



**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE AGUASCALIENTES**

Centro de Ciencias Básicas

Aprendizaje Automático en la Interpretación de Señales

Electroencefalográficas

Para obtener el grado de: Maestro en Informática y Tecnologías

Computacionales

Presentada por:

Carlos Antonio Martínez Díaz

Directora de Tesis:

Dra. María Dolores Torres Soto

Co-directora de Tesis:

Dra. Aurora Torres Soto

Comité Tutorial:

Dr.C. Alexis Edmundo Gallegos Acosta

Aguascalientes, Aguascalientes, 19 de mayo del 2022



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA
DE AGUASCALIENTES

CARTA DE VOTO APROBATORIO
INDIVIDUAL

M. EN C. JORGE MARTÍN ALFÉREZ CHÁVEZ
DECANO (A) DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

PRESENTE

Por medio del presente como **TUTOR** designado del estudiante **CARLOS ANTONIO MARTÍNEZ DÍAZ** con ID 178584 quien realizó la tesis titulado: **APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LA INTERPRETACIÓN DE SEÑALES ELECTROENCEFALOGRÁFICAS**, un trabajo propio, innovador, relevante e inédito y con fundamento en el Artículo 175, Apartado II del Reglamento General de Docencia doy mi consentimiento de que la versión final del documento ha sido revisada y las correcciones se han incorporado apropiadamente, por lo que me permito emitir el **VOTO APROBATORIO**, para que el pueda proceder a imprimirla así como continuar con el procedimiento administrativo para la obtención del grado.

Pongo lo anterior a su digna consideración y sin otro particular por el momento, me permito enviarle un cordial saludo.

ATENTAMENTE

"Se Lumen Proferre"

Aguascalientes, Ags., a día 25 de Mayo de 2022.

Dra. María Dolores Torres Soto
Tutora de tesis

c.c.p.- Interesado
c.c.p.- Secretaría Técnica del Programa de Posgrado



UNIVERSIDAD AUTONOMA
DE AGUASCALIENTES

CARTA DE VOTO APROBATORIO
INDIVIDUAL

M. EN C. JORGE MARTÍN ALFÉREZ CHÁVEZ
DECANO DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

PRESENTE

Por medio del presente como **CO-TUTOR** designado del estudiante **CARLOS ANTONIO MARTÍNEZ DÍAZ** con ID 178584 quien realizó la tesis titulado: **APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LA INTERPRETACIÓN DE SEÑALES ELECTROENCEFALOGRÁFICAS**, un trabajo propio, innovador, relevante e inédito y con fundamento en el Artículo 175, Apartado II del Reglamento General de Docencia doy mi consentimiento de que la versión final del documento ha sido revisada y las correcciones se han incorporado apropiadamente, por lo que me permito emitir el **VOTO APROBATORIO**, para que el pueda proceder a imprimirla así como continuar con el procedimiento administrativo para la obtención del grado.

Pongo lo anterior a su digna consideración y sin otro particular por el momento, me permito enviarle un cordial saludo.

ATENTAMENTE
"Se Lumen Proferre"

Aguascalientes, Ags., a día 25 de Mayo de 2022.

Dra. Aurora Torres Soto
Co-tutora de tesis

c.c.p.- Interesado
c.c.p.- Secretaría Técnica del Programa de Posgrado



UNIVERSIDAD AUTONOMA
DE AGUASCALIENTES

CARTA DE VOTO APROBATORIO
INDIVIDUAL

MTRO. EN C. JORGE MARTÍN ALFÉREZ CHÁVEZ
DECANO (A) DEL CENTRO DE CIENCIAS BÁSICAS

PRESENTE

Por medio del presente como **ASESOR** designado del estudiante **CARLOS ANTONIO MARTÍNEZ DÍAZ** con ID 178584 quien realizó la tesis titulado: **APRENDIZAJE AUTOMÁTICO EN LA INTERPRETACIÓN DE SEÑALES ELECTROENCEFALOGRÁFICAS**, un trabajo propio, innovador, relevante e inédito y con fundamento en el Artículo 175, Apartado II del Reglamento General de Docencia doy mi consentimiento de que la versión final del documento ha sido revisada y las correcciones se han incorporado apropiadamente, por lo que me permito emitir el **VOTO APROBATORIO**, para que el pueda proceder a imprimirla así como continuar con el procedimiento administrativo para la obtención del grado.

Pongo lo anterior a su digna consideración y sin otro particular por el momento, me permito enviarle un cordial saludo.

ATENTAMENTE

"Se Lumen Proferre"

Aguascalientes, Ags., a día 25 de mayo de 2022.

MCC. Alexis Edmundo Gallegos Acosta

Asesor de tesis

c.c.p.- Interesado
c.c.p.- Secretaría Técnica del Programa de Posgrado



DICTAMEN DE LIBERACION ACADEMICA PARA INICIAR LOS TRAMITES DEL EXAMEN DE GRADO



Fecha de dictaminación dd/mm/aaaa: 25/05/22

NOMBRE: Carlos Antonio Martínez Díaz **ID** 178584

PROGRAMA: Maestría en Informática y Tecnologías Computacionales **LGAC (del posgrado):** Ingeniería de sistemas decisionales para mejorar procesos organizacionales

TIPO DE TRABAJO: () Tesis () Trabajo Práctico

TITULO: Aprendizaje Automático en la Interpretación de Señales Electroencefalográficas

IMPACTO SOCIAL (señalar el impacto logrado):

Se elaboro un videojuego de interfaz cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en ingles) que es capaz de identificar las señales de intención de movimiento y de habla imaginaria de los comandos "avanzar", "saltar" y "pausar" para el control de un personaje en un juego por computadora, utilizando la red neuronal como algoritmo clasificador investigación. Este trabajo de investigación aportara conocimientos para contribuir al desarrollo de la tecnología BCI mostrando un camino a seguir para desarrollar nuevas BCI. Esto traerá aportes a otras áreas como inclusión, rehabilitación, entretenimiento, etc., debido a las herramientas que pueden elaborar a través de esta área.

INDICAR SI NO N.A. (NO APLICA) SEGÚN CORRESPONDA:

INDICAR	SI	NO	N.A. (NO APLICA)	SEGÚN	CORRESPONDA:
<i>Elementos para la revisión académica del trabajo de tesis o trabajo práctico:</i>					
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	El trabajo es congruente con las LGAC del programa de posgrado
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	La problemática fue abordada desde un enfoque multidisciplinario
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Existe coherencia, continuidad y orden lógico del tema central con cada apartado
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Los resultados del trabajo dan respuesta a las preguntas de investigación o a la problemática que aborda
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Los resultados presentados en el trabajo son de gran relevancia científica, tecnológica o profesional según el área
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	El trabajo demuestra más de una aportación original al conocimiento de su área
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Las aportaciones responden a los problemas prioritarios del país
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Generó transferencia del conocimiento o tecnológica
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Cumple con la ética para la investigación (reporte de la herramienta antiplagio)
<i>El egresado cumple con lo siguiente:</i>					
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Cumple con lo señalado por el Reglamento General de Docencia
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Cumple con los requisitos señalados en el plan de estudios (créditos curriculares, optativos, actividades complementarias, estancia, predoctoral, etc)
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Cuenta con los votos aprobatorios del comité tutorial, en caso de los posgrados profesionales si tiene solo tutor podrá liberar solo el tutor
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Cuenta con la carta de satisfacción del Usuario
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Coincide con el título y objetivo registrado
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Tiene congruencia con cuerpos académicos
<i>SI</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Tiene el CVU del Conacyt actualizado
<i>NO</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Tiene el artículo aceptado o publicado y cumple con los requisitos institucionales (en caso que proceda)
<i>En caso de Tesis por artículos científicos publicados</i>					
<i>N.A.</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Aceptación o Publicación de los artículos según el nivel del programa
<i>N.A.</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	El estudiante es el primer autor
<i>N.A.</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	El autor de correspondencia es el Tutor del Núcleo Académico Básico
<i>N.A.</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	En los artículos se ven reflejados los objetivos de la tesis, ya que son producto de este trabajo de investigación.
<i>N.A.</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Los artículos integran los capítulos de la tesis y se presentan en el idioma en que fueron publicados
<i>N.A.</i>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	La aceptación o publicación de los artículos en revistas indexadas de alto impacto

Con base a estos criterios, se autoriza se continúen con los trámites de titulación y programación del examen de grado:

Sí
No

FIRMAS

Elaboró:

* NOMBRE Y FIRMA DEL CONSEJERO SEGÚN LA LGAC DE ADSCRIPCIÓN:

Dr. José Manuel Mora Tavarez

NOMBRE Y FIRMA DEL SECRETARIO TÉCNICO:

MITC Jorge Eduardo Macías Luévano

* En caso de conflicto de intereses, firmará un revisor miembro del NAB de la LGAC correspondiente distinto al tutor o miembro del comité tutorial, asignado por el Decano

Revisó:

NOMBRE Y FIRMA DEL SECRETARIO DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO:

Dra. Haydee Martínez Ruvalcaba

Autorizó:

NOMBRE Y FIRMA DEL DECANO:

