual oscilan.

Teniendo en cuenta que las señales electroencefalográficas a adquirir se comportan según el estímulo que el usuario visualice, se hace uso de tres canales ubicados en la región occipital del cerebro (PO3, PO4 y OZ, de acuerdo al estándar internacional 10-20 de ubicación de electrodos), debido a que estas bajas frecuencias tienen predominancia en esta región del cerebro [13]

Se adquieren estas señales, con el fin de crear una base de datos que sirva como referencia sólida al momento de pasar a pacientes que cuenten con falencias de movimiento. Es importante resaltar que se adquieren datos de usuarios sanos, es decir usuarios que no cuentan con ningún tipo de falencia.

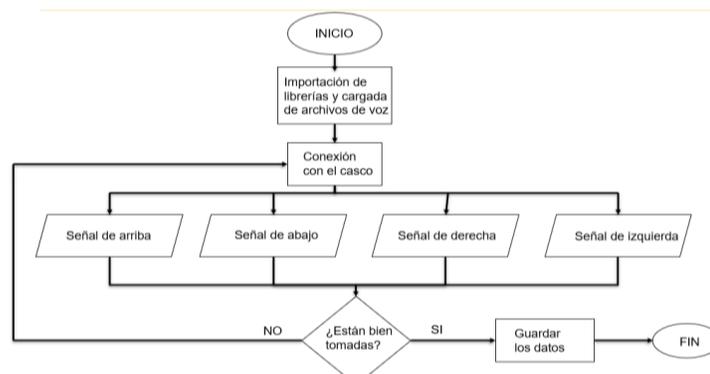
## El protocolo de toma de señales se encuentra en el apéndice 2

### 5.1.1 Creación del código de adquisición

A partir de la documentación brindada por la página oficial de Open Bci y los distintos proyectos que se han creado, se busca elaborar un código capaz de obtener la información de los electrodos con métodos de conexión tipo stream extraídos a partir de la GUI, puesto que ésta procesa de una mejor manera los datos y les realiza un pre-filtrado que ayuda en el momento de trabajar con la señal.

Se lleva a cabo la creación de un código en lenguaje Python, que cuenta con la capacidad de extraer la información presentada en la GUI, una aplicación por medio de la cual se visualizan las señales adquiridas con el casco ultra cortex con el fin de almacenarla.

**Figura 6**  
**Diagrama de flujo del código de adquisición**



**Nota:** En la figura 6 se observa el diagrama de flujo, el cual presenta el proceso que se lleva a cabo al ejecutar el código, con el fin de tener una mejor comprensión del proceso. Dentro del código, se realiza la conexión con el casco ultra cortex, al tener la conexión establecida, se lleva a cabo la toma de cada señal, para ello, se le indica al usuario que estímulo debe observar (derecha, abajo, izquierda o arriba) para así almacenar la señal según la intención de movimiento que corresponda, se analiza si la señal se encuentra bien tomada, verificando la relación señal ruido existente, entre más alto sea el valor de esta relación, la señal va ser más limpia, la ecuación correspondiente se ve en la ecuación 1 y por último se almacena en carpetas separadas (cada usuario cuenta con una carpeta que contiene las cuatro señales correspondientes a las cuatro intenciones de movimiento).

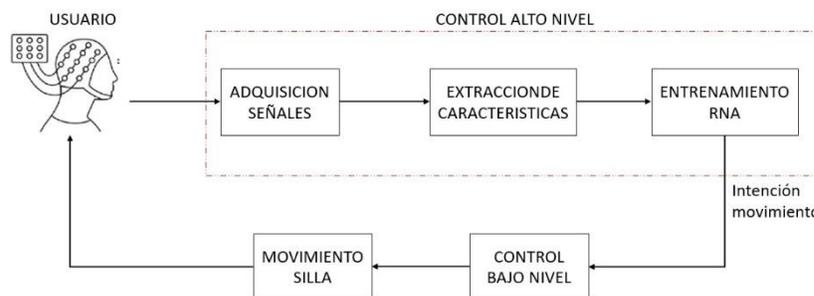
**Ecuación 1**  
**Relación señal ruido**

$$SNR = 10 * \log\left(\frac{S}{N}\right) = 10 * \log\left(\frac{\text{Potencia media de la señal}}{\text{potencia media del ruido}}\right)$$

**El código desarrollado, se encuentra en el apéndice 1**

**5.2 FASE 2: Diseño del sistema de control de alto nivel a utilizar**

**Figura 7**  
**Diagrama sistema de control de alto nivel**



Nota: En la figura 7 se expone el esquema representativo del proyecto, destacando el sistema de control de alto nivel, el cual comprende la adquisición de señales, la extracción de características de dichas señales, para posteriormente, llevar a cabo el entrenamiento de la red neuronal, dando como resultado la intención de movimiento que se envía al sistema de control de bajo nivel para de esta forma accionar la silla de ruedas.

Para llevar a cabo la creación del control de alto nivel, se dividen las intenciones de movimiento en dos redes separadas, una de ellas analiza las intenciones arriba- abajo y

la segunda identifica las dos restantes (derecha-izquierda), con el fin de dar porcentajes de precisión más amplios en el momento del entrenamiento.

Para cada una de las redes se toma nuevamente unos datos personalizados para cada paciente haciendo un repositorio de 5 tomas de señales por cada estímulo presentado dividiendo las señales en los 3 canales de obtención, se realiza un filtro Notch a la señal que va desde 2 Hz hasta 20 Hz para eliminar ruido en la señal y se realiza el cálculo de características; se obtienen alrededor de 15 filas de datos con nueve columnas que corresponden a las características que se le pasan a la red neuronal.

### **Extracción de características**

- **Media de la señal:** se hace uso de esta característica porque puede hacer una estimación del nivel basal de actividad cerebral en ausencia de eventos o estímulos específicos, pues se pueden ver los cambios de amplitud y cómo se comporta la señal. La media de la señal se calcula a partir de la ecuación 2

#### ***Ecuación 2***

##### ***Media***

$$X = \frac{\sum_{n=1}^n (xi * fi)}{n}$$

- **Desviación estándar:** Esta es una característica que proporciona información de variabilidad o dispersión de los valores de la señal, esto permite hacer una caracterización dependiendo de esta variabilidad obteniendo cambios significativos para la detección de los eventos o de patrones atípicos diferentes según el estímulo presentado. La desviación estándar se calcula a partir de la ecuación 3

#### ***Ecuación 3***

##### ***Desviación estándar***

$$S = \sqrt{\frac{\sum (X - Xi)^2}{n - 1}}$$

- **Energía de la señal:** Esta medida da información sobre la amplitud y la actividad global de la señal en el dominio del tiempo lo que puede usarse para cuantificar la actividad global, al realizar el cálculo de la energía de la señal EEG en diferentes bandas de frecuencia se puede obtener información sobre la distribución espectral de la actividad cerebral. La energía se calcula a partir de la ecuación 4

**Ecuación 4**  
**Energía**

$$E = \sum (señal^2)$$

- **Curtosis:** Esta característica de la señal, proporciona información sobre la forma de distribución de los valores de la señal en relación con su media, con esta se pueden llegar a identificar cambios anómalos en la señal comparados con una referencia (estado de reposo). se puede calcular a partir de la ecuación 5

**Ecuación 5**  
**Curtosis**

$$K = \frac{\sum (Xi - X)^4}{\frac{n}{S^4}}$$

- **Skewness:** Esta medida proporciona información de la asimetría de los valores de la señal en comparación con su media, pudiendo detectar cambios en la distribución dependiendo del estímulo presentado. su cálculo se puede hacer a partir de la ecuación 6

**Ecuación 6**  
**Skewness**

$$A = \frac{1}{n} * \sum \left( \frac{señal - \sigma}{\sigma} \right)^3$$

- **Valor RMS:** Proporciona valores sobre la amplitud promedio de la señal en el dominio del tiempo, esto puede ayudar a hacer la detección de cambios o eventos en la actividad cerebral según su aumento o disminución. El cálculo de este se puede realizar con la ecuación 7

**Ecuación 7**  
**Valor RMS**

$$RMS = \sqrt{\left( \left( \frac{1}{N} \right) * \sum (señal^2) \right)}$$

- **Cruces por cero:** Esta medida se utiliza para analizar los cambios en la polaridad de la señal y a su vez analizar la frecuencia, dependiendo del número de veces que la señal cruce por 0 puede ser indicador de cambios en las señales. Su cálculo se puede realizar a partir de la ecuación 8

### **Ecuación 8**

#### **Cruces por cero**

$$C0 = np.where(np.diff(np.signbit(señal)))[0]$$

- **Media de Welch:** Se utiliza para mirar el espectro en frecuencia de la señal, logrando identificar las bandas de frecuencia en la que se encuentra la señal tomada gracias a la detección en los cambios de dicho espectro. Se puede calcular a partir de la ecuación 9

### **Ecuación 9**

#### **Media de Welch**

$$W = \frac{|fft(vetana(t) * señal(t))|^2}{long * frec}$$

- **Ancho de banda:** Característica útil para determinar la distribución de energía presente en la señal, logrando identificar cambios en la actividad cerebral. Se puede calcular a partir de la ecuación 10

### **Ecuación 10**

#### **Ancho de banda**

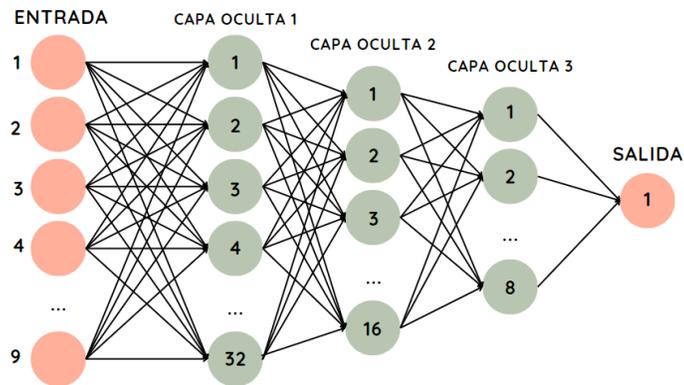
$$BW = fc2 - fc1$$

### **FASE 2a: Implementación de técnicas de machine Learning para la creación de una red neuronal de aprendizaje**

Se lleva a cabo la creación de dos redes neuronales de aprendizaje, con el fin de identificar, la intención del usuario mediante clasificadores que emplean las características previamente obtenidas de las señales procesadas. Se plantean dos, de tal manera que una se encargue de identificar los movimientos adelante y atrás, y la otra los movimientos de derecha e izquierda. Resulta indispensable resaltar que, para este prototipo, se requiere que las redes sean personalizadas, es decir, que se realiza el entrenamiento de la misma, con cada sujeto.

Se presenta un modelo de red neuronal en Keras haciendo uso de la librería tensorflow, una librería de código libre para Machine Learning, desarrollada por google con el propósito de satisfacer diversas necesidades a partir de redes neuronales artificiales, esta librería permite construir y entrenar redes neuronales para detectar patrones y razonamientos utilizados por los humanos.

**Figura 8**  
**Diagrama de red neuronal**



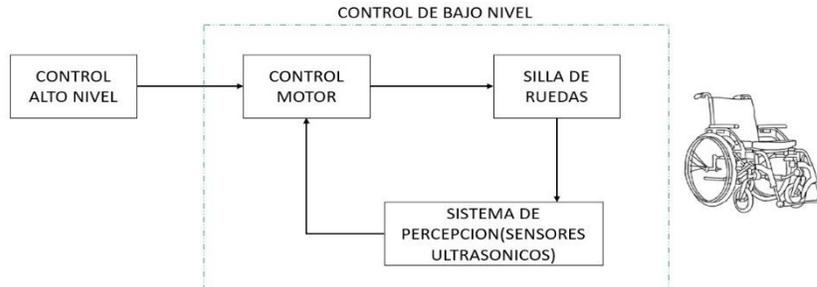
Nota: En la figura 8 se presenta el diagrama del modelo de red neuronal utilizado para la realización del presente proyecto.

El modelo de red neuronal se constituye de cuatro capas, tres capas ocultas, una con un total de 32 neuronas, una segunda capa oculta con un total de 16 neuronas, una tercera capa con un total de 8 neuronas y una capa de salida, la cual cuenta con 1 neurona. Se tiene un arreglo de 252 datos de entrada, compuesto por catorce filas y nueve columnas (referentes a las nueve características previamente calculadas a cada señal) de datos de cada una de las intenciones de movimiento del usuario (una de las redes es entrenada por 28 filas de datos correspondientes a los movimientos de arriba y abajo, mientras que la segunda red, tendrá como entrada 28 filas de datos correspondientes a los movimientos de derecha e izquierda), a dicho arreglo, se le agrega una columna de caracterización, en la cual se le asigna un número a cada intención: cero y uno (al ser dos redes independientes, solo se hace uso de dos características en cada una de ellas), posteriormente, al tener un matriz de 28x10, se mezclan las filas para realizar el entrenamiento de la red. Al tener los datos listos, se separan las columnas, dando como resultado dos dataframes, uno con los datos de entrada (matriz de 28x9) y otro con las salidas que debe proporcionar (matriz de 28x1), las cuales se pasan al modelo de red neuronal con el fin de llevar a cabo el entrenamiento y medir el porcentaje de exactitud de la red, para de esta manera comprobar que tan eficiente resulta ser.

### 5.3 FASE 3: Diseño del sistema de control de bajo nivel a utilizar

**Figura 9**

**Diagrama sistema de control de bajo nivel**



Nota: En la figura 9 se destaca el diagrama del control de bajo nivel, el cual integra el control de los motores de la silla y el uso de sensores ultrasónicos, siendo estos un sistema que retroalimenta el control de los motores.

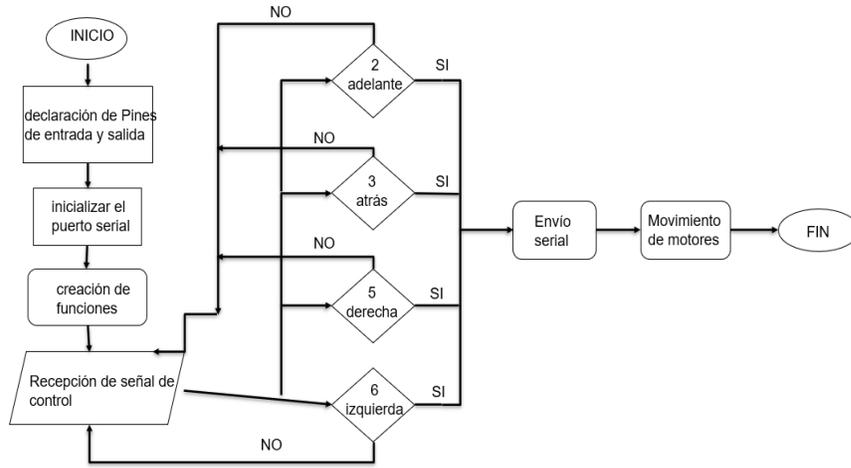
Se lleva a cabo un sistema de control que se encargue del movimiento del motor de la silla de ruedas, para esto, se diseñará un DMTC (Detector de Movimiento y Transmisor de Comandos), compuesto por una serie de sensores de distancia por ultrasonido, con el fin de brindar una retroalimentación al sistema, para uso adecuado del mismo, haciéndolo capaz de interpretar las intenciones de movimiento del usuario y así, activar los motores de la silla.

#### **Control de los motores**

Para controlar los motores implementados en la silla, se desarrolla un código en el programa Arduino, para que mediante el uso del controlador Monster motoshield, un controlador de motores programable, que está destinado a una gran variedad de aplicaciones automotrices, el cual cuenta con circuitos de soporte, reforzados para conducir un par de motores de alta corriente, se logre dar movimiento a la silla (adelante, atrás, derecha e izquierda), según corresponda.

Se determina que el movimiento es ideal, realizando pruebas de ensayo y error. Inicialmente, se envían los comandos mediante teclado, donde 1 es parar, 2 adelante, 3 atrás, 5 es derecha y 6 izquierda, dependiendo de la intención de movimiento del usuario, el monitor serie recibe la orden y la envía al Monster motoshield para que este accione los motores y la silla realice el movimiento conforme al comando ingresado. Se comprueba que los motores actúan de manera correcta según la orden recibida concluyendo que el sistema de control se encuentra listo para ser utilizado.

**Figura 10**  
**Diagrama de flujo del código de control de los motores**



Nota: En la figura 10 se expone el diagrama de flujo del código de control de los motores, para una mejor comprensión del mismo.

**Figura 11a y 11b**  
**Motores y controlador Monster motoshield**



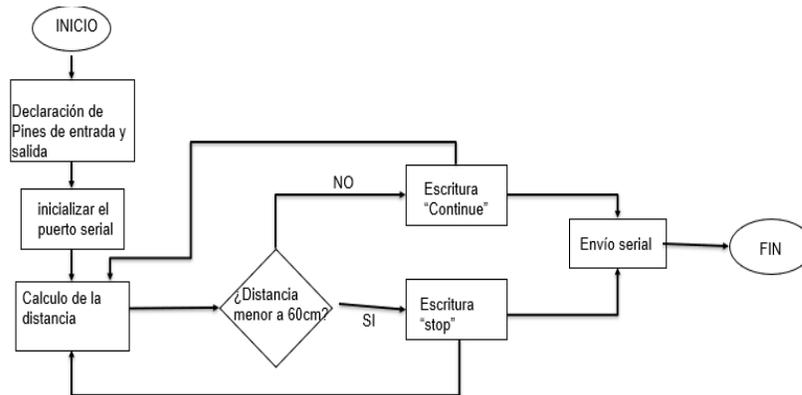
Nota: En la figura 11a se observan los motores ya instalados en la silla y en la figura 11b se observa el controlador de dichos motores.

### Control de los sensores

Adicional al código encargado de controlar los motores incorporados en la silla, se desarrolla un código que se ocupa de los sensores de distancia por ultrasonido, en este caso, se emplearon cuatro sensores de distancia ultrasónicos HC-SRF05 para detectar la distancia a la que se va a encontrar la silla de los objetos y hacer el respectivo frenado evitando así choques no deseados por parte del usuario o sujeto que se encuentre en

ella. La distancia mínima de detección son 60 cm, si esta distancia es menor, la silla se detiene.

**Figura 12**  
**Diagrama de flujo del código de control de los sensores**



#### **5.4 FASE 4: Realización de pruebas en pacientes tanto comprometidos como no comprometidos cognitivamente o con falencias en la movilidad**

Al tener el prototipo de la silla listo, con los sistemas de control implementados, se lleva a cabo la validación pertinente de su funcionamiento, dando seguimiento a un protocolo establecido, el cual consiste en la toma de cinco señales de cada estímulo (derecha, abajo, izquierda arriba) por usuario, para posteriormente hacer la extracción de las características a cada uno de los canales obteniendo las matrices mencionadas en la fase 2a para el entrenamiento de las dos redes neuronales.

##### **FASE 4a: Pruebas con pacientes no comprometidos cognitivamente**

Se toma una muestra de tres usuarios no comprometidos cognitivamente, ni con movilidad reducida, para realizar las respectivas pruebas de funcionamiento de la silla de ruedas, registrando los datos para su posterior análisis. Para ello se adecua un espacio controlado que presenta características como, poco ruido ambiente e iluminación en niveles constantes, evitando de esta manera la fatiga visual del paciente

**En esta fase se da seguimiento al protocolo de adquisición de señales presente en el apéndice 2 y el protocolo de entrenamiento de las redes, presente en el apéndice 4**

#### **5.4.1 FASE 4b: Pruebas con pacientes comprometidos cognitivamente o con movilidad reducida**

Se toma una muestra de dos usuarios con movilidad reducida, para realizar las respectivas pruebas de funcionamiento de la silla de ruedas, registrando los datos para su posterior análisis. En este caso el ambiente controlado mencionado anteriormente en la fase 4a, se adecua en diferentes espacios según lo requiere cada paciente, debido a que si es necesario se debe realizar la toma de señales en el lugar de residencia ya sea por falta de movilidad o comodidad de la misma.

**En esta fase se da seguimiento al protocolo de adquisición de señales presente en el apéndice 2 y el protocolo de entrenamiento de las redes, presente en el apéndice 4**

***Figura 13***  
***Entorno controlado***



### RESULTADOS

En este capítulo se despliega la presentación de los resultados obtenidos a lo largo del desarrollo del proyecto, manifestando el cumplimiento de todos los objetivos planteados en el capítulo 1 del presente documento.

#### **6.1 Adquisición de una base de datos de señales EEG utilizando potenciales evocados visuales en estado estacionario aplicado a pacientes sanos.**

Con el propósito de dar cumplimiento al primer objetivo planteado en el proyecto, se lleva a cabo la toma de señales con 78 estudiantes de la universidad Antonio Nariño, jóvenes comprendidos entre los 18 y 24 años, hombres y mujeres, con el fin de crear una base de datos con diferentes tipos de toma de señales, según el estímulo correspondiente. Resulta importante destacar que cada estudiante proporcionó su consentimiento para ser parte de la toma de señales utilizadas en este proyecto.

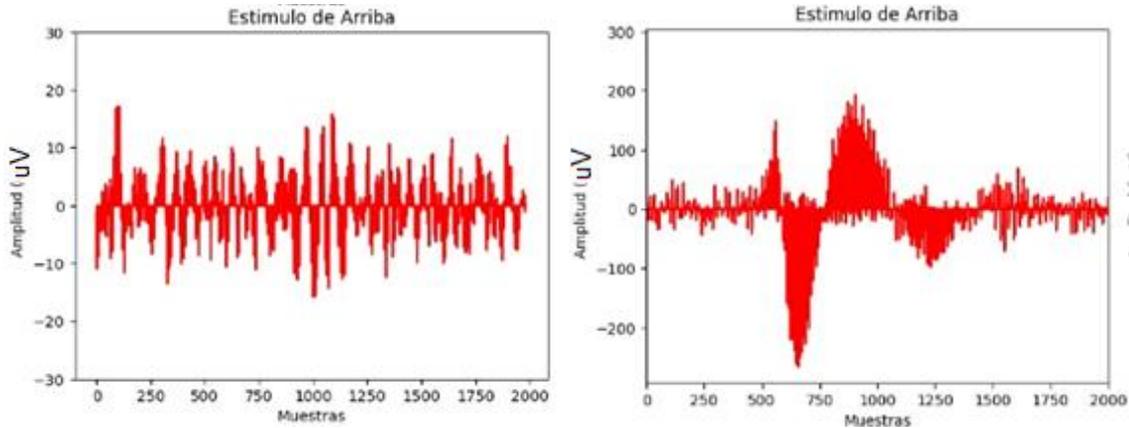
**El consentimiento informado se encuentra en el apéndice 3**

**Figura 14**  
***Toma de señales según cada estímulo***



Nota: En la figura 14 se encuentra el usuario frente al dispositivo generador de los estímulos efectuando órdenes emitidas por comandos de voz que le indican al usuario dónde observar.

**Figura 15a y 15b**  
**Graficas de señal de estímulo visual arriba**

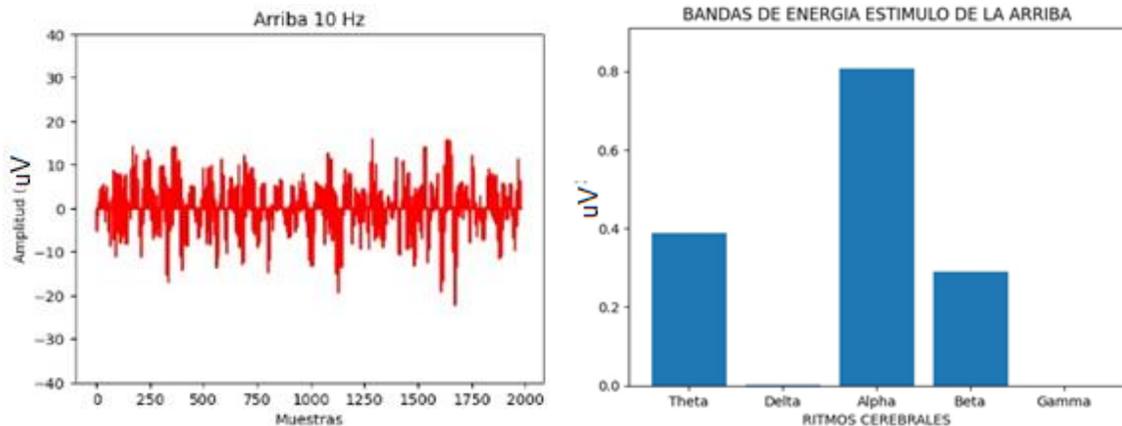


Nota: En la figura 15a se observa un tipo de señal bien tomada, pues presenta amplitudes en rangos que oscilan entre los 0 y los 40uV (micro Voltios), la cantidad de datos obtenidos es de 2000 a una frecuencia de 250Hz teniendo en cuenta que la toma se realiza en un tiempo aproximado de 12 segundos; En la figura 15b se ve una señal fuera de dichos rangos y con un ruido mucho mayor, lo que indica que la señal no fue adquirida de una manera correcta.

**Verificación de las señales**

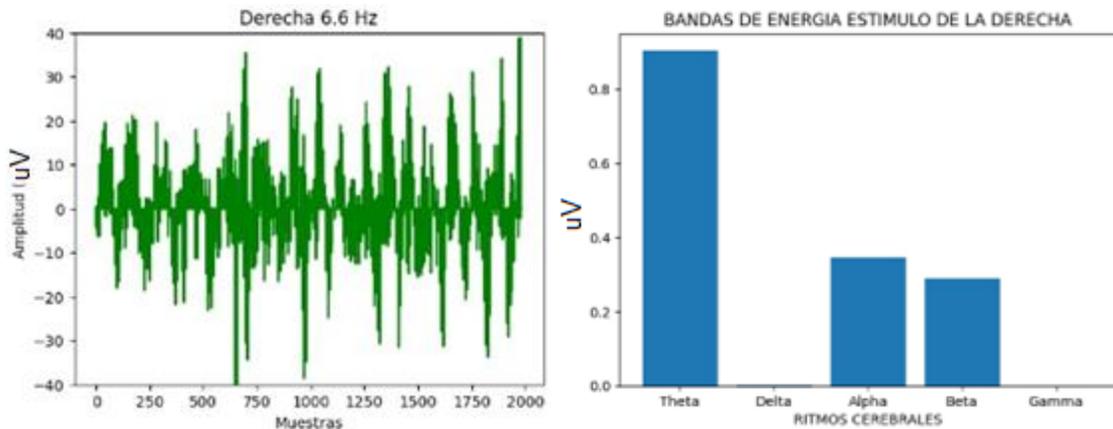
Para la verificación de las señales se hace uso de los ritmos cerebrales mencionados en el capítulo 3 en el apartado de señales encefalográficas, pues estas señales deben presentar mayor actividad en las bandas Alfa(8-12 Hz) y Theta(4-8 Hz) debido a que estos rangos son los trabajados en los estímulos visuales que se le presentan al usuario.