M. en C. Jorge Martín Alférez Chávez

Nota: procede el trámite para el Depto. de Apoyo al Posgrado

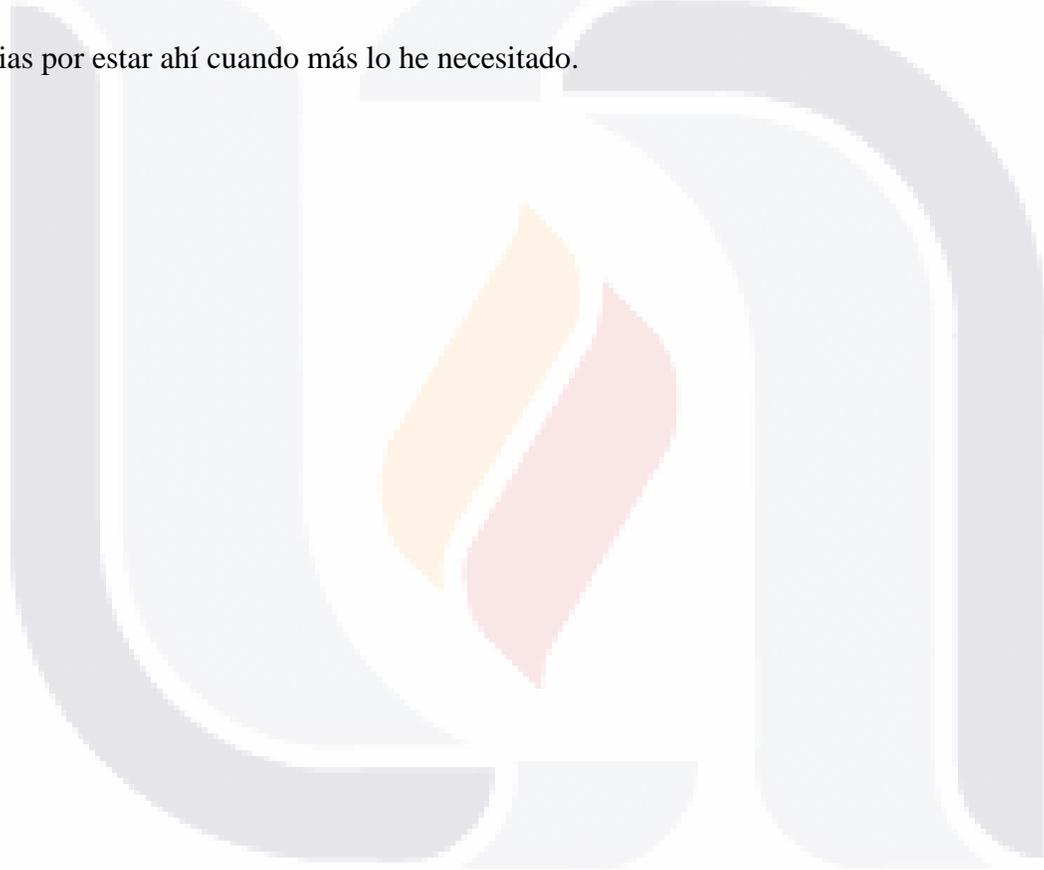
En cumplimiento con el Art. 105C del Reglamento General de Docencia que a la letra señala entre las funciones del Consejo Académico: ... Cuidar la eficiencia terminal del programa de posgrado y el Art. 105F las funciones del Secretario Técnico, llevar el seguimiento de los alumnos.

Dedicatorias

Dedico esta tesis a mis padres, a mis hermanas y a hermano por asegurarse de que nunca me faltara nada, aconsejándome y guiándome día a día, apoyándome tanto en mis estudios como en mi vida personal y forjarme como la persona que soy el día de hoy.

A mi mejor amiga por brindarme su apoyo en los momentos necesarios, impulsándome a salir de mi área de confort y escuchándome cuando es necesario.

Gracias por estar ahí cuando más lo he necesitado.



Agradecimientos

Gracias al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por permitirme realizar este trabajo y por brindarme una beca de estudios para estos años que realice el posgrado.

Agradezco a la Universidad Autónoma de Aguascalientes (UAA) por permitirme estudiar la maestría y a sus profesores por su trabajo y esfuerzo al momento de impartir sus clases incluso con las condiciones de pandemia.

A la Dra. María Dolores Torres Soto le agradezco por desempeñar el papel de tutora en esta investigación y brindarme su apoyo, conocimientos y experiencia para concluir con este trabajo.

A la Dra. Aurora Torres Soto gracias por fortalecer este trabajo de investigación a través de la retroalimentación brindada, de sus consejos y sugerencias en base a su experiencia.

Gracias al MCC. Alexis Edmundo Gallegos Acosta por brindarme apoyo con las dudas que tenía al momento de realizar investigación y por brindarme diferentes puntos de vista para poder resolverlos.

A mis amigos les agradezco el apoyo brindado, a Hugo Enrique Frausto Romo por brindarme su ayuda en el momento necesario.

A mi mejor amiga Perla Andrea Maciel Gallegos gracias por estar conmigo y escucharme cuando lo necesitaba, brindándome su apoyo, su ayuda, y las palabras necesarias para continuar y superarme cada día.

Agradezco con todo mi corazón a toda mi familia, a mi mamá María de la Paz Díaz García, a mi Papá José Jorge Martínez Perea, a mis hermanas Cyntia Celina Martínez Díaz, Marcela Alejandra Martínez Díaz, Virginia Martínez Díaz, Georgina Martínez Díaz y a mi hermano Jorge Martínez Díaz, por todo el cariño que me han brindado, por haber confiado en mí y en las decisiones que tome, haberme apoyado durante esta etapa de mi vida y por estar a mi lado en los momentos difíciles e impulsarme a seguir adelante.

TESIS

TESIS

TESIS

TESIS

TESIS

“En vez de intentar producir un programa que simule la mente adulta, ¿por qué no tratar de producir uno que simule la mente del niño? Si ésta se sometiera entonces a un curso educativo adecuado, se obtendría el cerebro de adulto.”

Alan Turing



TESIS

TESIS

TESIS

TESIS

TESIS

Índice

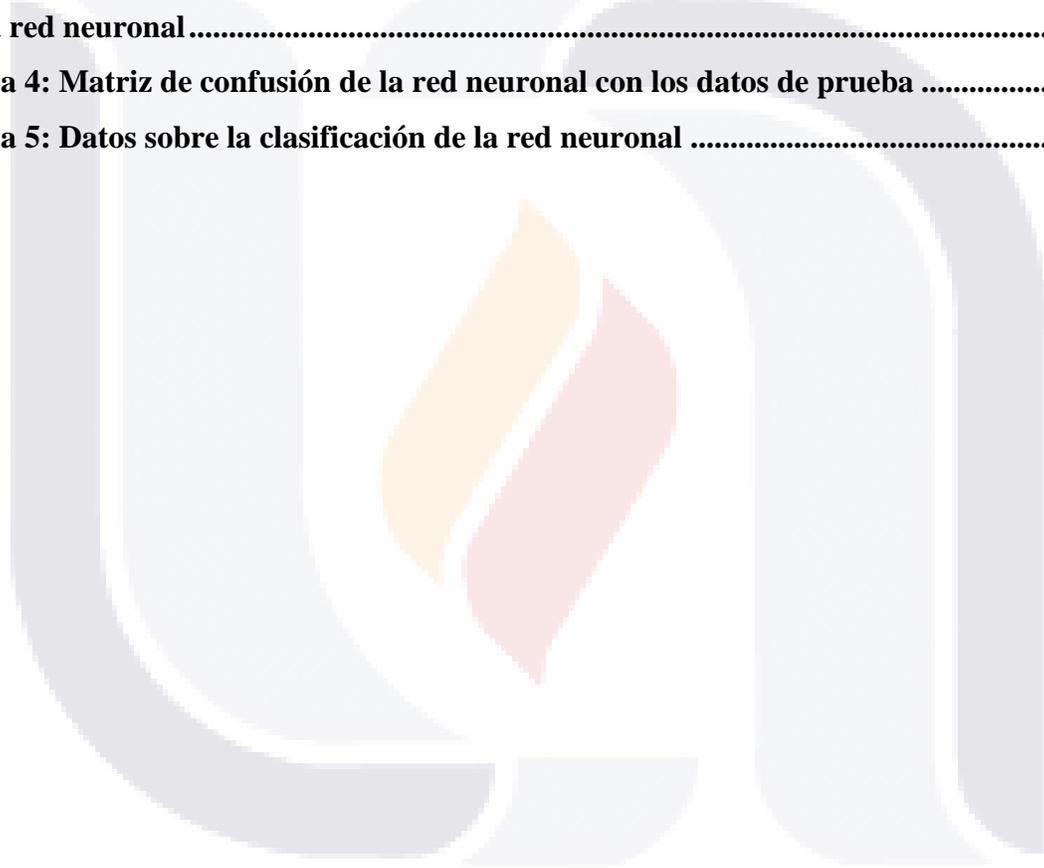
Índice de Tablas	4
Índice de Figuras	5
Acrónimos	6
Resumen	7
Abstract	9
Introducción	11
Capítulo 1: Antecedentes	14
1.1. Planteamiento del problema	14
1.2. Justificación de la investigación	15
1.3. Preguntas de investigación	16
1.4. Objetivo General	16
1.5. Objetivos Específicos	16
1.6. Limitaciones y áreas de oportunidad	17
Capítulo 2: Marco Teórico	18
2.1. Cerebro, neuronas y el sistema nervioso	18
2.1.1. Cerebro	18
2.1.2. Corteza cerebral	18
2.1.3. Lóbulos cerebrales	19
2.1.4. Sistema nervioso	20
2.2. Neurociencia	20
2.3. Ondas Cerebrales	21
2.4. Electroencefalograma (EEG)	23
2.5. Intención de Movimiento	24