**Figura 16a y 16b**  
**Verificación de toma de señales estímulo visual arriba**



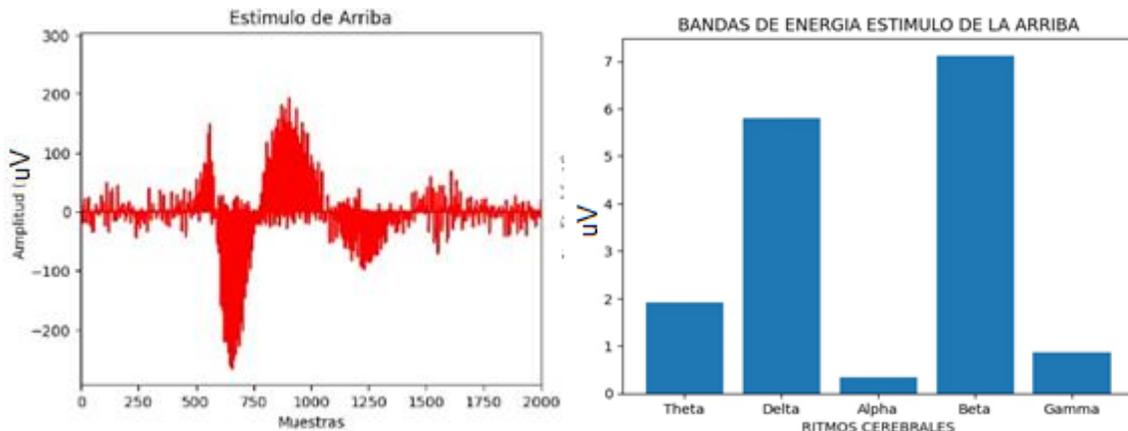
Nota: En la figura 16a se puede observar la toma en crudo de la señal de arriba que corresponde al estímulo oscilante a 10Hz. En la figura 16b se evidencia una amplitud mayor en el ritmo cerebral Alfa, puesto que este tiene actividad frecuencial en los rangos de 8 a 12 Hz y la frecuencia del estímulo está a 10 Hz

**Figura 17a y 17b**  
**Verificación de toma de señales estímulo visual derecha**



Nota: En la figura 17a se puede observar la toma en crudo de la señal de la derecha que corresponde al estímulo oscilante a 6.6Hz. En la figura 17b se evidencia una amplitud mayor en el ritmo cerebral theta, puesto que este tiene actividad frecuencial en los rangos de 4 a 8 Hz y la frecuencia del estímulo está a 6.6 Hz

**Figura 18a y 18b**  
**Verificación de toma de señales estímulo visual arriba**



Nota: En la figura 18a se puede observar la toma en crudo de la señal de arriba que se encuentra mal tomada. En la figura 18b se ve que los ritmos cerebrales están activándose

de una manera errónea, pues debería estar presente el ritmo alfa que corresponde al rango de oscilación del estímulo de arriba y como se evidencia este no se encuentra.

**Tabla 9**  
**Adquisición para Un canal ubicado en la posición Oz del sistema de posicionamiento 10/20**

SUJETO	# INTENTO DE ADQUISICIÓN	CORRECTA / INCORRECTA	OBSERVACIONES
1	2	CORRECTA	El sujeto se dispersaba un poco al momento de mirar los recuadros generando en la señal picos muy ruidosos y frecuencias altas que no dejaban diferenciar las específicas a trabajar
2-3	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
4	3	CORRECTA	El sujeto parpadea mucho en el momento de la prueba lo que provocaba interferencia en las señales
5	2	CORRECTA	Miro a un lado en el momento de la toma de abajo, lo que conlleva a repetir la prueba
6	3	INCORRECTA	El sujeto no pudo mantener la concentración en los estímulos presentados
7-9	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento

10	2	CORRECTA	Debido al ruido ambiente se generaron picos indeseados en la señal
11	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
12	3	INCORRECTA	No se podía quedar quieto a la misma distancia mirando los estímulos en ningún intento
13-20	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
21	2	CORRECTA	Por perturbaciones en el ambiente de la toma de datos fue necesario repetir las pruebas a los sujetos
22	2		
23	3	CORRECTA	Se dispersan al momento de hacer el cambio de visualización del estímulo, generando la repetición de la prueba
24	3		
25-28	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
29	2	INCORRECTA	El sujeto no se quedó hasta el final de la prueba
30-34	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento

35	2	CORRECTA	El sujeto presenta un ataque de tos, lo que provoca la toma nuevamente de la señal
36	2		
37-41	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento

Nota: la tabla 9 presenta los datos recolectados para un solo canal posicionado en OZ según el sistema internacional de colocación de electrodos 10/20, haciendo uso de la ecuación 13 se obtiene un porcentaje de error del 7.32 % y uno de aceptación del 92.68%, pues de los 41 sujetos sólo 3 presentaron señales inadecuadas En promedio se necesitaron al menos 2 repeticiones de la prueba para que esta quede adquirida de una manera que las bandas de energía reaccionen al estímulo que se está observando.

**Tabla 10**

**Adquisición para tres canales ubicados en las posiciones PO3, OZ, PO4 del sistema de posicionamiento 10/20**

SUJETO	# INTENTO DE ADQUISICIÓN	CORRECTA / INCORRECTA	OBSERVACIONES
1-7	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
8	2	CORRECTA	El programa de Matlab se detuvo en la mitad de la toma de señales lo que provocando la realización nuevamente de la toma
9	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
10	2	CORRECTA	Se distrajo y parpadeo mucho en la toma de las señales
11	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
12	3	INCORRECTA	Falta de concentración en el momento de mirar cada estímulo presentado

13-22	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
23	2	CORRECTA	Existencia de ruido en el ambiente provocando picos no deseados
24-28	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento
29	3	INCORRECTA	Las señales del paciente no concordaban con una señal electroencefalográfica, su amplitud no estaba en el rango aceptable
30	2	CORRECTA	Se realiza bien la toma al segundo intento
31-35	1	CORRECTA	Se realiza bien la toma de señales al primer intento

Nota: La tabla 10 presenta los datos recolectados para tres solo canal posicionado en PO3, OZ, PO4 según el sistema internacional de colocación de electrodos 10/20, haciendo uso de la ecuación 13 se obtiene un porcentaje de error del 8.57 % y uno de aceptación del 91.42%, pues de los 35 sujetos sólo dos presentaron señales inadecuadas.

En promedio se necesitaron al menos 2 repeticiones de la prueba para que esta quede adquirida de una manera que las bandas de energía reaccionen al estímulo que se está observando.

**Tabla 11**  
**Adquisición para cinco canales ubicados en las posiciones PO1, PO3, OZ, PO4, PO2 del sistema de posicionamiento 10/20**

SUJETO	# INTENTO DE ADQUISICIÓN	CORRECTA / INCORRECTA	OBSERVACIONES
1	2	CORRECTA	Movimientos bruscos de la cabeza provocaron ruido

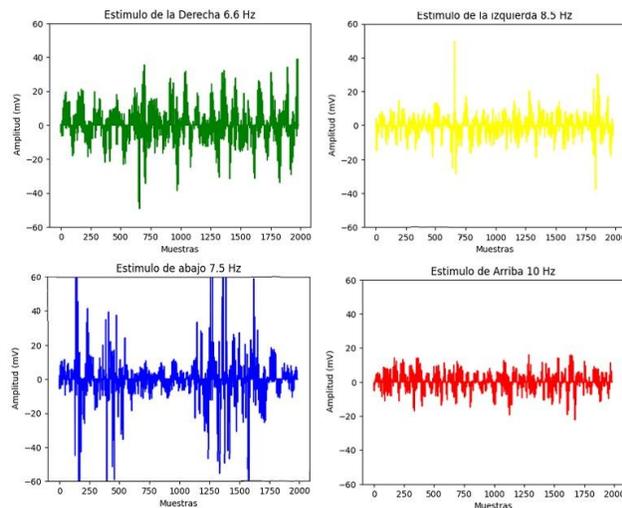
2	1	CORRECTA	Se realiza bien la prueba en el primer intento
---	---	----------	------------------------------------------------

Nota: Es este apartado, luego de hacer las tomas, se opta por no hacer uso de tantos electrodos posicionados en el cuero cabelludo, por comodidad del paciente y hacer un poco más liviano el casco Ultra cortex Mark 4, sin embargo, las 2 tomas de la señal se realizaron satisfactoriamente dando evidencia de los ritmos cerebrales presentes en Alfa y Theta.

## 6.2 Implementación del sistema de control de alto nivel (red neuronal). Diseño del sistema de control de alto nivel a utilizar

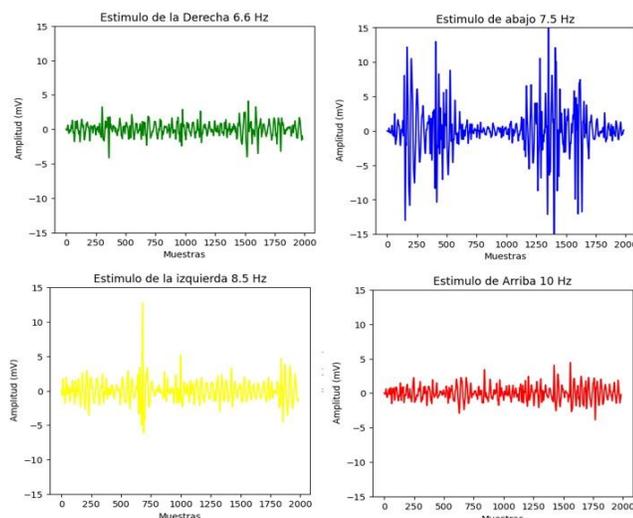
Con el fin de crear el sistema de control de alto nivel, se emplean dos redes neuronales, una con la capacidad de detectar las intenciones de movimiento adelante y atrás y la segunda red, con la capacidad de detectar las intenciones de movimiento derecha e izquierda. Para lograr el entrenamiento de las redes y de esta manera tener una buena detección de las intenciones de movimiento del usuario, se lleva a cabo la caracterización de las señales obtenidas, diferenciando así cada movimiento (adelante, atrás, derecha, izquierda) para ello, se inicia con la aplicación de un filtro pasa bandas, el cual cumple con la función de eliminar (en este caso) todas las frecuencias inferiores a 2 Hz y superiores a 30 Hz, descartando así el ruido presente en las señales adquiridas y dejando más limpios los datos que se desean procesar.

**Figura 19**  
**Señales en raw de los estímulos visuales**



Nota: En la figura 19, se logran apreciar las señales “crudas”, correspondientes a los estímulos derecha, izquierda, abajo y arriba respectivamente, cabe resaltar que estas señales no se encuentran procesadas, por lo que se observan picos con amplitudes superiores a las que debe estar una señal electroencefalográfica que es alrededor de los 40 mV.

**Figura 20**  
**Señales de los estímulos visuales filtradas**



Nota: En la figura 20 se percibe como el filtro pasa bandas empleado, elimina las frecuencias no deseadas y a su vez permite una mejor visualización de la señal, los valores de amplitud ya se encuentran dentro del rango que nos permite saber de qué efectivamente se trata de una señal EEG (0 – 40).

Luego de aplicar el filtro en las señales, se pasa a hacer el cálculo de nueve características (mean, Std, energía, curtosis, skewness, RMS, Número de cruces por cero, media de welch, ancho de banda), a la señal de cada movimiento, con el fin de tener una referencia sólida que permita llevar a cabo el entrenamiento de las redes neuronales.

**En el apéndice 1, dentro del repositorio, se encuentran los valores de las características, obtenidas para cinco señales del mismo estímulo (arriba, derecha, abajo, izquierda).**

## **Pruebas de entrenamiento de las redes con distintas combinaciones de características**

Inicialmente se lleva a cabo el cálculo de las nueve características presentadas en la fase 2a de la metodología, a 1512 señales electroencefalográficas adquiridas previamente, siendo 378 señales por cada estímulo visual (arriba, abajo, derecha, izquierda); estas son divididas en seis grupos diferentes, cada uno con 252 datos (matrices de 28x9, de los estímulos arriba, abajo y derecha, izquierda), con el fin de entrenar cada una de las redes planteadas según el estímulo correspondiente, obteniendo de esta forma seis grupos de datos para llevar a cabo el entrenamiento de cada red.

Para determinar cuáles características son las más apropiadas al momento de entrenar las redes neuronales, se realizan pruebas con diferentes combinaciones de las mismas, para así decidir cuál combinación es ideal con el fin de tener una buena detección de las intenciones de movimiento, dichas pruebas son realizadas mediante ensayo y error, teniendo en cuenta, los porcentajes de precisión que arroja cada red, según la combinación utilizada.

### **Las tablas de datos, con los que se llevaron a cabo las pruebas de entrenamiento con distintas combinaciones de características, se encuentran dentro del repositorio del apéndice 1**

Luego de hacer un análisis, teniendo en cuenta el porcentaje de accuracy de las redes con las diferentes combinaciones de características, se realiza una prueba haciendo uso de todas las características mostradas en apéndice 1, determinando de esta manera, que al hacer uso de todas las características se obtiene un mejor entrenamiento de las dos redes, dando como resultado, un accuracy del 85% para la clasificación arriba-abajo y un 80% para la clasificación Derecha-Izquierda.

### **El código implementado se encuentra en el enlace del apéndice 1**

#### **6.3 Implementación del sistema de control de bajo nivel (control de movimiento de la silla).**

Para llevar a cabo el diseño del sistema de control de bajo nivel, se toma en cuenta el funcionamiento tanto de los motores de la silla como de los sensores de proximidad.

## Desarrollo de pruebas de validación del sistema de control.

### Motores:

La placa Monster motoshield, es la encargada de la activación unos motores de corriente continua (DC) de alta potencia, capaz de controlar tanto la potencia como la velocidad del motor, por medio de diferencias en la amplitud de una señal PWM generada por un microcontrolador integrado con la placa Monster (Arduino), se controla la velocidad de giro de los motores, y con variaciones en la tensión aplicada a la placa Monster se puede jugar con la potencia de salida del motor.

Las direcciones derecha, izquierda, arriba y abajo se efectúan debido a la dirección de giro del motor, permitiendo que el motor gire en sentido horario o antihorario. Esto se logra mediante el control de los pines de dirección en la placa (Monster).

### Cálculo de la potencia

A partir de la ecuación 11 se realiza el cálculo de la potencia para diferentes entradas de tensión y de esta manera verificar el funcionamiento de los motores.

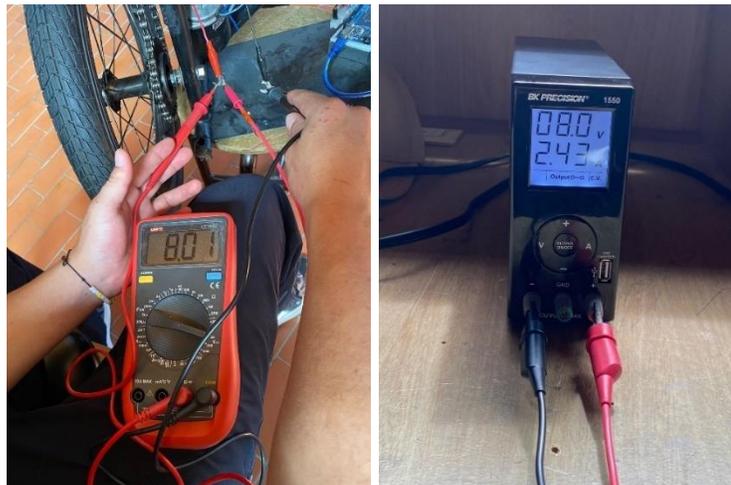
### Ecuación 11

#### Potencia

$$W = V * I$$

### Figura 21a y 21b

#### Medición de voltaje y corriente del circuito



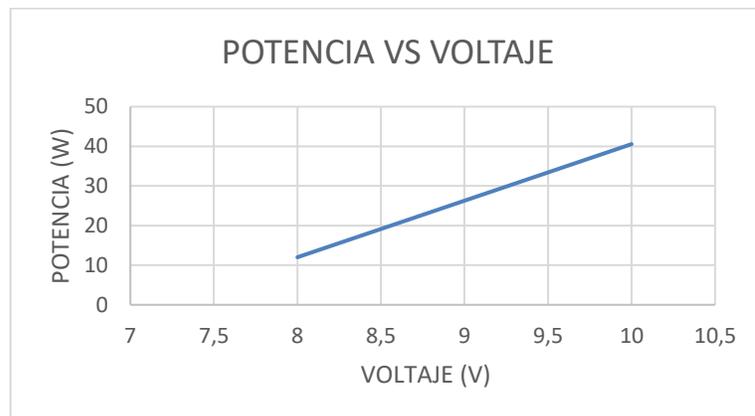
Nota: En la figura 21a se ve cómo se realiza la medición del voltaje de salida con la ayuda de un multímetro y en la figura 21b el valor de la corriente que pasa al motor. cabe resaltar que se hace esas tomas para poder realizar el cálculo de la potencia haciendo uso de la ecuación y validar el funcionamiento de los motores

**Tabla 12**  
**Potencia de los motores**

VOLTAJE ENTRADA (V)	CORRIENTE (A)	POTENCIA SALIDA(W)		OBSERVACIONES
		MOTOR DERECHA	MOTOR IZQUIERDA	
8	2.42	19.36	19.36	Las mediciones fueron las mismas para cada motor, obteniendo los mismos resultados en cada toma, se usa un voltaje inicial de 8V porque la placa del controlador funciona en un rango de 5 a 12 voltios causa de que, si se excede el voltaje, la misma se puede quemar
10	3.03	30.3	30.0	
12	3.38	40.56	40.56	

Nota: El comportamiento de la potencia respecto al voltaje, es directamente proporcional, a mayor voltaje, mayor va a ser la potencia emitida por los motores, se ve una respuesta igual en ambos motores, lo que indica que son iguales (uno no tiene más fuerza que el otro). La potencia resultante está dentro del rango de aceptación para la silla ya que, con 12 voltios de entrada, se puede obtener hasta 41 Watts de potencia para cada llanta.

**Figura 22**  
**Gráfico de potencia respecto al voltaje**



Nota: En la figura 22 se ve como es el comportamiento de la potencia respecto al voltaje aplicado, siendo esta directamente proporcional, pues entre mayor sea el voltaje, mayor va a ser la potencia de salida del motor.

### **Cálculo de la velocidad**

Esta se determina y varía por las salidas digitales del microcontrolador, puede variar en valores desde 0 hasta 255 en binarios por su conversor de 8 bits, estos, actúan de acuerdo a la entrada existente en el monitor serie donde 1 es parar, 2 adelante, 3 atrás, 5 es derecha y 6 izquierda.

**Figura 23**  
**Cálculo de la velocidad de los motores**



Nota: En la figura 23 se puede ver el cálculo cronometrado de las vueltas de la rueda a 1 minuto.

Al hacer uso de la ecuación 12 para el cálculo de la velocidad, se cronometra un minuto para determinar el número de vueltas y se asociarlo a un valor digital previamente puesto en el código de Arduino (revisar figura 22), se obtiene lo siguiente:

### **Ecuación 12** **Velocidad**

$$V = \frac{2 * \pi * r * N}{60}$$

**Tabla 13**

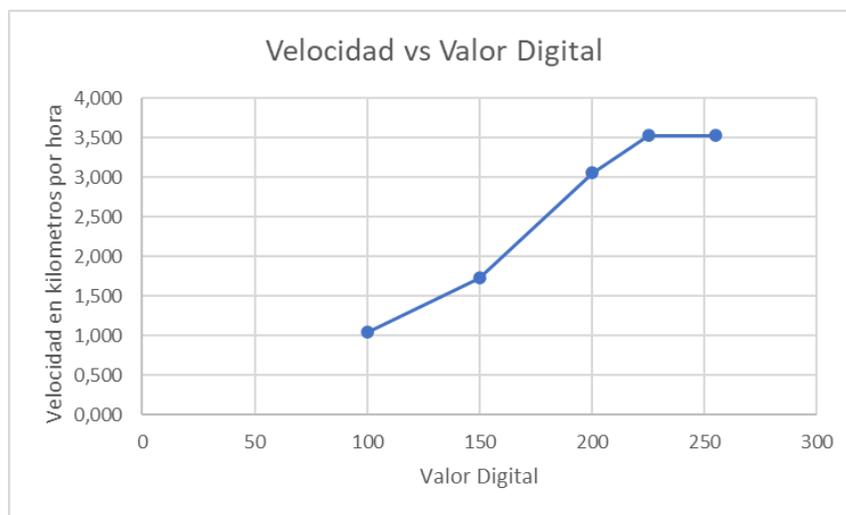
**Velocidad de los motores calculada con 12 voltios y ruedas con un radio de 20 centímetros**

VALOR DIGITAL	REVOLUCIONES POR MINUTO (RPM)	VELOCIDAD (m/s)	VELOCIDAD (K/h)
100	14	0.29	1.044
150	23	0.48	1.728
200	41	0.85	3.06
225	47	0.98	3.528
255	47	0.98	3.528

Nota: Como se evidencia en la tabla 13 de los 5 valores digitales ingresados dos de ellos presentaron las mismas revoluciones por minuto, obteniendo una velocidad máxima de 3.528 kilómetros por hora, se observa como esta velocidad va aumentando dependiendo del valor que se le ingrese.

**Figura 24**

**Gráfico de velocidad respecto a la salida digital**



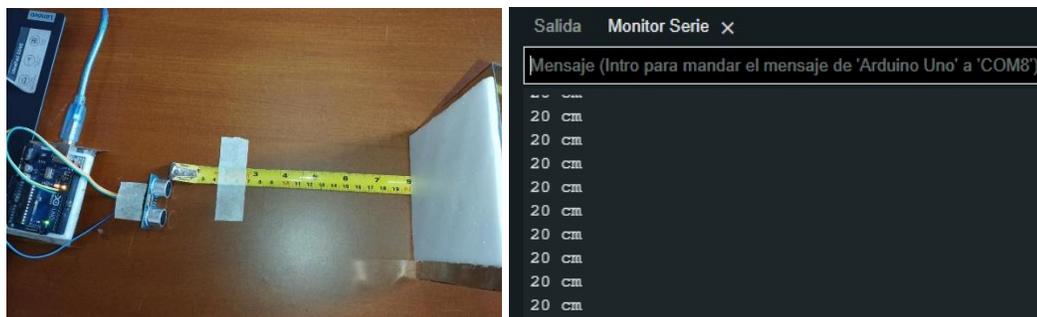
Nota: En la figura 24 se ve como es el comportamiento de la velocidad respecto a la salida digital, siendo esta directamente proporcional, pues entre mayor sea el valor digital, mayor va a ser la velocidad de las ruedas

### **Sensores de distancia**

Se verifica el funcionamiento de los cuatro sensores ubicados en la parte delantera y trasera de la silla, constatando que los cuatro detectan la correcta distancia de posibles obstáculos, la finalidad reside en lograr la detección de obstáculos, que, al encontrarse a una distancia igual o menor a 60 centímetros, emita un aviso haciendo que la silla logre detenerse evitando que el usuario colisione con estos.

Se validan los sensores haciendo uso de un metro para contrastar los valores que arroja el sensor y el valor real a la que está el objeto.

### **Figura 25a y 25b Medición de distancia**



Nota: En la Figura 25a se evidencia el ensayo de los sensores contrastando con un metro a una distancia en específica. En la figura 25b se muestra el monitor serial de Arduino en donde se está arrojando la distancia de manera digital.

Con la ayuda de la ecuación 13 se hace el cálculo del porcentaje de error que tiene cada uno de los sensores con respecto al valor real medido por el metro, los resultados se encuentran en la tabla a continuación:

**Tabla 14**  
**Porcentaje de error de los sensores**

PRUEBA	DISTANCIA ESTABLECIDA (cm)	DISTANCIA SENSOR (cm)	% DE ERROR	OBSERVACIONES
1	60	59	1,6%	Las distancias medidas por el sensor son exactas, al momento de medir distancias menores a 60cm, pues a mayores distancias este va a tener un error de +/-1%, teniendo en cuenta las especificaciones del trabajo es un porcentaje de error bajo.
2	50	50	0%	
3	40	40	0%	
4	20	20	0%	
5	10	10	0%	

Nota: En la tabla 14 se plasma la comparación entre las distancias reales y medidas por el sensor, está arroja que a mayores distancias el sensor va a tender a equivocarse en un 2%, pero a distancias cortas, es muy efectivo, capaz de detectar objetos y ejecutar una orden dependiendo de la distancia del mismo.

Para la silla se realizan cinco pruebas con obstáculos a diferentes distancias y se evalúa con un metro adherido al suelo cuánto demora en detenerse la silla y si esta avanza más de lo esperado.

**Figura 26**  
**Espacio de prueba de sensores**



Nota: En la figura 26 se ve el espacio determinado para la respectiva prueba con diferentes ubicaciones para ponerle obstáculos tanto atrás como adelante.

**Tabla 15**  
**Resultados sensores adelante y atrás**

PRUEBA	DISTANCIA OBJETO (cm)	DISTANCIA DETENCIÓN (cm) (TEÓRICA)		DISTANCIA DETENCIÓN (cm) (PRÁCTICA)		% DE ERROR	
		Adelante	Atrás	Adelante	Atrás	Adelante	Atrás
1	210	30	30	33	34	10%	13%
2	160	30	30	34	34	13%	13%
3	110	30	30	32	31	6.6%	3.3%
4	60	30	30	30	30	0%	0%
5	40	30	30	30	30	0%	0%

Nota: En la tabla 15 se evidencia la distancia a la que la silla realiza la inactivación de los motores junto con sus porcentajes de error, en cada prueba, se ubica el obstáculo a una determinada distancia de la silla de ruedas (210, 160, 110, 60 y 40 centímetros como se observa en la tabla), seguido a esto, se programa en el código la orden de que los sensores detecten el obstáculo a una determinada distancia (180, 130, 80, 30 y 10 centímetros respectivamente) para que de esta manera, la silla avance 30cm y se detenga al hacer la detección del obstáculo (es por eso, que la distancia de detención teórica se fija en un valor de 30 centímetros), al realizar las pruebas, se hace la comparación de la distancia en la cual se detiene con la distancia teórica, haciendo uso de la ecuación 13, obteniendo un porcentaje de error mínimo del 0% y el más alto es del 13%, lo que pasa para las distancias grandes como se mencionó en la tabla anterior, pero se ve que entre menor es la distancia, menor también es el porcentaje de error llegando hasta 0 en distancias menores a los 80 cm

**Ecuación 13**  
**Porcentaje de error**

$$\%error = \frac{|val. aproximado - val. exacto|}{val. exacto} * 100$$

#### **6.4 Desarrollo de pruebas de validación del prototipo de la silla de ruedas.**

Al tener listos los sistemas de alto y bajo nivel a utilizar, se realizan las pruebas de validación del prototipo de la silla de ruedas, es importante resaltar que estas pruebas se llevan cabo tanto en usuarios que presentan falencias en la movilidad, como en usuarios que no cuentan con ningún tipo de falencia en su movilidad.