2.6. Habla Imaginaria	25
2.7. Inteligencia Artificial	25
2.8. Heurísticas y Metaheurísticas	27
2.9. Redes Neuronales Artificiales	29
2.10. Interfaz Cerebro-Computadora	30
Capítulo 3: Metodología	33
3.1. Análisis y selección del dispositivo electroencefalográfico	34
3.2. Capacitación del usuario para el uso del dispositivo electroencefalográfico	35
3.2.1. Sujetos de prueba	35
3.2.2. Entrenamiento del usuario para utilizar comandos mentales	35
3.3. Elaboración de protocolos para la captura de señales electroencefalográficas	37
3.3.1. Variables de investigación	37
3.3.2. Diseño de los protocolos	38
3.4. Procesamiento de las señales electroencefalográficas	39
3.4.1. Extracción de las señales electroencefalográficas	39
3.5. Elaboración de la base de datos	41
3.6. Diseño y elaboración del clasificador neuronal	42
3.6.1. Diseño de la red neuronal	42
3.6.2. Entrenamiento de la red neuronal	43
3.6.3. Validación de la red neuronal	43
3.7. Conexión de la red neuronal con el dispositivo electroencefalográfico	44
3.7.1. Extracción de las señales electroencefalográficas en tiempo real.	44
3.7.2. Procesamiento de las señales electroencefalográficas en tiempo real	45
3.8. Diseño e implementación del videojuego BCI	46
Capítulo 4: Discusión de resultados	49

4.1. Protocolos de captura	49
4.1.1. Protocolo de ambiente para las sesiones de captura de señales electroencefalográficas de los sujetos de prueba	50
4.1.2. Protocolo para captura de las señales electroencefalográficas de intención de movimiento de los sujetos de prueba	51
4.1.3. Protocolo para captura de las señales electroencefalográficas de habla imaginaria de los sujetos de prueba	51
4.2. Base de datos	52
4.3. Clasificador de red neuronal	53
4.4.- Programa para la conexión con el dispositivo electroencefalográfico	56
4.5.- Videojuego BCI	57
4.6.- Observaciones del funcionamiento de la aplicación	58
Capítulo 5: Conclusiones y Trabajo Futuro	58
5.1.- Conclusiones	58
5.2.- Trabajo Futuro	60
Referencias	61
Anexos	71
Anexo A. Fragmento de código modificado del archivo eeg.py de la aplicación de código abierto CyKIT	71
Anexo B. Código para conexión de la BCI	72

Índice de Tablas

Tabla 1: Grupo de sujetos de prueba	35
Tabla 2: Representación de los comandos electroencefalográficos en la base de datos	41
Tabla 3: Representación de los comandos electroencefalográficos respecto a la salida de la red neuronal.....	46
Tabla 4: Matriz de confusión de la red neuronal con los datos de prueba	55
Tabla 5: Datos sobre la clasificación de la red neuronal	56



Índice de Figuras

Figura 1: Ubicación de los lóbulos cerebrales (Castellano, 2021).	20
Figura 2:Modelo de red neuronal de Warren McCulloch, y Walter Pitts (Caparrini, 2022).	21
Figura 3: Cuatro tipos de ondas cerebrales (Aznar, 2017).	23
Figura 4:Sistema Internacional 10-20 para la colocación de los electrodos extracraneales (Olivas et al., 2020).	24
Figura 5: Representación de una Red Neuronal Artificial (Calvo, 2018).	30
Figura 6: Pasos para la aplicación de una Interfaz Cerebro-Computadora utilizando como base el trabajo de Chávez (Chávez, 2012).	32
Figura 7: Diagrama de la metodología utilizada para elaboración del BCI	33
Figura 8: Dispositivo electroencefalográfico Emotiv Epoc + (Emotiv, 2019).	34
Figura 9: Interfaz de la aplicación EmotivBCI.	36
Figura 10: Nodos del Sistema Internacional 10-20. ENTRENAMIENTO CEREBRAL (ENTRENAMIENTO CEREBRAL, 2018).	37
Figura 11: Interfaz de CyKIT para grabar a las señales electroencefalográficas de los sujetos de prueba	40
Figura 12: Archivo de extensión .CSV con la información de las señales electroencefalográficas usando la aplicación CyKIT	40
Figura 13: Videojuego con el personaje corriendo.	47
Figura 14: Videojuego en pausa	48
Figura 15: Diagrama del funcionamiento de la aplicación.	49
Figura 16: Protocolo de captura de las señales electroencefalográficas de intención de movimiento y habla imaginaria basado en el trabajo de Alexis Gallegos (Gallegos et al., 2021(en proceso de publicación)).	50
Figura 17: Gráfica de la magnitud de pérdida durante el entrenamiento de la red	54

Acrónimos

IA: Inteligencia Artificial.

BCI: Brain-Computer Interface o Interfaz Cerebro-Computadora en español.

EEG: Electroencefalograma.

OHCHR: Oficina del Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Derechos Humanos.



TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

Resumen

Una gran parte de la población mundial posee alguna discapacidad que complica la forma en que se relaciona en la sociedad. Estas personas se ven obligadas a convivir en un ambiente que no está diseñado para su realidad y esto provoca una situación de desigualdad y de exclusión.

Bajo este contexto es importante crear herramientas que disminuyan la brecha de desigualdad, creando ambientes que permitan la inclusión. Utilizando los conocimientos de inteligencia artificial y neurociencia, se crearon técnicas de Interfaces Cerebro-Computadora (Brain-Computer Interface, BCI) que ayuda a diseñar y construir herramientas adaptadas a sus condiciones.

Existen diferentes tipos de BCI, como son las enfocadas en rehabilitación motora para pacientes que sufren una lesión muscular, o la necesidad de controlar dispositivos robóticos como brazos y manos robóticas, otras BCI apoyan la comunicación entre otros tipos de herramientas. Las BCI brindan soporte a las personas a través de interfaces diseñadas para interactuar utilizando comandos mentales que le indican a la interfaz la acción que debe de realizar, por ejemplo, mover algún equipo como una silla de ruedas o utilizar algún tipo de software entre muchas otras.

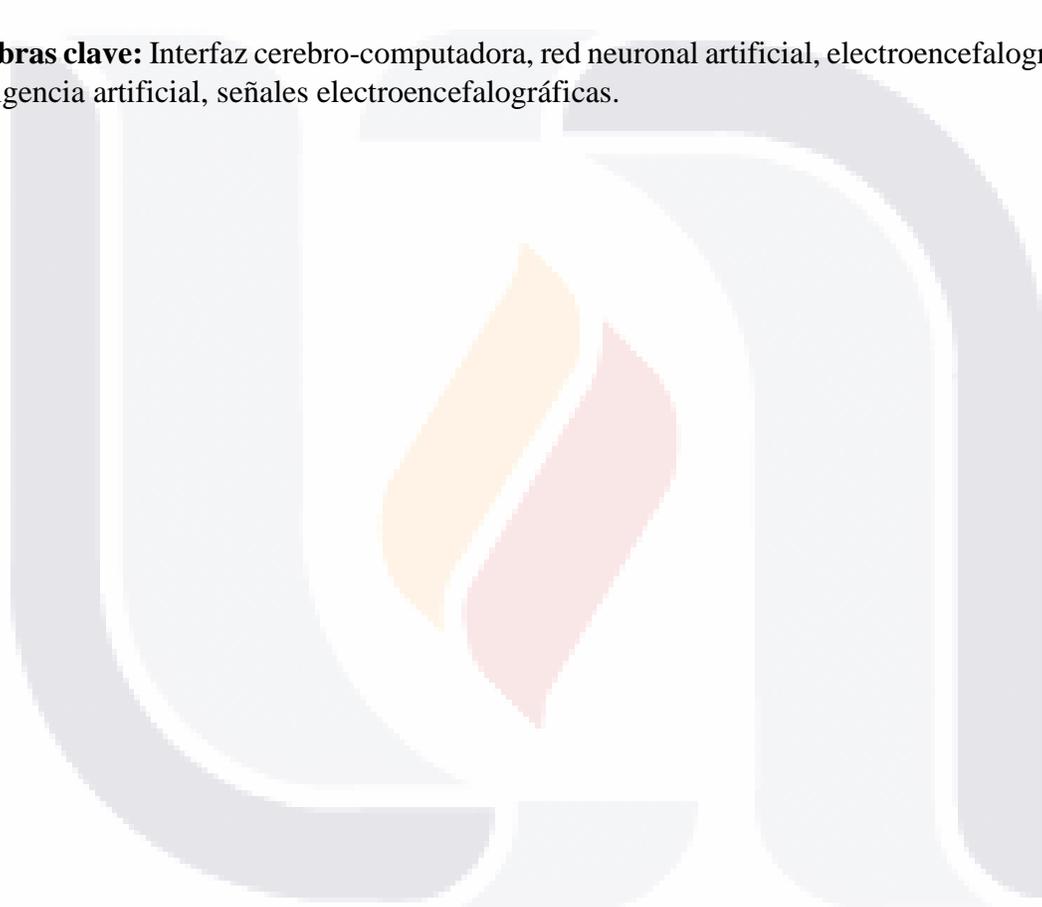
Las técnicas de las BCI se encuentran en constante desarrollo desde su concepción en 1973. En esta área aún se pueden producir aportes que ayuden a su desarrollo, tanto en tecnologías que ayuden en su elaboración o en información acerca del funcionamiento y entendimiento del sistema nervioso central, de manera que se pueda simular la reacción que tendría este en un cuerpo mediante la emisión de ciertas señales específicas.

Para este trabajo de investigación se desarrolló una BCI que se enfoca en el control de un personaje de videojuegos a través de los comandos de habla imaginaria e intención de movimiento: “avanzar”, “saltar” y “pausar”, utilizando las herramientas que ofrece Python para la implementación de machine learning, junto con el dispositivo electroencefalográfico Emotiv EPOC + que cuenta con 14 nodos ubicados con base al estándar 10-20 para la extracción de las señales electroencefalográficas.