**La descripción del entorno de validación y el paso a paso de las pruebas se puede encontrar al final del documento en el apéndice 4**

#### **Pacientes con movilidad reducida**

##### **Sujeto 1:**

Hombre de 40 años dedicado a la enseñanza con un título en ingeniería en sistemas, especialista en las TIC para la enseñanza, presenta un trauma raquimedular a nivel de T8, por herida con arma de fuego, dando un diagnóstico de “paraplejia de miembros inferiores”, lleva alrededor de 20 años desde el diagnóstico.

##### **Figura 27**

##### **Sujeto 1**



##### **Sujeto 2:**

Hombre de 34 años, contador público, con trauma raquimedular a nivel cervical C3 a C6, presentando diagnóstico de cuadriplejia desde hace catorce años debido a caída desde un segundo piso

**Figura 28**  
**Sujeto 2**



**Tabla 16**  
**Precisión de las Redes neuronales**

SUJETO	RED ARRIBA-ABAJO (%)	RED DERECHA-IZQUIERDA (%)	OBSERVACIONES
1	89.29	92,86	Se ve como una de las dos redes presenta una tasa de precisión más alta que la otra, presentando un aumento de aproximadamente 3 puntos favorables para la red de derecha-izquierda
2	81,48	80,77	Los porcentajes de precisión para el sujeto 2 muestra cómo la red de arriba-abajo tiene casi un punto de más con respecto a la red de derecha-izquierda

Los porcentajes de precisión en ambos sujetos resultan ser prometedores, pues cada una de las redes dio más del 80% de precisión lo que se considera aceptable para una red neuronal, los porcentajes de precisión del sujeto 2 son inferiores a las del sujeto 1,

esto debido a que se llevó a cabo la prueba en dos lugares separados, siendo el lugar del sujeto 1 un más controlado que el del sujeto 2, pues el sujeto 2 al no poder movilizarse al lugar de trabajo, se busca la manera de llevar los objetos hasta su lugar de residencia, siendo este un poco más ruidoso, aun así los resultados del entrenamiento de las redes superan el 80% de precisión en el momento de detectar la intención de movimiento.

La media de las 2 redes para cada sujeto da como resultado, una tasa de precisión del 91.07% para el sujeto uno y 81.12% para el sujeto 2.

### **Prueba de validación del prototipo, con adquisición de señales en vivo**

**Tabla 17**  
**Pruebas de validación Sujeto 1**

# PRUEBA	ARRIBA	ABAJO	DERECHA	IZQUIERDA	TOTAL
1	correcto	correcto	correcto	correcto	100
2	correcto	incorrecto	correcto	correcto	75
3	correcto	correcto	correcto	incorrecto	75
4	correcto	correcto	correcto	correcto	100
TOTAL	100	75	100	75	87,5

Nota: En la tabla 17, se logra apreciar que, al llevar a cabo las pruebas de validación de funcionamiento de la silla de ruedas, esta logra responder de manera ideal, se logra hacer una correcta identificación de la intención de movimiento del usuario, teniendo un porcentaje de precisión del 87,5%

**Tabla 18**  
**Pruebas de validación Sujeto 2**

# PRUEBA	ARRIBA	ABAJO	DERECHA	IZQUIERDA	TOTAL
1	correcto	incorrecto	incorrecto	correcto	50
2	correcto	correcto	correcto	correcto	100
3	correcto	correcto	correcto	incorrecto	75
4	correcto	correcto	correcto	correcto	100
TOTAL	100	75	75	75	81,25

Nota: En la tabla 18, se logra apreciar que, al llevar a cabo las pruebas de validación de funcionamiento de la silla de ruedas, esta logra responder de manera ideal, se logra hacer una correcta identificación de la intención de movimiento del usuario, teniendo un porcentaje de precisión del 81,25%

**Tabla 19**  
**Comparación de datos adquiridos**

SUJETO	PORCENTAJE PRECISIÓN (%)	ANÁLISIS
1	87,5	Al realizar las 4 pruebas con el código mostrado al final de documento en el apéndice 1 se logran ver unas tasas de precisión del 87 y 81 % para cada sujeto uno y dos respectivamente, este es superior al 80 % lo que es aceptable para las redes neuronales trabajando de manera simultánea, los valores de los porcentajes corresponden a los resultados del entrenamiento anterior de la red, pues como se veía en la tabla 15 de precisión de las redes, el sujeto uno presentaba tasas más altas que las del sujeto dos, evidenciándose en las pruebas de validación.
2	81,25	

Haciendo uso de la ecuación 13 para el cálculo del porcentaje de error se obtiene la siguiente tabla:

**Tabla 20**  
**Porcentajes de error**

SUJETO	VALOR TEÓRICO (%)	VALOR REAL (%)	% DE ERROR(%)
1	91,07	87,5	3,9
2	81,12	81,25	0,1

En la tabla 20 se ve como el porcentaje de error del sujeto 1 es un tanto más alto que el del sujeto dos, pues los valores de las redes teóricas a las de la práctica difieren un poco en la tasa de precisión, aun así, el valor no disminuye del 80%.

Para el sujeto 2 el porcentaje de error fue mínimo, lo que evidencia que la teoría y la práctica de las redes funciona.

**Pruebas con pacientes no comprometidos cognitivamente ni con carencias de movilidad:**

**Sujeto 1:**

Preadolescente de 12 años estudiante del grado séptimo no comprometido cognitivamente ni con falencias en su movilidad.

**Figura 29**  
**Sujeto 1**



**Sujeto 2:**  
Adolescente de 18 años estudiante de ingeniería civil, no comprometido cognitivamente ni con falencias en su movilidad.

**Figura 30**  
**Sujeto 2**



**Sujeto 3:**  
Mujer de 47 años casada, responsable del hogar, no comprometida cognitivamente ni con falencias en su movilidad.

**Figura 31**  
**Sujeto 3**



**Tabla 21**  
**Precisión de las Redes neuronales**

SUJETO	RED ARRIBA-ABAJO (%)	RED DERECHA-IZQUIERDA (%)	OBSERVACIONES
1	82.14	96.41	Se ve como una de las dos redes presenta una tasa de precisión más alta que la otra, presentando un aumento bastante favorable para la red de derecha-izquierda
2	82,14	85.7	Los porcentajes de precisión para el sujeto 2 muestra una mayor homogeneidad en las dos redes, pues sus porcentajes están un tanto cercanos
3	78.57	85.7	para el sujeto 3 se ve como la precisión de la red arriba- abajo disminuyó del 80 %, esto debido a que la toma de señales el sujeto no se concentraba en los estímulos visuales

En este caso la red neuronal de derecha-izquierda del sujeto 1 es la que presenta una tasa de precisión más alta, debido a que se trata de una persona joven capaz de mirar cada estímulo con un nivel alto de concentración.

El sujeto 3, presentó una disminución en la tasa de precisión de la red arriba-abajo, esto debido a que en el momento de las tomas de la señal presentó cansancio, causal de que algunas de las señales tuvieran un poco de ruido.

El sujeto 2 presenta una homogeneidad en las tasas de precisión de las dos redes para cada intención de movimiento, como se ve están por arriba del 80%

Calculando la media de las redes con la ecuación 2 , obtenemos que para el sujeto uno esta es de 89.27% , para el sujeto dos es del 83.92% y para el sujeto 3, es del 82,13%; Estos valores están cercanos y por encima del 80%, sacando el valor medio de estas 3 redes unificadas tenemos una precisión del 84.44%.

### **Prueba de validación del prototipo, con adquisición de señales en vivo**

**Tabla 22**  
**Pruebas de validación Sujeto 1**

# PRUEBA	ARRIBA	ABAJO	DERECHA	IZQUIERDA	TOTAL
1	correcto	correcto	correcto	correcto	100
2	correcto	correcto	correcto	correcto	100
3	incorrecto	incorrecto	correcto	correcto	50
4	correcto	incorrecto	correcto	correcto	75
5	correcto	correcto	correcto	correcto	100
TOTAL	80	60	100	100	85

Nota: En la tabla 22, se logra apreciar que, al llevar a cabo las pruebas de validación de funcionamiento de la silla de ruedas, esta logra responder de manera ideal, se logra hacer una correcta identificación de la intención de movimiento del usuario, teniendo un porcentaje de precisión del 85%

**Tabla 23**  
**Pruebas de validación Sujeto 2**

# PRUEBA	ARRIBA	ABAJO	DERECHA	IZQUIERDA	TOTAL
1	correcto	incorrecto	correcto	correcto	75
2	correcto	correcto	incorrecto	incorrecto	50
3	correcto	correcto	correcto	correcto	100
4	correcto	correcto	incorrecto	correcto	75
5	correcto	correcto	correcto	correcto	100
TOTAL	100	80	60	80	80

Nota: En la tabla 23, se logra apreciar que, al llevar a cabo las pruebas de validación de funcionamiento de la silla de ruedas, esta logra responder de manera ideal, se logra hacer una correcta identificación de la intención de movimiento del usuario, teniendo un porcentaje de precisión del 80%

**Tabla 24**  
**Pruebas de validación Sujeto 3**

# PRUEBA	ARRIBA	ABAJO	DERECHA	IZQUIERDA	TOTAL
1	correcto	correcto	correcto	correcto	100
2	correcto	correcto	correcto	incorrecto	75
3	correcto	correcto	correcto	correcto	75
4	correcto	incorrecto	incorrecto	correcto	75
5	correcto	correcto	incorrecto	correcto	100
TOTAL	100	80	60	80	80

Nota: En la tabla 24 , se logra apreciar que, al llevar a cabo las pruebas de validación de funcionamiento de la silla de ruedas, esta logra responder de manera ideal, se logra hacer una correcta identificación de la intención de movimiento del usuario, teniendo un porcentaje de precisión del 80%

**Tabla 25**  
**Comparación de datos**

SUJETOS	PORCENTAJE PRECISIÓN (%)	ANÁLISIS
1	89,27	Se logran ver unas tasas de precisión del 82%, 83 % y la más alta que es del 89,27%, cada una de estas se considera una red capaz de funcionar de manera adecuada, pues sus valores están por arriba del 80%.  sus valores son similares a los que dieron en las tablas anteriores que corresponden al valor teórico de dichas redes, por lo cual se está haciendo un uso adecuado de dicha información
2	83.92	
3	82.13	

Haciendo uso de la ecuación 12 para el cálculo del porcentaje de error se obtiene la siguiente tabla:

**Tabla 26**  
**Porcentaje de error**

SUJETO	VALOR TEÓRICO (%)	VALOR REAL (%)	% DE ERROR(%)
1	89.27	85	4.7 %
2	83,92	80	4,6%
3	82.13	80	2,59%

Al dar por terminado el proyecto se el prototipo de una silla de ruedas controlada mediante señales encefalográficas y potenciales evocados visuales en estado estacionario, las respectivas imágenes se encuentran en el apéndice 5

## CONCLUSIONES

---

El desarrollo del proyecto, expone el cumplimiento de todos los objetivos propuestos, se logra la elaboración de un prototipo funcional de una silla de ruedas mediante señales encefalográficas (EEG) y potenciales evocados visuales en estado estacionario (SSVEP), siendo este un modelo amigable con el usuario. Haciendo uso de la integración de estas tecnologías neuro-interfaz, se logra establecer una conexión entre la actividad cerebral y los comandos de movimiento de la silla de ruedas, permitiendo la movilidad de los usuarios de manera independiente y sin esfuerzo.

Al llevar a cabo la elaboración del prototipo planteado, se logra concluir:

- El algoritmo de la toma de señales elaborado, permite hacer la adquisición de las señales electroencefalográficas de una manera rápida, pues cada toma dura alrededor de dos minutos por paciente obteniendo información de los cuatro estímulos presentados. Se logra observar que, para obtener una correcta captura de las señales, a fin de realizar su posterior análisis, se debe tener en cuenta la concentración del paciente, a su vez el ruido ambiente del espacio donde se realiza la toma, ya que esto influye en la calidad de la señal, como se puede observar en el capítulo 5, en algunos casos se presentó la necesidad de realizar la toma más de una vez debido a inconvenientes presentados con el paciente o con el entorno en el cual se encontraba.
- Se logra la obtención de una base de datos amplia, conformada por 41 señales electroencefalográficas asociadas a un canal (OZ), 35 señales electroencefalográficas asociadas a 3 canales (PO3, OZ, PO4) y 2 señales asociadas a 5 canales (PO1, PO3, OZ, PO4, PO2), constatando que la toma de señales para un canal tiene un porcentaje de aceptación del 92.68%, indicando que tiene un error muy bajo en el momento de realizar la toma, este error presente se da por factores externos al código de adquisición; de la misma manera, para la adquisición de los 3 canales se obtiene un porcentaje de 91.42%.
- El control de bajo nivel cuenta con la capacidad de accionar los motores incorporados en la silla, haciendo que la misma se dirija hacia adelante, atrás, derecha e izquierda según corresponda, con la ayuda del controlador Monster moto Shield; se evidencia como este puede manejar tanto la potencia como la velocidad de giro de las ruedas, ya sea por control de voltaje o por comandos digitales enviados directamente a la placa.

Los motores funcionan de una manera adecuada, sin embargo, resulta ser necesario tener la batería que los alimenta cargada al 100% para de esta manera evitar pérdidas de potencia y de velocidad de la misma.

- Las redes neuronales planteadas para los sujetos tienen un porcentaje medio de precisión del 84.44%, las diferencias entre personas con deficiencia en su movilidad y las personas que no los presentan evidenciaron que, haciendo uso de redes neuronales personalizadas para cada usuario, se puede realizar un control adecuado de la silla de ruedas, identificando las intenciones de movimiento adelante, atrás, derecha e izquierda.
- El porcentaje de precisión de la técnica utilizada para el desarrollo del prototipo planteado, supera el porcentaje de los proyectos plasmados en el estado del arte (capítulo 2) para ilustrar, se presentan tres casos específicos:

En el documento “BRAIN CONTROLLED WHEELCHAIR: A SMART PROTOTYPE”, los resultados encontrados en la tabla 2, muestran porcentajes inferiores al 84%, debido al uso de un solo electrodo. Por el contrario, con las redes neuronales planteadas en el presente trabajo, se logra obtener un porcentaje máximo del 85% para un sujeto, siendo este un incremento en la precisión.

Haciendo uso de potenciales visuales en estado estacionario se obtienen mejores porcentajes de precisión a comparación de la técnica utilizada en el documento titulado “A SYNERGETIC BRAIN-MACHINE INTERFACING PARADIGM FOR MULTI-DOF ROBOT CONTROL”, presente en la tabla 3, pues su precisión es del 69.5%, y haciendo uso de los potenciales visuales en estado estacionario, se obtiene un porcentaje de precisión de más de un 80%.

Respecto al método de imaginación motora plasmada en la tabla 4, en el documento titulado “EEG SIGNALS CLASSIFICATION: MOTOR IMAGERY FOR DRIVING AN INTELLIGENT WHEELCHAIR” se obtiene una eficiencia de 74.96%, siendo esta inferior a los resultados que se obtuvieron en el desarrollo del presente proyecto.

Los resultados expuestos en el presente documento, acreditan que la técnica utilizada para llevar a cabo el prototipo, cuenta con una tasa de precisión óptima al momento de identificar la intención de movimiento del usuario, siendo esta aproximadamente del 84,44%, sin embargo, el proyecto abre puertas a trabajos futuros, en los cuales se incluye la optimización de la técnica de procesamiento de las señales encefalográficas, para determinar la intención de movimiento del usuario. Adicionalmente se consigue la creación de una base de datos abierta a todo público, dentro de la cual se encuentran diversas tomas de señales con ayuda de casco Open BCI Ultra Cortex Mark 4, siendo esta de gran utilidad, para el análisis de señales EEG en diversos estudios y valiendo como base para la caracterización de señales al momento de realizar proyectos similares.

Se logra observar, que el prototipo responde, tanto en usuarios con falencias en la movilidad, como en usuarios que carecen de dichas falencias, afirmando que el prototipo elaborado, cumple con las pautas necesarias para contribuir con el mejoramiento de la calidad de vida de todas aquellas personas que lo requieren, siendo de esta manera una tecnología asistencial que utiliza nuevos componentes de desarrollo para el país.

## BIBLIOGRAFÍA

---

- [1] Ministerio de Salud y Protección Social, “Análisis de Situación de Salud (ASIS) Colombia, 2018 Dirección de Epidemiología y Demografía.” *Junio 2019*, pp. 1–273, 2019, [Online]. Available: <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/VS/ED/PSP/asis-colombia-2018.pdf>
- [2] Ministerio de Salud, Colombia, and D. de E. y Demografía, “Indicadores Básicos de Salud 2021. Situación salud en Colombia,” p. 95, 2021.
- [3] A. Montenegro, “Depresión en Colombia es más alta que el promedio en el mundo,” Feb. 24, 2017. [Online]. Available: <https://www.eltiempo.com/salud/cifras-sobre-depresion-en-colombia-y-en-el-mundo-segun-la-oms-61454>
- [4] H. Thomas, “Tecnologías para la inclusión social en América Latina: de las tecnologías apropiadas a los sistemas tecnológicos sociales. Problemas conceptuales y soluciones estratégicas,” *Tecnol. Desarro. y Democr. Nueve Estud. sobre dinámicas sociotécnicas exclusión/inclusión Soc.*, pp. 25–78, 2012, [Online]. Available: [http://www.transitsocialinnovation.eu/content/original/Book covers/Local PDFs/175 Chap Thomas Tecn para la soc inclus en LA 2012.pdf](http://www.transitsocialinnovation.eu/content/original/Book%20covers/Local%20PDFs/175%20Chap%20Thomas%20Tecn%20para%20la%20soc%20inclus%20en%20LA%202012.pdf)
- [5] C. Moreno, I., Batista, E., Sofía Serracín, Moreno, R., Gómez, L., Serracín, J., Quintero, J. H., & Boya, “Los sistemas de interfaz cerebro-computadora basado en EEG: características y aplicaciones.” 2019. [Online]. Available: <https://revistas.utp.ac.pa/index.php/id-tecnologico/article/view/2230>
- [6] P. van der S. & J. P. D. Leigh R. Hochberg, Daniel Bacher, Beata Jarosiewicz, Nicolas Y. Masse, John D. Simeral, Joern Vogel, Sami Haddadin, Jie Liu, Sydney S. Cash, “Reach and grasp by people with tetraplegia using a neurally controlled robotic arm,” May 2012. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/nature11076>
- [7] J. I. Alfonso-mantilla and J. Martínez-santa, “Tecnología De Asistencia : Exoesqueletos Robóticos En Rehabilitación Assistive Technology : Robotic Exoskeletons in Rehabilitation,” *Rev Mov Cient.*, vol. 10, no. 2, pp. 83–90, 2016, [Online]. Available: issn: 2011-7191%0DISSN: 2463-2236 (En línea)
- [8] T. H. F. Lucas R. Trambaiolli, “Chapter 10 - Hybrid brain–computer interfaces for wheelchair control: a review of existing solutions, their advantages and open challenges,” pp. 229–256, 2018, [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/B9780128128923000108>
- [9] ONU, “Los Objetivos de Desarrollo Sostenible en Colombia,” 2023. <https://colombia.un.org/es/sdgs>
- [10] A. F.-R. and R. R.-A. F. Velasco-Álvarez, “Switch Mode to Control a Wheelchair Through EEG Signals,” vol. 15, pp. 801–805, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-46669-9.
- [11] M. A. Awais, M. Z. Yusoff, N. Yahya, S. Z. Ahmed, and M. U. Qamar, “Brain Controlled Wheelchair: A Smart Prototype,” *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1529, no. 4,

- 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1529/4/042075.
- [12] S. Bhattacharyya, S. Shimoda, and M. Hayashibe, "A Synergetic Brain-Machine Interfacing Paradigm for Multi-DOF Robot Control," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Syst.*, vol. 46, no. 7, pp. 957–968, 2016, doi: 10.1109/TSMC.2016.2560532.
- [13] O. R. Pinheiro, L. R. G. Alves, and J. R. D. Souza, "EEG Signals Classification: Motor Imagery for Driving an Intelligent Wheelchair," *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 16, no. 1, pp. 254–259, 2018, doi: 10.1109/TLA.2018.8291481.
- [14] D. W. K. Ng and S. Y. Goh, "Indirect control of an autonomous wheelchair using ssvep bci," *J. Robot. Mechatronics*, vol. 32, no. 4, pp. 761–767, 2020, doi: 10.20965/jrm.2020.p0761.
- [15] B. J. Edelman, B. Baxter, and B. He, "EEG source imaging enhances the decoding of complex right-hand motor imagery tasks," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 63, no. 1, pp. 4–14, 2016, doi: 10.1109/TBME.2015.2467312.
- [16] K. S. Mistry, P. Pelayo, D. G. Anil, and K. George, "An SSVEP based brain computer interface system to control electric wheelchairs," *I2MTC 2018 - 2018 IEEE Int. Instrum. Meas. Technol. Conf. Discov. New Horizons Instrum. Meas. Proc.*, pp. 1–6, 2018, doi: 10.1109/I2MTC.2018.8409632.
- [17] C. Bazán-prieto, M. Blanco-velasco, and J. C. F. Cruz-, "Compresión de señales electroencefalográficas epilépticas y normales," pp. 25–32, 2012.
- [18] E. A. Sciotto and E. B. Niripil, "Salud En La Educación Ondas Cerebrales , Conciencia Y Cognición," *Salud en la Educ.*, no. June, 2018.
- [19] N. I. of C. H. an H. Development, "¿Qué tipos de parálisis cerebral existen?," 2018. <https://espanol.nichd.nih.gov/salud/temas/cerebral-palsy/informacion/tipos>
- [20] Saverus, "FISIOPATOGENIA DE HEMIPLEJÍA EN ADULTOS, UN ANALISIS FISIOTERAPÉUTICO," *J. Kaji. Pendidik. Ekon. dan Ilmu Ekon.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–19, 2019, [Online]. Available: [http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84865607390&partnerID=tZOtx3y1%0Ahttp://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=2LIMMD9FVXkC&oi=fnd&pg=PR5&dq=Principles+of+Digital+Image+Processing+fundamental+techniques&ots=HjrHeuS\\_](http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84865607390&partnerID=tZOtx3y1%0Ahttp://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=2LIMMD9FVXkC&oi=fnd&pg=PR5&dq=Principles+of+Digital+Image+Processing+fundamental+techniques&ots=HjrHeuS_)
- [21] L. M. Alonso-Valerdi, M. A. Arreola-Villarruel, and J. Argüello-García, "Interfaces Cerebro-Computadora: Conceptualización, Retos de Rediseño e Impacto Social," vol. 40, no. 3, pp. 1–18, 2019.
- [22] A. Prieto, F. Pelayo, M. Á. López, and S. Romero, "Brain Computer Intefaces (BCI)," pp. 1–29, 2013.
- [23] F. Perea, "Manual Sistema 10/20 Internacional Anexo," pp. 1–4, 2019, [Online]. Available: <http://liceaga.facmed.unam.mx/deptos/fisiologia/wp-content/uploads/2019/09/UTI-práctica-7-a.-Electroencefalograma.-AnexoManual.pdf>
- [24] D. H. RAMÍREZ, "EL MACHINE LEARNING A TRAVÉS DE LOS TIEMPOS, Y LOS APORTES A LA HUMANIDAD," *Transcommunication*, vol. 53, no. 1, pp. 1–8, 2018, [Online]. Available: <http://www.tfd.org.tw/opencms/english/about/background.html%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.001%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.powtec.2016.12.055%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2019.02.006%0Ahttps://doi.org/10.1016/j.matlet.2019.04.024%0A>

- [25] David Regan, "Steady-state evoked potentials," 1977. <https://opg.optica.org/josa/viewmedia.cfm?uri=josa-67-11-1475&seq=0> (accessed Mar. 21, 2023).
- [26] Richard B Silberstein, "Steady state visually evoked potential (SSVEP) topography in a graded working memory task," 2001. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0167876001001672> (accessed Mar. 21, 2023).
- [27] J. E. C. A. Eduardo Francisco Caicedo Bravo, "Uso de potenciales de estado estable evocados visualmente para la implementación de un sistema de interfaz cerebro computador," 2014. [Online]. Available: <https://ojs.uniquindio.edu.co/ojs/index.php/riuq/article/view/161>

### **Apéndice 1** **Repositorio GitHub**

[https://github.com/Richknd19/BASE\\_DATOS\\_EEG\\_OPEN\\_BCI\\_SSEVP](https://github.com/Richknd19/BASE_DATOS_EEG_OPEN_BCI_SSEVP)

**Nota:** Aquí encontrará la base de datos creada para el desarrollo del proyecto, junto con los códigos utilizados y una breve contextualización del mismo. Adicionalmente las tablas utilizadas para el entrenamiento de las redes neuronales utilizadas dentro del proyecto.

### **Apéndice 2** **Protocolo de toma de señales**

- **Ubicación del sujeto**  
En una silla se ubica al paciente con la espalda recta, el dispositivo que emite los estímulos visuales se posiciona al frente en una mesa a la altura de la mitad del tórax del sujeto, éste va a estar a una distancia de sesenta (60) centímetros de la pantalla en donde va a recibir indicaciones acerca de que estímulo es el que debe mirar.
- **Colocación del casco Ultra Córtex**  
Dependiendo de la línea media en la cabeza del sujeto se coloca el electrodo central y a partir de este se ubica la posición OZ según el sistema internacional 10/20 para colocación de electrodos. En esta posición se revisa la impedancia de cada electrodo, todo para mirar si está haciendo un buen contacto con la piel, en caso de no hacerlo, se procede a dar rosca en los electrodos para que queden un poco más inmersos en el cuero cabelludo generando una buena impedancia para la toma de señal.
- **Configuración de la GUI Open BCI v5.1.0**  
La GUI, se ejecuta en modo administrador para más seguridad y se pasa a hacer la conexión automática que tiene de fábrica la GUI, en su interfaz gráfica se inhabilitan los canales que no se van a usar para una mejor vista de los datos, en uno de los Layout se configura el apartado de networks en donde se le proporciona un nombre a la señal, se indica que tipo de señal se desea transmitir (señal en raw) y se activa el protocolo LSL ( Lab Streaming Layer) en donde se envían los datos a manera de streaming a un código en lenguaje Python creado por aparte con este mismo protocolo.