A través de una red neuronal artificial se identifican los patrones que genera el electroencefalograma para seleccionar el comando que activará una de las acciones anteriormente mencionadas en el videojuego en tiempo real.

El propósito del desarrollo de esta aplicación es plantear las bases para la elaboración de una aplicación tipo software que funcione con instrucciones o comandos emitidos directamente desde el cerebro de una persona de manera que pueda ser utilizado sin importar las limitaciones físicas que el usuario pueda presentar.

Palabras clave: Interfaz cerebro-computadora, red neuronal artificial, electroencefalograma, inteligencia artificial, señales electroencefalográficas.



TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

Abstract

A large part of the world's population has a disability that complicates the way they relate in society. These people are forced to live in an environment that is not designed for their reality and this causes a situation of inequality and often exclusion.

In this context, it is important to create tools that reduce the inequality gap, creating environments that allow inclusion. Using knowledge of artificial intelligence and neuroscience, the techniques of Brain-Computer Interfaces (BCI) was created to help design and build tools adapted to their conditions.

There are different types of BCIs, such as those focused on motor rehabilitation for patients suffering a muscle injury, or the need to control robotic devices such as robotic arms and hands, as well as some that support communication and other types of tools. BCIs provide support to people through interfaces designed to interact using mental commands that tell the interface the action to perform, for example, move some equipment such as a wheelchair or use some type of software among many others.

BCI techniques is in constant development since its conception in 1973. In this area there are still contributions that can be produced to help its development, both in technologies that help in its development, or information about the operation and understanding of the central nervous system, so that you can simulate the reaction that would have this in a body by issuing certain specific signals.

For this research work, a BCI was developed that focuses on the control of a video game character through imaginary speech commands and movement intention: "move forward", "jump" and "pause", using the tools offered by Python for the implementation of machine learning, along with the Emotiv EPOC + electroencephalographic device that has 14 nodes located based on the 10-20 standard for the extraction of electroencephalographic signals.

Through an artificial neural network, the patterns generated by the electroencephalogram are identified to select the command that will activate the aforementioned actions in the video game in real time.

The purpose of the development of this application is to lay the foundations for the development of a software application that works with instructions or commands issued directly from the brain of a person so that it can be used regardless of the physical limitations that the user may have.

Keywords: Brain-computer interface, artificial neural network, electroencephalogram, artificial intelligence, electroencephalographic signals.



TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

Introducción

El número de personas que padecen una discapacidad ha aumentado en los últimos años debido al incremento de condiciones de salud crónicas y al envejecimiento de la población (World Health Organization, Disability and health, 2021). De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud en el 2020, cerca del 15% de la población mundial tenía alguna discapacidad (World Health Organization, Disability and health, 2021). En México, el 4.9% de la población total del país tenía alguna discapacidad, de acuerdo con cifras del INEGI, presentadas en el Censo Poblacional y Vivienda al del 2020, además la limitación con mayor presencia es la de movilidad con un 48% de la población, por otro lado, es importante mencionar que una persona puede tener más de un tipo de discapacidad (INEGI, 2020).

Según palabras de las Oficina del Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Derechos Humanos (OHCHR, por sus siglas en inglés): *“las personas con discapacidad se enfrentan cada día a la discriminación y a las barreras que limitan su participación en la sociedad en términos de igualdad con las demás”* (OHCHR, 1996). Debido a esto se buscan métodos que permitan reducir esta brecha a través de diferentes proyectos tanto jurídicos por parte de la Comisión Nacional de los Derechos Humanos (CNDH, 2021) o bien, utilizando la tecnología para brindar apoyo a las personas.

Ban Ki-moon en el 2014, entonces secretario general de la ONU pronunció: *“la tecnología ha cambiado el mundo, llevando el conocimiento al alcance de todos y ampliando las oportunidades, por lo que las personas con discapacidad podrían beneficiarse enormemente de esos avances. No obstante, muchos no tienen acceso a esas herramientas esenciales”* (MAPFRE, 2021).

En la actualidad se está trabajando en múltiples proyectos en todo el mundo ya que el potencial de las aplicaciones de Inteligencia Artificial (IA) es enorme, destinados a mejorar la accesibilidad de las personas con todo tipo de discapacidad (MAPFRE, 2021).

La IA forma parte de las ciencias cognitivas, las cuales realizan un estudio interdisciplinario acerca de cómo la información se representa y se transforma dentro del sistema nervioso. (Kertész, 2002). La inteligencia artificial usa como base el conocimiento del sistema nervioso

para poder simular sus procesos en una computadora y producir salidas que son consideradas como inteligentes (Boden, 2017).

“La IA procura producir en una computadora, una secuencia de salida que se consideraría inteligente si fuera desplegada por seres humanos” (Howard, 1985).

Las Interfaces Cerebro-Computadora (Brain-Computer Interface, BCI) se basan en análisis de las señales electroencefalográficas provenientes de la actividad cerebral, con el propósito de controlar algún componente externo (Ron-Angevin, 2005). *“El funcionamiento básico de una BCI es medir la actividad cerebral, procesarla para obtener las características de interés, y una vez obtenidas interaccionar con el entorno de la forma deseada por el usuario”* (Minguez, 2008).

Las BCI pueden ofrecer soporte a personas que presentan alguna discapacidad, permitiéndoles su integración en la sociedad, mediante herramientas que funcionan utilizando comandos mentales que le indican a un componente la acción que debe de realizar. (Gutiérrez-Martínez et al., 2013). Por ejemplo, mover algún equipo como una silla de ruedas o un brazo robótico, o bien utilizar algún tipo de software (Gutiérrez-Martínez et al., 2013).

Estos sistemas no dependen del accionar de las vías nerviosas o musculares, sino que funcionan analizando la información que se obtiene del paciente a través de un encefalograma (Gentiletti et al., 2007).

En esta investigación se presenta el desarrollo de una BCI que permite controlar un personaje de videojuegos utilizando los comandos mentales “avanzar”, “saltar” y “pausar” en tiempo real, describiendo el proceso de desarrollo para su elaboración como: la captura de las señales electroencefalográficas y su preprocesamiento, el desarrollo e implementación de una red neuronal para la clasificación de las señales y la conexión del dispositivo electroencefalográfico con el videojuego.

Con esto se espera brindar información útil para futuros proyectos del área de BCI y contribuir con su desarrollo.

La conformación del presente trabajo está organizada de la siguiente manera:

- **Antecedentes:** Donde se presenta el motivo de realizar esta investigación, sus

limitaciones y alcances y objetivos.

- **Marco teórico:** Se muestran los principales conceptos y áreas de conocimiento necesarios para conocer el contexto de la investigación como son: el cerebro, que es el emisor de las señales electroencefalográficas; la neurociencia que es el área que estudia el uso potencial de estas señales; las ondas cerebrales que son en sí, las señales de interés a ser capturadas mediante un electroencefalógrafo que es al aparato que permite recibir la señal cerebral mediante un mecanismo (para este estudio, no invasivo). Por lo que se presentan también el tema del electroencefalograma, que es la salida gráfica de las señales cerebrales. En esta investigación, las señales de intención de movimiento, que se refiere al concebir el movimiento corporal con el pensamiento, o sea sin realizar ningún movimiento muscular; y de las señales de habla imaginaria, que se refieren al hablar mentalmente, esto es: sin emitir ningún sonido; se manipulan mediante técnicas de inteligencia artificial para la construcción de una interfaz cerebro-computadora con la intención de la interpretación de señales cerebrales de habla imaginaria y de intención de movimiento mediante una red neuronal. Por lo tanto, se les asignó un espacio a los temas de inteligencia artificial, heurísticas y metaheurísticas, redes neuronales e interfaz cerebro-computadora.
- **Metodología:** En esta sección, se presentan los pasos que se siguieron para llevar a cabo la investigación, dando detalles de cada uno de ellos.
- **Resultados:** En este capítulo, se muestran y se explican cada uno de los resultados que se obtuvieron durante el desarrollo de la investigación.
- **Conclusiones:** Finalmente, se discuten los aportes obtenidos y se plantean trabajos a futuro.

Capítulo 1: Antecedentes

En este capítulo se describen los antecedentes de la investigación, el planteamiento del problema, justificación de la investigación, preguntas de investigación, objetivo general, objetivos específicos, así como limitaciones y áreas de oportunidad.

1.1. Planteamiento del problema

En 2020 la Organización Mundial de la Salud informó que cerca de 1000 millones de personas a nivel mundial viven con alguna discapacidad (World Health Organization, 2021). Según informes del INEGI, en México existen 6,179,890 personas con alguna discapacidad, siendo la limitación de movilidad la de mayor frecuencia en el país, de acuerdo al informe del Censo Poblacional y Vivienda 2020 movilidad (INEGI, 2020).

A las personas con discapacidades se les complica la interacción con dispositivos y con otras personas de manera tradicional (Centro para el Control y la Prevención de Enfermedades, 2020). Para la inclusión de estas personas, se han llevado a cabo diversas prácticas y políticas, diseñadas para eliminar las barreras que se presentan en su vida diaria, como tecnologías de asistencia y la accesibilidad (Centro para el Control y la Prevención de Enfermedades, 2020).

Se han desarrollado distintas interfaces y periféricos inclusivos, que facilitan la integración de las personas y sus equipos, ya sean periféricos como mouses más ergonómicos y sencillos de usar o interfaces que pueden adaptarse a condiciones de daltonismo (Garcia, 2018). Sin embargo, muchas de estas interfaces aún requieren capacidades motoras para su uso, lo cual deja excluidas a personas que perdieron algún miembro o tienen parálisis de la función muscular.

Las interfaces cerebro-computadora (BCI), ofrecen la posibilidad de desarrollar equipos que funcionen a través de comandos mentales, lo que permite, la inclusión de personas que no tienen la capacidad motora necesaria para realizar ciertos trabajos. (Kawala-Sterniuk et al., 2021).

Sin embargo, las señales electroencefalográficas que una BCI necesita para funcionar, son muy similares y pueden referirse a acciones muy diferentes, como acciones fisiológicas, la respiración, parpadeos, latidos del corazón, etc., por lo que es necesario utilizar técnicas de clasificación para poder identificar a que hace referencia la señal (Corrales Bastidas, 2021).

Tras lo anterior, este trabajo de investigación tiene 2 enfoques:

- **Enfoque social:** Permitir la inclusión de personas que poseen discapacidades en la sociedad, que estas a su vez pueden traer grandes aportes a diferentes a los campos que se dediquen.
- **Enfoque técnico:** Apoyar en técnicas de identificación para señales electroencefalográficas, que a su vez brinda apoyo al desarrollo de nuevas BCI.

1.2. Justificación de la investigación

Las personas que viven con discapacidad, enfrentan una gran cantidad de barreras en su vida cotidiana (OHCHR, 1996). Es importante, encontrar medidas que permitan reducir la brecha de desigualdad, con el objetivo de brindar una vida más digna a este grupo de personas.

Una forma para fomentar la inclusión a la sociedad de este grupo de personas es a través del apoyo que brinda la tecnología con herramientas, que permiten realizar actividades de una manera más accesible, tomando en cuenta sus limitaciones (MAPFRE, 2021).

Un ejemplo de ello son las tecnologías de las BCI, que permiten desarrollar herramientas que utilizan las señales electroencefalográficas del usuario, para lograr la interacción con un elemento de software o hardware (Kawala-Sterniuk et al., 2021). Las BCI permiten la creación de dispositivos, que pueden ser utilizados sin importar las limitaciones físicas del usuario (Kawala-Sterniuk et al., 2021).

Por lo anterior, es importante que las BCI sigan creciendo y realizando nuevos descubrimientos de su funcionamiento, ya que esto permitirá el desarrollo de nuevas tecnologías y herramientas, trayendo beneficios a diversos campos como son:

- Inclusión social.
- Calidad de vida.

- Salud.
- Inteligencia artificial (MAPFRE, 2021).

En esta investigación se tiene como propósito la construcción de una BCI, fomentando a su vez la elaboración de nuevos proyectos del área, proporcionando información de su desarrollo.

1.3. Preguntas de investigación

- ¿La colección de datos recaudados servirá para encontrar patrones entre los distintos comandos “avanzar”, “saltar” y “pausar” de intención de movimiento y de habla imaginaria?
- ¿El algoritmo clasificador será capaz de detectar los comandos que el usuario desea usar?
- ¿El tiempo entre que se piensa el comando y la ejecución de la acción será lo suficientemente rápido para que la aplicación funcione en tiempo real?

1.4. Objetivo General

Diseñar y desarrollar una interfaz, cerebro – computadora, con un sistema de aprendizaje automático, que utilice las señales electroencefalográficas para identificar los comandos de intención de movimiento y de habla imaginaria “avanzar”, “saltar” y “pausar”, para el control de un personaje en un juego por computadora.

1.5. Objetivos Específicos

- Generar un repositorio de datos con señales electroencefalográficas de intención de movimiento para el entrenamiento y validación del clasificador.
- Implementar un algoritmo clasificador neuronal capaz de distinguir los comandos de intención de movimiento y de habla imaginaria: “avanzar”, “saltar” y “pausar” en base a los datos obtenidos en el repositorio generado.
- Obtener y clasificar las señales electroencefalográficas en tiempo real para el funcionamiento del videojuego.

- Elaborar un videojuego para controlar un personaje a través de la intención de movimiento y habla imaginaria en tiempo real.

1.6. Limitaciones y áreas de oportunidad

Limitaciones:

Una de las principales limitaciones que se presentan al elaborar una BCI, es la adquisición de las ondas cerebrales. Para esto, es necesario contar con un dispositivo electroencefalográfico, que cuente con los nodos suficientes para captar las señales de manera eficiente. Además, es indispensable contar con un ambiente que no presente distracciones, ya que cualquier factor externo que llame la atención del usuario, aunque sea por un periodo corto de tiempo, afectará a la señal dando información no deseada.

Otra limitación que se presenta, son los costos del equipo. No solo del dispositivo del electroencefalográfico, sino que también se ofrecen funcionalidades necesarias para la elaboración de una BCI a modo de suscripciones, lo cual aumenta considerablemente el costo para desarrollar una interfaz y desalienta al desarrollo de proyectos del área.

En el tiempo que se llevó a cabo la investigación, sucedió la pandemia por COVID-19, lo cual redujo la cantidad de sujetos de estudio significativamente, dejando trabajar con una cantidad menor a la deseada. Esto implica una menor cantidad de señales electroencefalográficas disponibles que analizar para el desarrollo de la aplicación

Áreas de oportunidad:

Al desarrollar la BCI se comparte información de su proceso de elaboración, como es la tecnología utilizada, los procesos de extracción y manejo de los datos u otras formas de conexión del equipo electroencefalográfico. Esto con el fin de contribuir al desarrollo de este tipo de tecnología, mostrando un camino al cual seguir o basarse al momento de desarrollar una nueva interfaz BCI. A su vez el crecimiento del área de las BCI traerá grandes aportes a otras áreas como inclusión, rehabilitación, entretenimiento, etc., debido a las herramientas que pueden elaborar a través de esta área.

TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

Capítulo 2: Marco Teórico

En esta sección se definen y describen los conceptos básicos para brindar el contexto en relación con la investigación.

2.1. Cerebro, neuronas y el sistema nervioso

Para que una BCI funcione, es necesario conocer el funcionamiento de diversas partes del sistema nervioso, ya que de ahí se recibirán las señales que activan y determinan el funcionamiento de la interfaz.

2.1.1. Cerebro

El cerebro es el encargado de dirigir el funcionamiento óptimo del cuerpo, ya que se encarga de indicar la manera en que funciona cada parte de este. En él se encuentran cerca de 87 mil millones de neuronas interconectadas, que controlan y regulan acciones que se realizan, desde los movimientos de alguna parte del cuerpo, hasta la capacidad de resolver un problema matemático, incluso soñar (Espinosa. C, 2020).

2.1.2. Corteza cerebral

La corteza cerebral es la capa exterior del cerebro, donde suceden las actividades mentales. La corteza cerebral está conformada por una placa fina de tejido nervioso. Provee al ser humano las capacidades de percepción e imaginación, la capacidad de elección, de hablar, etc., (Salvador & Rovira Salvador, 2021).

Dentro de la corteza cerebral existe una capa de neuronas, las cuales se encargan de captar los estímulos que provienen del ambiente, y transmitir información a través de impulsos eléctricos para comunicarse (Instituto Superior de Neurociencias, 2020). A estos impulsos eléctricos se les conoce como ondas cerebrales, estas pueden ser medibles para su posterior análisis (Neurofeedback, 2021).

En la corteza cerebral se encuentran los lóbulos cerebrales, los cuales están encargados de realizar distintos procesos, como son la capacidad de movimiento u obtener información del exterior a través de los sentidos, entre otras funciones (NeuroMx, 2020),

2.1.3. Lóbulos cerebrales

La corteza cerebral se conforma de 2 hemisferios (derecho e izquierdo), cada uno dividido en 4 lóbulos Como se puede observar en la *Figura 1*. A su vez cada lóbulo está encargado de coordinar distintos procesos cognitivos, algunos de los cuales son:

- **Lóbulo frontal:** Es el lóbulo más grande del cerebro, está asociado con el procesamiento de información de movimiento, atención, toma de decisiones, habla, etc. Posee funciones relacionadas con la inteligencia, la planificación y la coordinación de movimientos voluntarios complejos.
- **Lóbulo parietal:** Se encuentra bajo el hueso parietal y es el encargado de obtener la información de los sentidos (gusto, tacto, olfato y oído). También se encarga del conocimiento de los números y control de los movimientos
- **Lóbulo occipital:** Se encuentra en la zona posterior al cráneo, es el principal encargado de procesar la visión y permite el reconocimiento de objetos, colores y movimientos.
- **Lóbulo temporal:** Procesa la información auditiva, es el encargado de reconocer el lenguaje y de crear memorias. Es fundamental para el reconocimiento de caras y de voces (NeuroMx, 2020), (Cid, 2021).

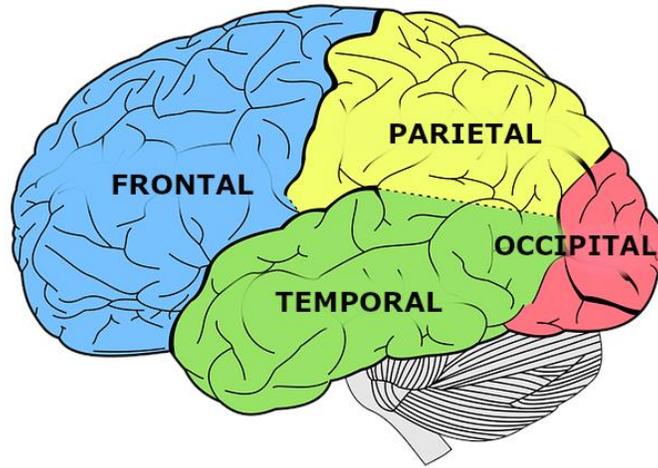


Figura 1: Ubicación de los lóbulos cerebrales (Castellano, 2021).