**Nota:** La señal presentada en la GUI, se presenta con determinados filtros los cuales ya vienen precargados en el sistema, un filtro pasa-banda el cual inicia en 1Hz y corta en 50 Hz, este filtro es tipo Butterworth de orden cuatro y un filtro Notch de 50 + 60 hz

Es importante resaltar, que cada usuario fue registrado en un formulario de google, tomado como consentimiento informado, dentro del cual se obtuvo, el nombre, cedula, código estudiantil de cada estudiante de la universidad Antonio Nariño que hizo parte de la toma de las señales y se solicita el consentimiento de la siguiente manera:

“Manifiesto que he leído y entiendo la hoja de información que se me ha entregado, que he hecho las preguntas que me surgieron sobre el proyecto y que he recibido información suficiente sobre el mismo.

Comprendo que mi participación es totalmente voluntaria, que puedo retirarme del estudio cuando desee sin tener que dar explicaciones y sin que esto repercuta en mis cuidados médicos.

Presto libremente mi conformidad para participar en el proyecto de investigación titulado **IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE CONTROL PARA UNA SILLA DE RUEDAS MEDIANTE SEÑALES ENCEFALOGRÁFICAS (EEG) Y POTENCIALES EVOCADOS VISUALES EN ESTADO ESTACIONARIO (SSEVP)**, en la parte de obtención de señales cerebrales con estímulos visuales. He sido informado/a de que mis datos personales serán protegidos e incluidos en un fichero que deberá estar sometido a y con garantías del Reglamento General de Protección de Datos (RGPD), el cual entró en vigor el 25 de mayo de 2018 que supone la derogación de la Ley Orgánica 15/1999, del 13 de diciembre referidos a la protección de las personas físicas, en los que respecta al tratamiento de datos personales.

Tomando en ello consideración, OTORGO MI CONSENTIMIENTO para cubrir los objetivos especificados en el proyecto”

Al aceptar, cada usuario proporciona el permiso de hacer uso de las señales tomadas con fines académicos, con el fin de obtener una base de datos que pueda ser utilizada en el futuro.

## **Apéndice 4**

### **Pruebas de validación con redes personalizadas**

#### **Entorno de validación**



Inicialmente se adecua un espacio en el cual, se realiza la toma de señales a cada sujeto, con el fin de entrenar las redes de manera personalizada y de esta forma asegurar un óptimo funcionamiento de la silla para cada uno de los usuarios.

**Sujeto 1:** Hombre de 40 años dedicado a la enseñanza con un título en ingeniería en sistemas, especialista en las TIC para la enseñanza, presenta un trauma raquímedular a nivel de T8, por herida con arma de fuego, dando un diagnóstico de “paraplejía de miembros inferiores”, lleva alrededor de 20 años desde el diagnóstico.



#### **Adquisición de los datos para las Redes Neuronales:**

Se llevan a cabo cinco tomas (cada una de ellas cuenta con señales de los cuatro estímulos, arriba, abajo, derecha e izquierda), cada una de ellas con periodos de cinco minutos de descanso, con el fin de entrenar las redes neuronales planteadas anteriormente. Se obtienen los siguientes resultados:

## Red neuronal Arriba- Abajo

### *Porcentaje de accuracy de la red arriba-abajo sujeto 1*

```
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.3081 - accuracy: 0.8929
Epoch 187/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3074 - accuracy: 0.8929
Epoch 188/200
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.3068 - accuracy: 0.8929
Epoch 189/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3061 - accuracy: 0.8929
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.3055 - accuracy: 0.8929
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.3049 - accuracy: 0.8929
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3042 - accuracy: 0.8929
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3036 - accuracy: 0.8929
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3030 - accuracy: 0.8929
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3024 - accuracy: 0.8929
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3018 - accuracy: 0.8929
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.3012 - accuracy: 0.8929
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 19ms/step - loss: 0.3006 - accuracy: 0.8929
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.3000 - accuracy: 0.8929
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.2995 - accuracy: 0.8929
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 89,29% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

## Red neuronal Derecha- Izquierda

### *Porcentaje de accuracy de la red derecha-izquierda sujeto 1*

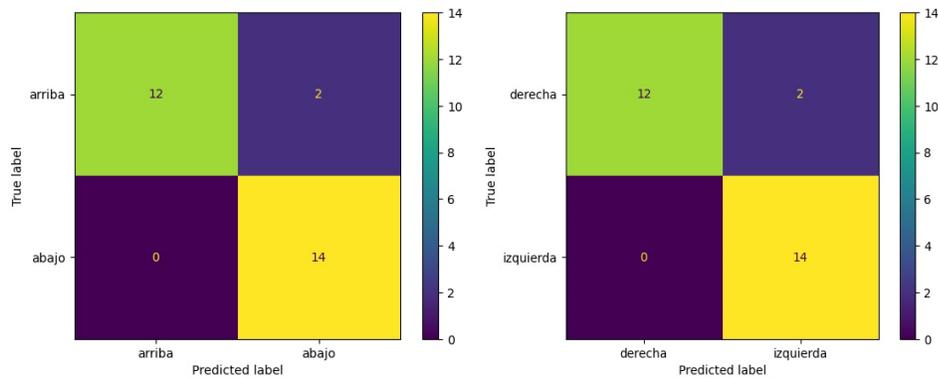
```
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.3188 - accuracy: 0.8929
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3173 - accuracy: 0.8929
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3158 - accuracy: 0.8929
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3144 - accuracy: 0.9286
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3130 - accuracy: 0.9286
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.3116 - accuracy: 0.9286
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.3102 - accuracy: 0.9286
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.3089 - accuracy: 0.9286
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.3075 - accuracy: 0.9286
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3062 - accuracy: 0.9286
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.3049 - accuracy: 0.9286
1/1 [=====] - 0s 173ms/step - loss: 0.3037 - accuracy: 0.9286
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 92.86% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

Al entrenar las dos redes neuronales propuestas, se logra obtener un porcentaje de accuracy promedio del 91%, el cual resulta ser optimo.

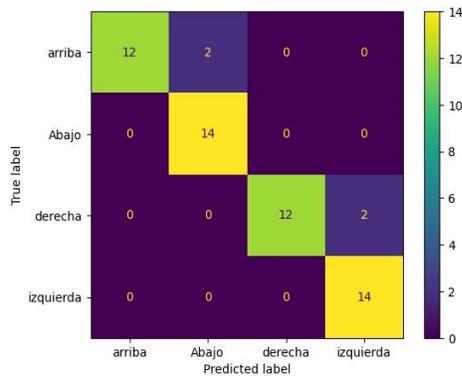
## Matrices de confusión

### Matriz de confusión, entrenamiento redes sujeto 1



Se observa la matriz de confusión de la red neuronal arriba-abajo y la matriz de confusión de la red neuronal derecha-izquierda respectivamente. Como se evidencia las matrices tienen un muy bajo nivel de predicciones incorrectas para la red, se equivoca en 2 ocasiones en ambas redes en el movimiento de arriba que lo clasifica como abajo, y el de la derecha que la clasifica como izquierda

### Matriz de confusión red completa



La imagen, muestra la matriz completa haciendo la unión de las dos matrices resultantes con un porcentaje de precisión bastante alto.

**Sujeto 2:** Hombre de 34 años, contador público, con trauma raquimedular a nivel cervical C3 A C6, presentando diagnóstico de cuadriplejia desde hace catorce años debido a caída desde un segundo piso



Se llevan a cabo cuatro tomas (cada una de ellas cuenta con señales de los cuatro estímulos, arriba, abajo, derecha e izquierda), cada una de ellas con periodos de cinco minutos de descanso, con el fin de entrenar las redes neuronales planteadas anteriormente. Se obtienen los siguientes resultados:

### Red neuronal Arriba- Abajo porcentaje de accuracy de la red arriba-abajo sujeto 2

```
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.6074 - accuracy: 0.8148
Epoch 189/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.6089 - accuracy: 0.7037
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.6064 - accuracy: 0.8148
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.6071 - accuracy: 0.8148
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.6061 - accuracy: 0.8148
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.6058 - accuracy: 0.7037
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.6046 - accuracy: 0.7778
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.6047 - accuracy: 0.8148
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 13ms/step - loss: 0.6041 - accuracy: 0.8148
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.6032 - accuracy: 0.7778
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 13ms/step - loss: 0.6029 - accuracy: 0.7407
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.6029 - accuracy: 0.8148
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.6028 - accuracy: 0.8148
WARNING:tensorflow:5 out of the last 5 calls to <function Model.make_predict_function.<
1/1 [=====] - 0s 13ms/step
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 81,48% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

## Red neuronal Derecha- Izquierda porcentaje de accuracy de la red derecha-izquierda sujeto1

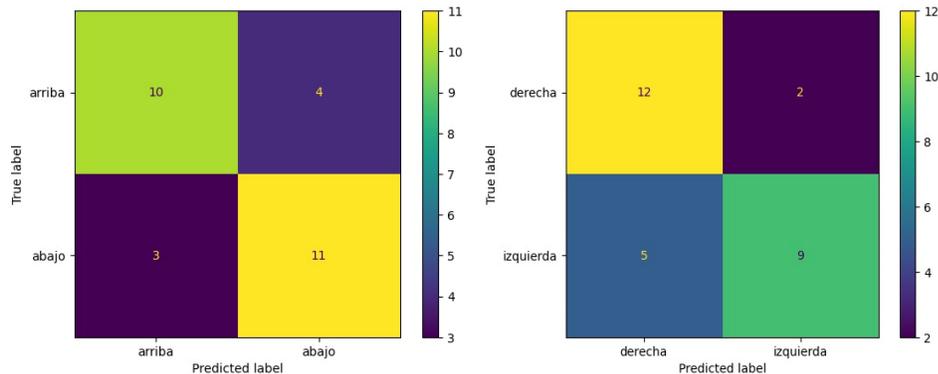
```
Epoch 189/200  
1/1 [=====] - 0s 16ms/step - loss: 0.5897 - accuracy: 0.7692  
Epoch 190/200  
1/1 [=====] - 0s 23ms/step - loss: 0.5892 - accuracy: 0.7692  
Epoch 191/200  
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5887 - accuracy: 0.7692  
Epoch 192/200  
1/1 [=====] - 0s 49ms/step - loss: 0.5882 - accuracy: 0.8077  
Epoch 193/200  
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.5877 - accuracy: 0.8077  
Epoch 194/200  
1/1 [=====] - 0s 18ms/step - loss: 0.5872 - accuracy: 0.8077  
Epoch 195/200  
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.5868 - accuracy: 0.8077  
Epoch 196/200  
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.5863 - accuracy: 0.8077  
Epoch 197/200  
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5858 - accuracy: 0.8077  
Epoch 198/200  
1/1 [=====] - 0s 14ms/step - loss: 0.5853 - accuracy: 0.8077  
Epoch 199/200  
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.5848 - accuracy: 0.8077  
Epoch 200/200  
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.5843 - accuracy: 0.8077  
1/1 [=====] - 0s 222ms/step - loss: 0.5838 - accuracy: 0.8077  
accuracy: 80.77%
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 80,77% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

Al entrenar las dos redes neuronales propuestas, se logra obtener un porcentaje de accuracy promedio del 81,12%, el cual resulta ser optimo.

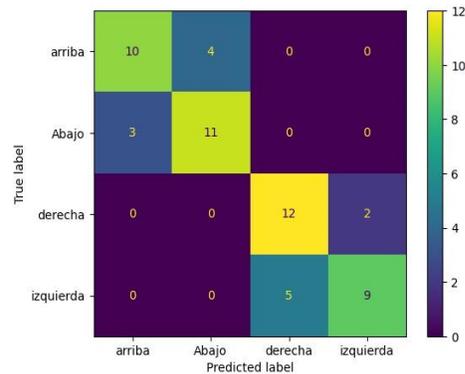
### Matrices de confusión

#### Matriz de confusión, entrenamiento redes sujeto 2



Se observa la matriz de confusión de la red neuronal arriba-abajo y la matriz de confusión de la red neuronal derecha-izquierda respectivamente. Como se evidencia las matrices tienen un muy bajo nivel de predicciones malas para la red, se equivoca en 3 ocasiones para la intención de arriba que lo clasifica como abajo y en 4 ocasiones que detecta abajo, pero en realidad es arriba, en el de derecha-izquierda de confunde en 5 ocasiones en la que señala izquierda cuando es derecha y en 2 ocasiones que señala derecha cuando es izquierda

### **Matriz de confusión red completa**



La imagen muestra la matriz completa haciendo la unión de las dos matrices resultantes con un porcentaje de precisión bastante alto.

### **Pruebas con pacientes no comprometidos cognitivamente**

**Sujeto 1:** Preadolescente de 12 años estudiante del grado séptimo no comprometido cognitivamente ni con falencias en su movilidad.