2.1.4. Sistema nervioso

El sistema nervioso, es el que le permite al cerebro comunicarse con diversos órganos y sistemas con el fin de controlar y regular su funcionamiento (Tortosa I, Moreno, A., & Reiriz Palacios, J). Es el medio por el cual, el cerebro indica al resto del cuerpo las acciones a realizar para su correcto funcionamiento, por ejemplo, mover un dedo, indicarle al cuerpo cuando se tiene sed o hambre, indicarle al corazón que debe de latir, entre otras funciones conscientes e inconscientes que se realizan cotidianamente (Navarro, 2002).

2.2. Neurociencia

“La neurociencia es el conjunto de distintas disciplinas científicas encargadas de estudiar el sistema nervioso con el propósito de entender la forma en que se regulan y funcionan las reacciones nerviosas y el funcionamiento del cerebro” (Gaja, 2017). El estudio de la neurociencia permite acercarse al funcionamiento del sistema nervioso humano (Purves et al., 2007).

La neurociencia ha estado relacionada con el avance de la inteligencia artificial desde el año 1943, cuando Warren McCulloch, y Walter Pitts, propusieron lo que se considera el primer

modelo de red neuronal artificial, que se basa en el funcionamiento de las neuronas biológicas (Varona, 2015). El modelo se puede observar en la *Figura 2*.

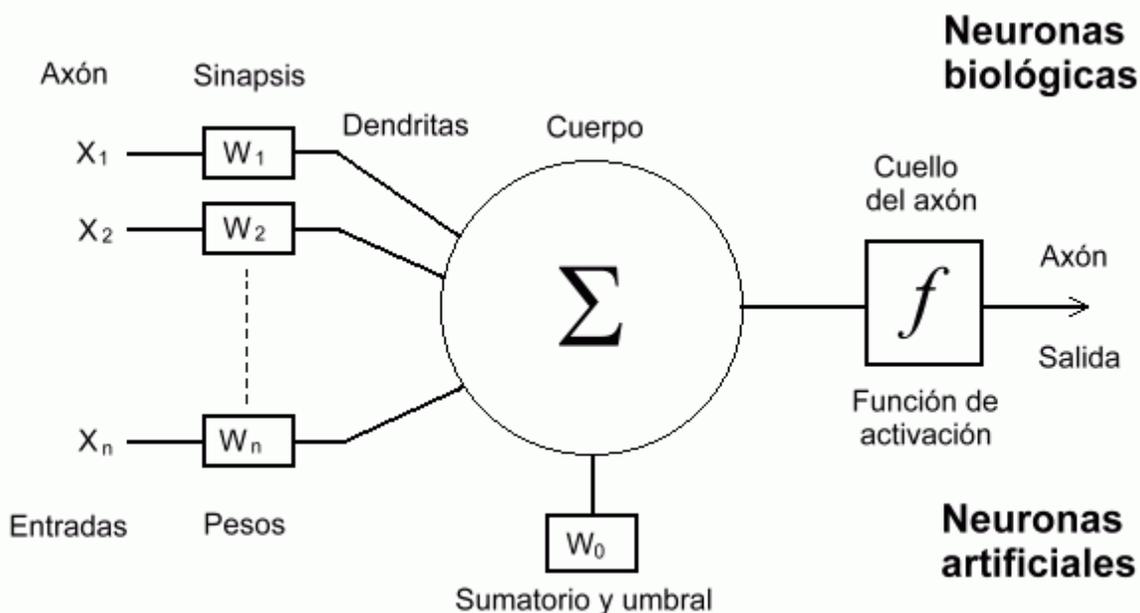


Figura 2: Modelo de red neuronal de Warren McCulloch, y Walter Pitts (Caparrini, 2022).

La neurociencia al estudiar el funcionamiento del sistema nervioso ha sido de utilidad para la educación, permitiendo diseñar métodos educativos más prácticos para diferentes áreas como la lectura (Navarro, 2002), matemáticas (Gracia Batalluy & Escolano Pérez, 2014) o la música (Jauset-Berrocal et al., 2017).

Los avances en la neurociencia han permitido la mejora de las BCI al presentar mayor información del funcionamiento del sistema nervioso y de sus señales electroencefalográficas que utiliza una BCI para funcionar (Muñoz Cardona, 2014).

2.3. Ondas Cerebrales

Los procesos cerebrales basan su funcionamiento en pulsos eléctricos que producen las neuronas al momento de comunicarse. Está comunicación es posible gracias a la sinapsis, que es el conjunto de procesos bioquímicos que permiten el paso de los impulsos eléctricos entre las neuronas (Sciotto & Niripil, 2014). La comunicación entre neuronas sucede cada vez que se piensa en algo o realiza una acción, ya sea voluntaria o involuntaria.

Las ondas cerebrales o señales electroencefalográficas tienen como propiedades básicas la potencia y la frecuencia. La potencia señala la altura de las ondas cuando se registran, mientras que la frecuencia es el número de ondas que se registran en un segundo (Sciotto & Niripil, 2014).

Dependiendo de su tipo de frecuencia, las señales electroencefalográficas se pueden clasificar en diferentes tipos, como se puede observar en la *Figura 3* (Aznar, 2017). Los tipos de señales son los siguientes:

- **Ondas Alfa:** Se producen cuando el cerebro está en un estado de relajación. Oscilan una frecuencia que va de los 8Hz a los 13.99Hz.
- **Ondas Beta:** Aparecen cuando el cerebro está implicado en las actividades cerebrales cuando una persona se encuentra despierta y en plena actividad mental. Oscilan entre los 14 a los 30Hz.
- **Ondas Theta:** Se presentan en un estado de calma o meditación profunda, así como durante el esfuerzo intelectual asociado al aprendizaje académico. Oscilan de los 4 a los 8Hz.
- **Ondas Delta:** Se generan en un estado de sueño profundo y dominan en los cerebros infantiles. Oscilan entre 0.1 a 3.99Hz (Aznar, 2017), (Sciotto & Niripil, 2014).

ONDAS CEREBRALES

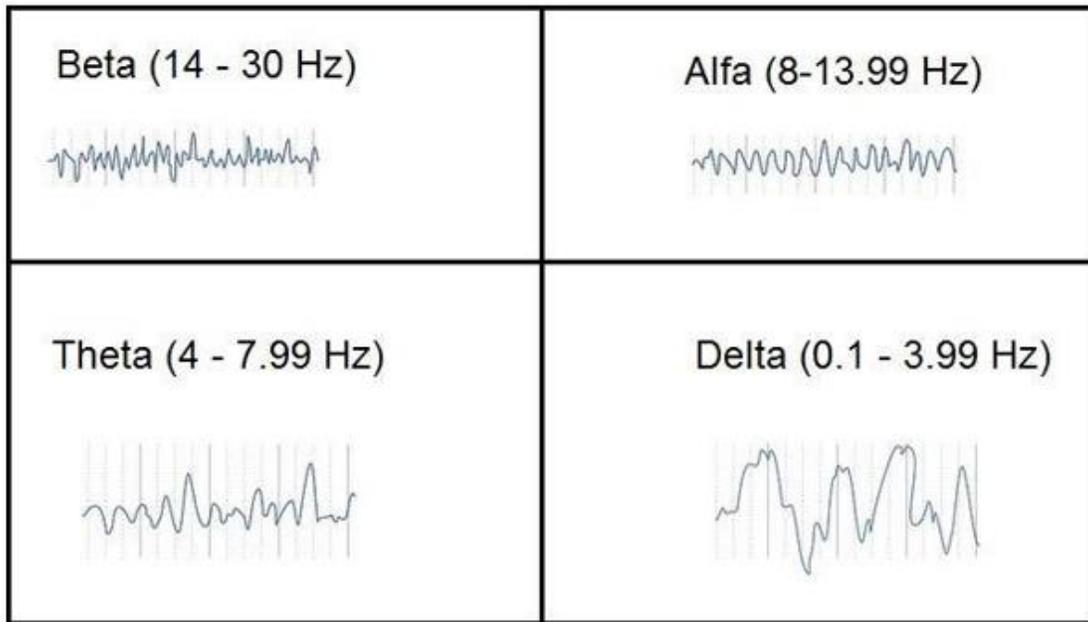


Figura 3: Cuatro tipos de ondas cerebrales (Aznar, 2017).

2.4. Electroencefalograma (EEG)

En 1929 Hans Berger acuñó el término electroencefalograma “*para describir el registro de las fluctuaciones eléctricas en el cerebro captadas por unos electrodos fijados al cuero cabelludo*” (Ramos-Argüelles et al., 2009).

Los electrodos se deben de ubicar en zonas específicas para capturar las señales de la manera más clara posible. El sistema internacional 10-20, como se puede observar en la *Figura 4*, es un estándar que ubica los puntos de los electrodos a partir de letras (Fp, prefrontal; F, frontal; C, central; P, parietal; T, temporal y O, occipital), utilizando como base la ubicación de los lóbulos cerebrales que se observaron en la *Figura 1* (Olivas, Gutiérrez & Bribiesca).

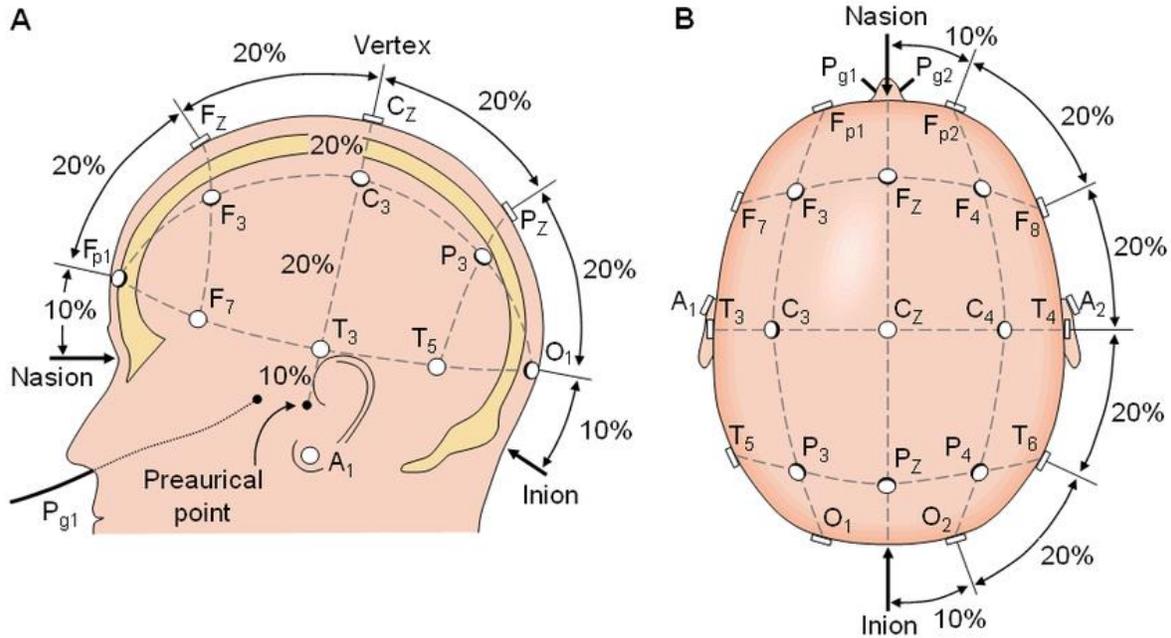


Figura 4: Sistema Internacional 10-20 para la colocación de los electrodos extracraneales (Olivas et al., 2020).

2.5. Intención de Movimiento

La intención de movimiento es el estado mental en el que una persona se concentra en la ejecución de un movimiento sin intervención muscular o movimiento físico (López & Castro, 2017).

Existen 2 tipos de intención de movimiento de acuerdo con Mokienco:

- **Intención de movimiento visual:** Es cuando la persona se imagina así mismo en tercera persona, realizando una acción de movimiento.
- **Intención de movimiento cinestésica:** Es cuando el sujeto genera una sensación de movimiento (Mokienco et al., 2014).

La intención de movimiento se usa para la rehabilitación en pacientes con condiciones neuromusculares, como es el caso del síndrome del miembro fantasma, que padecen las personas que han sufrido una amputación de una parte de su cuerpo, provocándoles dolor donde antes solía estar esa parte de su cuerpo. A través de las BCI se pueden producir prótesis que reaccionan a los impulsos nerviosos del usuario como si fuera parte de su propio cuerpo,

ayudándoles a mitigar el dolor (Arango et al., 2013).

2.6. Habla Imaginaria

El habla imaginaria es la acción de pronunciar palabras de manera mental, sin producir sonidos o realizar algún movimiento (Torres et al., 2013).

Las señales producidas por el habla imaginada se han implementado en la rehabilitación de pacientes con problemas motrices o cognitivos, a través del control de dispositivos BCI (Moffatt et al., 2017) o para pacientes que han tenido que someterse a una laringectomía u otra patología similar y presentan dificultades para comunicarse (Gutiérrez Calderón et al., 2013). El habla imaginaria posee como ventaja que no requiere un alto entrenamiento al tener que pensar únicamente en la palabra en lugar de una imagen motora, evitando a su vez fatigas musculares o cognitivas (Claros Collazos, 2021).

Utilizando las señales captadas con un electroencefalograma, se generan patrones que ayudan en la identificación de la palabra que el usuario estaba pensando, y con esto diferenciar el comando de otras palabras (CASTAÑEDA, 2015).

2.7. Inteligencia Artificial

Existen diferentes ópticas de la inteligencia artificial (IA), por lo cual, existen diferentes interpretaciones para describirla.

En 1996 durante una reunión de investigadores en el Dartmouth College (USA), liderada por John McCarthy, se estableció que la IA es *“la ciencia y la ingeniería de crear máquinas inteligentes, especialmente programas de computación inteligentes, está relacionada con la tarea similar de utilizar ordenadores para comprender la inteligencia humana, pero la IA no se limita a métodos que sean observables biológicamente”* (Alandete, 2011).

Otra definición de la IA es: *“sistemas que están diseñados para imitar el comportamiento humano con el propósito de realizar tareas específicas, estos sistemas tienen la capacidad de mejorar a partir de la información que van recopilando”* (Oracle, 2021).

TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS

Alan Turing comentó que: “*la inteligencia artificial debe ser capaz de reconocer el lenguaje natural, tener capacidad de razonamiento y de aprendizaje además de representar el conocimiento obtenido*” (García, 2012).

La inteligencia artificial tiene las siguientes funciones:

- Entender los sistemas inteligentes.
- Proveer las vías y medios para construir sistemas inteligentes.
- Ofrecer las herramientas necesarias para probar las teorías sobre la IA (Rangel et al., 2015).

La capacidad de aprendizaje que proporciona la inteligencia artificial en los equipos de cómputo permite que estos equipos realicen tareas que antes solo estaban destinadas para los seres humanos, por ejemplo:

- Reconocimiento de imágenes.
- Mejora en el desempeño de algoritmos,
- Mantenimiento predictivo.
- Detección y clasificación de objetos.
- Distribución de contenido en las redes sociales.
- Seguridad Cibernética (Rouhiainen, 2018).

El internet ha fomentado el crecimiento del campo de la inteligencia artificial, ya que ofrece una gran cantidad de datos, que se pueden analizar y aprender patrones de ellos, como es el caso del buscador de Google, que aprende de las preferencias de los usuarios al realizar sus búsquedas, llegando al punto de ofrecer opciones acertadas antes de que el usuario termine de escribir. Otros dispositivos aprovechan el desarrollo de la inteligencia artificial, como son los smartphones, a través reconocimiento facial o de voz, además de que las industrias automotrices y militares hacen uso de la IA para mejorar sus equipos (García, 2012).

La IA es un área que ayuda a afrontar la resolución de problemas, esto a través de un conjunto de técnicas que dirigen a su solución, incluyendo problemas que pueden ser complicados o inabordables por una persona (García, 2012).

Un ejemplo de la utilidad de la inteligencia artificial son los sistemas expertos, que de

acuerdo con Gámes y Puerta, se describen como: *“herramientas que simulan el comportamiento experto de un humano en un área específica”* (Gámez Martín & Puerta Callejón, 1998).

2.8. Heurísticas y Metaheurísticas

Una heurística se encarga de resolver problemas inteligentemente utilizando, la información disponible e ignorando todos los factores y elementos no racionales (De Antonio, 2011).

Considerando el propósito de una heurística, se puede deducir lo siguiente: *“Se califica de heurístico a un procedimiento para el que se tiene un alto grado de confianza en que encuentra soluciones de alta calidad con un coste computacional razonable, aunque no se garantice su optimalidad o su factibilidad, e incluso, en algunos casos, no se llegue a establecer lo cerca que se está de dicha situación”* (Melián et al., 2003), (Porras, 1998).

Existen diferentes métodos heurísticos que se pueden clasificar según la estrategia que utilizan o el problema que desean resolver:

- **Métodos constructivos:** Son métodos deterministas y suelen estar basados en la mejor elección en cada iteración, construyendo de esa forma el camino a la mejor solución posible.
- **Métodos de búsqueda:** Parten de una solución ya establecida, la cual se intenta mejorar a través de las iteraciones, hasta obtener una solución óptima.
- **Métodos de descomposición:** Descomponen el problema original en subproblemas más sencillos de resolver.
- **Métodos inductivos:** Generalizan las propiedades más fáciles de analizar que se pueden aplicar al problema completo.
- **Método de reducción:** Identifica las propiedades de las soluciones aceptables y las introduce como restricciones del problema, reduciendo el espacio de posibles soluciones (Pérez-Guerrero,2013), (De Antonio, 2011).

En ciertas ocasiones, una heurística no otorga la precisión requerida para realizar cierto trabajo. En la búsqueda de mejorar los métodos heurísticos se desarrollaron las metaheurísticas, que buscan tener un mejor rendimiento al resolver problemas a comparación

de una heurística (De Antonio, 2011).

Una metaheurística es la combinación de dos o más heurísticas a través de la hibridación, que aprovecha las propiedades de cada heurística para obtener un mejor resultado al momento de solucionar un problema (Melián et al., 2003).

Una definición de metaheurística es la que presenta J.P. Kelly: *“Las metaheurísticas son una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas difíciles de optimización combinatoria en los que los heurísticos clásicos no son efectivos, proporcionando un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estáticos”* (Zanakis & Evans, 1981).

Osman y Kelly en 1995 definieron a los métodos metaheurísticos como: *“Una clase de métodos aproximados que están diseñados para resolver problemas de difícil optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son efectivos”* (Osman & Kelly, 1996).

Uno de los criterios que se toman para la clasificación de las metaheurísticas, es con base al número de soluciones candidatas (posibles soluciones correctas) exploradas en cada interacción:

- **Metaheurísticas basadas en trayectorias:** Este tipo de metaheurística reemplaza la solución candidata en cada paso de la metaheurística, construyendo una trayectoria en el espacio de búsqueda.
- **Metaheurísticas basadas en población:** Utilizan un conjunto de soluciones candidatas en cada paso de la metaheurística. Consiste en construir nuevas soluciones a partir de la combinación de las características de otras soluciones ya probadas (Abarca, 2018)

Las heurísticas y metaheurísticas son un componente importante de las BCI. Permiten crear algoritmos capaces de identificar patrones en las señales electroencefalográficas, para diferenciar los comandos que necesita una BCI para funcionar (Osman & Kelly, 1996).