Se llevan a cabo cuatro tomas (cada una de ellas cuenta con señales de los cuatro estímulos, arriba, abajo, derecha e izquierda), cada una de ellas con periodos de cinco minutos de descanso, con el fin de entrenar las redes neuronales planteadas anteriormente. Se obtienen los siguientes resultados:

## Red neuronal Arriba- Abajo, porcentaje de accuracy de la red arriba-abajo sujeto 1

```

1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.5387 - accuracy: 0.8214
Epoch 187/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.5386 - accuracy: 0.7857
Epoch 188/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5388 - accuracy: 0.7857
Epoch 189/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5384 - accuracy: 0.7857
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.5383 - accuracy: 0.7857
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.5381 - accuracy: 0.7857
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5391 - accuracy: 0.7500
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.5379 - accuracy: 0.7857
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5378 - accuracy: 0.7857
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5378 - accuracy: 0.7500
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.5380 - accuracy: 0.7500
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.5378 - accuracy: 0.7500
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.5374 - accuracy: 0.7857
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.5373 - accuracy: 0.8214
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.5372 - accuracy: 0.8214
    
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 82,14% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

## Red neuronal Derecha- Izquierda, porcentaje de accuracy de la red derecha-izquierda sujeto 1

```

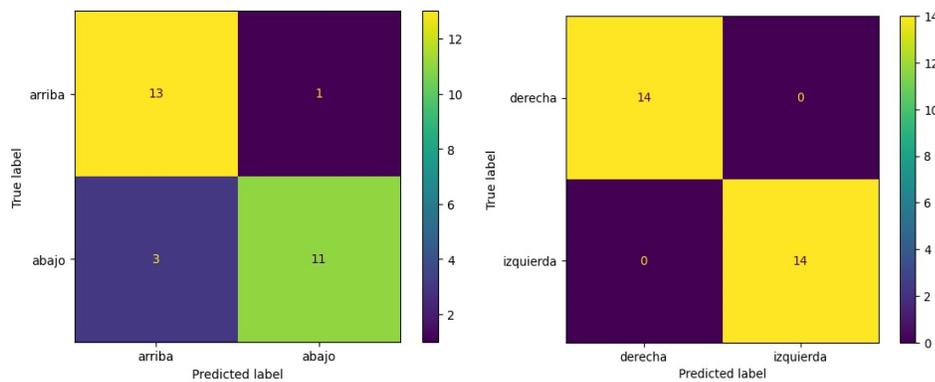
Epoch 187/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.1978 - accuracy: 0.9643
Epoch 188/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.1977 - accuracy: 0.9643
Epoch 189/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.1976 - accuracy: 0.9643
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.1975 - accuracy: 0.9643
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.1974 - accuracy: 0.9643
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.1973 - accuracy: 0.9643
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.1971 - accuracy: 0.9643
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.1970 - accuracy: 0.9643
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.1969 - accuracy: 0.9643
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.1968 - accuracy: 0.9643
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.1967 - accuracy: 0.9643
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.1966 - accuracy: 0.9643
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.1965 - accuracy: 0.9643
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.1964 - accuracy: 0.9643
1/1 [=====] - 0s 14ms/step - loss: 0.1963 - accuracy: 0.9643
    
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 96,41% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

Al entrenar las dos redes neuronales propuestas, se logra obtener un porcentaje de accuracy promedio del 89,27%, el cual resulta ser optimo.

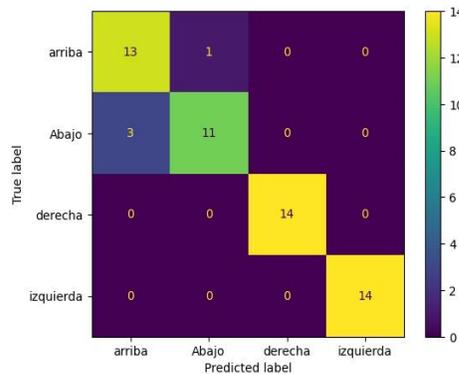
## Matrices de confusión

Matriz de confusión, entrenamiento redes sujeto 1



Se observa la matriz de confusión de la red neuronal arriba-abajo y la matriz de confusión de la red neuronal derecha-izquierda respectivamente. Como evidenciamos, en la matriz de derecha-izquierda, no se confunde en ninguna predicción, lo que es completamente satisfactorio, pero en la de arriba-abajo se confunde 3 veces arriba y lo marca como abajo y 1 vez en abajo que lo detecta como arriba.

**Matriz de confusión red completa**



La imagen muestra el matriz completa haciendo la unión de las dos matrices resultantes con un porcentaje de precisión bastante alto.

**Sujeto 2:** Adolescente de 18 años estudiante de ingeniería civil, no comprometido cognitivamente ni con falencias en su movilidad.



Se llevan a cabo cuatro tomas (cada una de ellas cuenta con señales de los cuatro estímulos, arriba, abajo, derecha e izquierda), cada una de ellas con periodos de cinco minutos de descanso, con el fin de entrenar las redes neuronales planteadas anteriormente. Se obtienen los siguientes resultados:

## Red neuronal Arriba- Abajo, porcentaje de accuracy de la red arriba-abajo sujeto 2

```
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.4835 - accuracy: 0.8214
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.4828 - accuracy: 0.8214
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4820 - accuracy: 0.8214
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4812 - accuracy: 0.8214
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4807 - accuracy: 0.8214
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4801 - accuracy: 0.8214
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4795 - accuracy: 0.8214
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4789 - accuracy: 0.8214
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4783 - accuracy: 0.8214
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4776 - accuracy: 0.8214
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4770 - accuracy: 0.8214
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4764 - accuracy: 0.8214
1/1 [=====] - 0s 75ms/step
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 82,14% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

## Red neuronal Derecha - Izquierda porcentaje de accuracy de la red derecha-izquierda sujeto 2

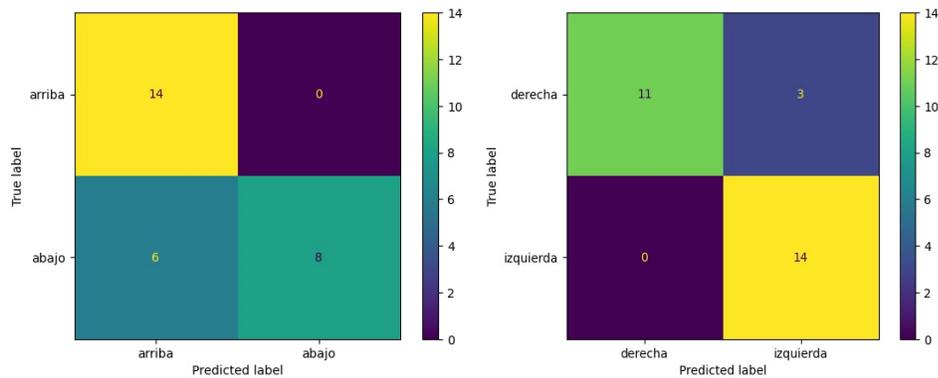
```
Epoch 187/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4565 - accuracy: 0.8929
Epoch 188/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4556 - accuracy: 0.8929
Epoch 189/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4546 - accuracy: 0.8929
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4537 - accuracy: 0.8929
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4527 - accuracy: 0.8929
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4518 - accuracy: 0.8929
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.4509 - accuracy: 0.8929
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.4499 - accuracy: 0.8929
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 23ms/step - loss: 0.4490 - accuracy: 0.8929
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.4481 - accuracy: 0.8929
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4471 - accuracy: 0.8929
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4462 - accuracy: 0.8929
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.4453 - accuracy: 0.8929
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.4444 - accuracy: 0.8929
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 85,7% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

Al entrenar las dos redes neuronales propuestas, se logra obtener un porcentaje de accuracy promedio del 89,27%, el cual resulta ser optimo.

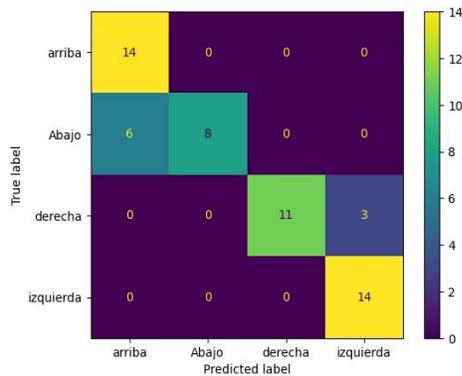
## Matrices de confusión

### Matriz de confusión, entrenamiento redes sujeto 2



Nota: Se observa la matriz de confusión de la red neuronal arriba-abajo y la matriz de confusión de la red neuronal derecha-izquierda respectivamente., aquí vemos como en la primer matriz se confunde solo 6 veces en la detección de arriba que lo marca como abajo y en la segunda se confunde 3 veces en la detección de izquierda que lo marca como derecha.

### Matriz de confusión red completa



La imagen muestra el matriz completa haciendo la unión de las dos matrices resultantes con un porcentaje de precisión bastante alto

**Sujeto 3:** Mujer de 47 años casada, responsable del hogar, no comprometido cognitivamente ni con falencias en su movilidad



Se llevan a cabo cuatro tomas (cada una de ellas cuenta con señales de los cuatro estímulos, arriba, abajo, derecha e izquierda), cada una de ellas con periodos de cinco minutos de descanso, con el fin de entrenar las redes neuronales planteadas anteriormente. Se obtienen los siguientes resultados:

**Red neuronal Arriba- Abajo porcentaje de accuracy de la red arriba-abajo sujeto 3**

```
Epoch 188/200  
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.4786 - accuracy: 0.7857  
Epoch 189/200  
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.4784 - accuracy: 0.7857  
Epoch 190/200  
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.4782 - accuracy: 0.7857  
Epoch 191/200  
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4780 - accuracy: 0.7857  
Epoch 192/200  
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4778 - accuracy: 0.7857  
Epoch 193/200  
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.4776 - accuracy: 0.7857  
Epoch 194/200  
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.4774 - accuracy: 0.7857  
Epoch 195/200  
1/1 [=====] - 0s 53ms/step - loss: 0.4772 - accuracy: 0.7857  
Epoch 196/200  
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.4770 - accuracy: 0.7857  
Epoch 197/200  
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.4768 - accuracy: 0.7857  
Epoch 198/200  
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4765 - accuracy: 0.7857  
Epoch 199/200  
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.4763 - accuracy: 0.7857  
Epoch 200/200  
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.4761 - accuracy: 0.7857
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 78,57% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

## Red neuronal Derecha- Izquierda Porcentaje de accuracy de la red derecha-izquierda sujeto 3

```

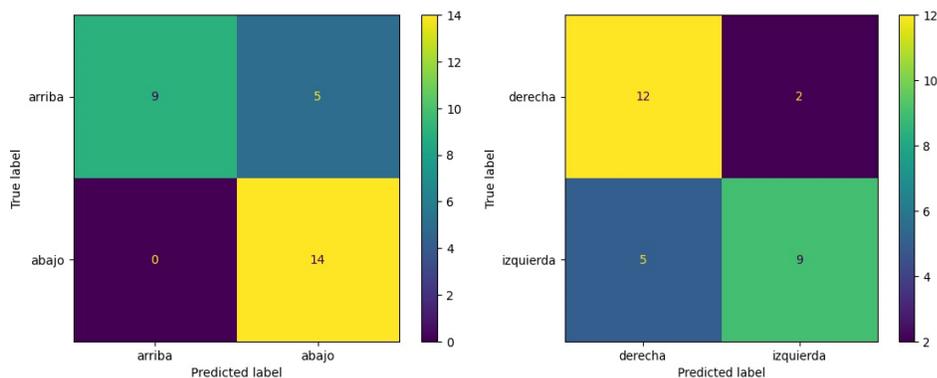
Epoch 187/200
1/1 [=====] - 0s 16ms/step - loss: 0.3415 - accuracy: 0.8571
Epoch 188/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.3412 - accuracy: 0.8571
Epoch 189/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3408 - accuracy: 0.8571
Epoch 190/200
1/1 [=====] - 0s 8ms/step - loss: 0.3405 - accuracy: 0.8571
Epoch 191/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3402 - accuracy: 0.8571
Epoch 192/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.3398 - accuracy: 0.8571
Epoch 193/200
1/1 [=====] - 0s 11ms/step - loss: 0.3395 - accuracy: 0.8571
Epoch 194/200
1/1 [=====] - 0s 10ms/step - loss: 0.3391 - accuracy: 0.8571
Epoch 195/200
1/1 [=====] - 0s 6ms/step - loss: 0.3388 - accuracy: 0.8571
Epoch 196/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.3385 - accuracy: 0.8571
Epoch 197/200
1/1 [=====] - 0s 12ms/step - loss: 0.3382 - accuracy: 0.8571
Epoch 198/200
1/1 [=====] - 0s 9ms/step - loss: 0.3378 - accuracy: 0.8571
Epoch 199/200
1/1 [=====] - 0s 13ms/step - loss: 0.3375 - accuracy: 0.8571
Epoch 200/200
1/1 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.3372 - accuracy: 0.8571
    
```

Como se observa, se obtuvo un porcentaje de accuracy del 85.7% al momento de realizar el entrenamiento de la red.

Al entrenar las dos redes neuronales propuestas, se logra obtener un porcentaje de accuracy promedio del 82,13%, el cual resulta ser optimo.

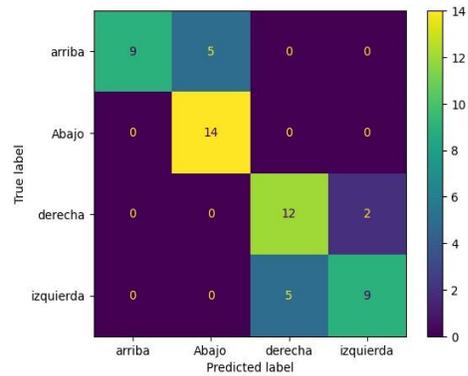
### Matrices de confusión

#### Matriz de confusión, entrenamiento redes sujeto 3



**Nota:** Se observa la matriz de confusión de la red neuronal arriba-abajo y la matriz de confusión de la red neuronal derecha-izquierda respectivamente, como se ve esta se confunde 5 veces en la clasificación de abajo que lo marca como arriba, 5 veces en derecha que lo clasifica como izquierda y 2 veces en izquierda que lo clasifica como derecha.

### **Matriz de confusión red completa**



La imagen muestra el matriz completa haciendo la unión de las dos matrices resultantes con un porcentaje de precisión bastante alto

### **Apéndice 5 Imágenes del prototipo final**