2.9. Redes Neuronales Artificiales

Las redes neuronales artificiales son herramientas para la solución de problemas de clasificación (Licona & Close, 2001). Una red neuronal artificial o simplemente red neuronal, emula el procesamiento de información de un sistema nervioso biológico, enfocándose en el funcionamiento del cerebro humano y su capacidad de realizar varias operaciones simultáneamente a diferencia de una computadora que va realizando una operación a la vez (Izaurieta & Saavedra, 2000).

En 1986 Rumelhart explicó que *“los tres conceptos importantes en los sistemas nerviosos, y que se desea reproducir en los artificiales, son: cálculo paralelo, memoria distribuida y adaptabilidad. Así, las redes neuronales se describen como sistemas paralelos, distribuidos y adaptativos”* (del Brío & Sanz, 2002).

Una red neuronal está conformada por varias capas, que a su vez las capas pueden estar conformadas por varias neuronas artificiales (del Brío & Sanz, 2002).

Las neuronas artificiales son dispositivos simples de cálculo, que a través de información procedente del exterior y los estímulos recibidos de las otras neuronas se genera una salida (Salas, 2004).

La estructura de una red neuronal como se puede observar en la *Figura 5*, se compone de las siguientes capas:

- **Capa de entrada:** Es donde se encuentran los datos o parámetros para iniciar el sistema y suelen representarse como X_n . Además, tienen un peso que representa la memoria de la red y se representa como W_n . El número de neuronas de la capa dependerá de la cantidad de datos de entrada.
- **Capa oculta:** En esta capa se realizan las operaciones para obtener las salidas del sistema, que se representan con Y_n . Puede existir más de una capa oculta, cada una con “ n ” neuronas.
- **Capa de salida:** Aquí se localizan los resultados de la red neuronal, el número de neuronas de esta capa depende de las salidas esperadas de la red (Barrera, 2016).

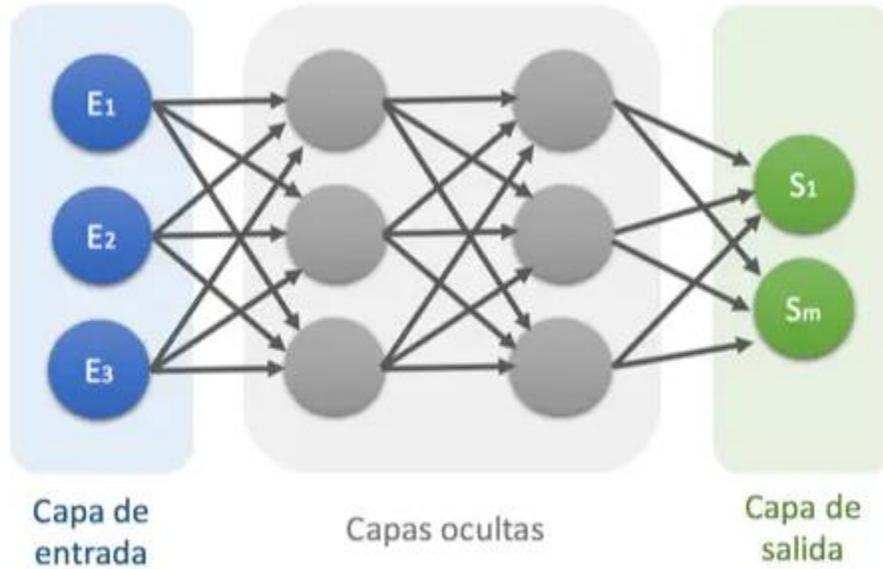


Figura 5: Representación de una Red Neuronal Artificial (Calvo, 2018).

Una red neuronal artificial emula el comportamiento de una red biológica, esto se puede observar al comparar las entradas de una red artificial como los estímulos externos que el ser humano experimenta y las salidas como la reacción que se producen por esos estímulos, en donde cada proceso utiliza varias neuronas, trabajando en paralelo durante el proceso de respuesta (Matich, 2001).

Con base a las entradas y su peso, una red neuronal es capaz de obtener las operaciones necesarias para obtener el deseado resultado deseado. La eficacia de la red neuronal dependerá de qué tan diversos sean los datos que se utilizaron para su entrenamiento (Fox, 2021).

Una de las principales ventajas de una red neuronal es su aprendizaje adaptativo, es decir, que con base a los datos de entrenamiento, la red aprenderá cómo solucionar dichos problemas, encontrando patrones que le permitan resolver problemas similares (Salas, 2004).

2.10. Interfaz Cerebro-Computadora

Las investigaciones de las de Interfaces Cerebro-Computadora (BCI) comenzaron en la década de 1970, realizando pruebas con animales, con el propósito de desarrollar una nueva

vía de comunicación directa entre dispositivos externos con el cerebro (Kawala-Sterniuk et al., 2021).

A pesar de que las primeras investigaciones de BCI datan de los años 70, se sigue considerando un área de investigación relativamente nueva. Hasta el año de 1999, en la “Primera Reunión Internacional en Tecnología de BCI”, se le otorgó una definición al término de Interfaz Cerebro-Computadora la cual indica lo siguiente: “*Una Interfaz Cerebro-Computadora es un sistema de comunicación que no depende de las salidas normales del cerebro, tales como vías nerviosas periféricas y músculos*” (Gentiletti et al., 2007).

Estas interfaces proveen a sus usuarios capacidades de comunicación como mover alguna prótesis de una parte del cuerpo, o interactuar con un elemento externo como una computadora. Todo a través de las señales eléctricas cerebrales, generadas cuando el usuario tiene la intención de moverse o de comunicarse (Gutiérrez-Martínez et al., 2013).

El principal objetivo en la construcción de una BCI es obtener una vía de comunicación directa entre el cerebro de la persona y el dispositivo que se desea usar, sin la necesidad de usar una capacidad motora (Martínez Pérez, 2010).

Para la aplicación de un sistema de BCI, es necesario realizar una serie de pasos, los cuales se pueden ver en el diagrama de bloques de la *Figura 6.*:

- **Adquisición de las señales electroencefalográficas:** Es la adquisición de las señales necesarias para el entrenamiento y funcionamiento de la interfaz, utilizando un electrograma para conseguir las señales.
- **Amplificación y filtrado de las señales:** Tiene el propósito de amplificar las señales electroencefalográficas para poder manejarlas y extraer información de ellas, además de eliminar la mayor cantidad del ruido de la señal como sea posible.
- **Extracción de características útiles:** Consiste en encontrar patrones que comparten las señales electroencefalográficas que hacen referencia a la misma salida, utilizando un algoritmo clasificador.
- **Clasificación o interpretación de las señales:** En base a los resultados obtenidos del clasificador, se indica a qué hace referencia la señal y qué acción se debe realizar con base a ella.

- **Diseño de la BCI:** Consiste en la elaboración de la interfaz, utilizando los datos obtenidos de los anteriores pasos (Chávez, 2012).

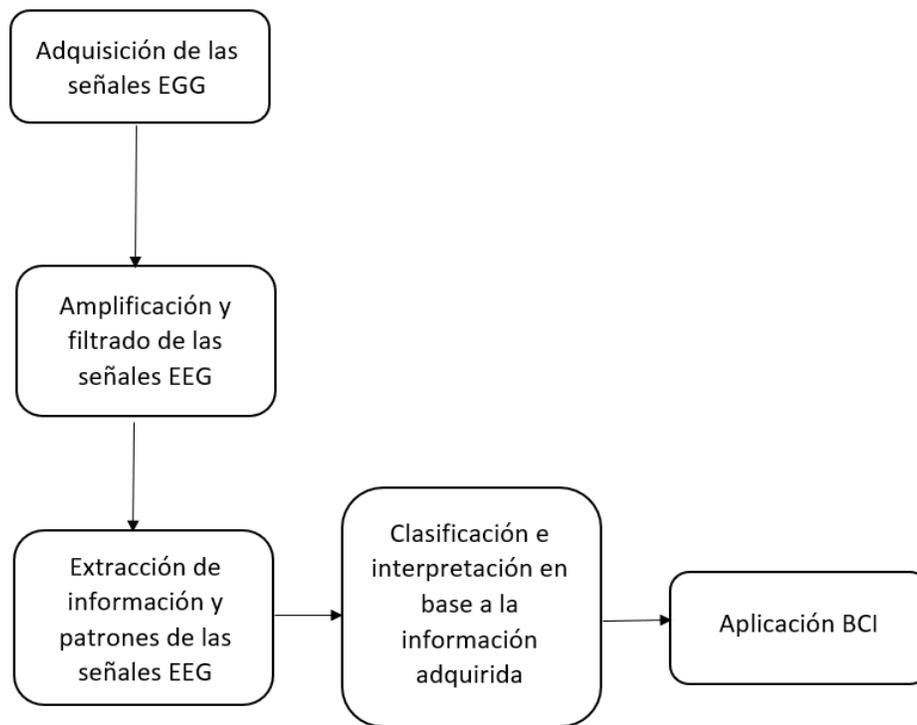


Figura 6: Pasos para la aplicación de una Interfaz Cerebro-Computadora utilizando como base el trabajo de Chávez (Chávez, 2012).

Una BCI es un sistema que monitorea cambios en las señales electroencefalográficas, que utilizando un sistema de retroalimentación y metaheurísticas, realiza una traducción de las señales en comandos para el funcionamiento de la misma interfaz (Escudero et al., 2007).

Capítulo 3: Metodología

En este capítulo se muestra y explica el procedimiento utilizado en esta investigación, en la que se elabora BCI. En la *Figura 7*, se puede observar el diagrama que muestra los pasos de manera general seguidos durante la investigación.

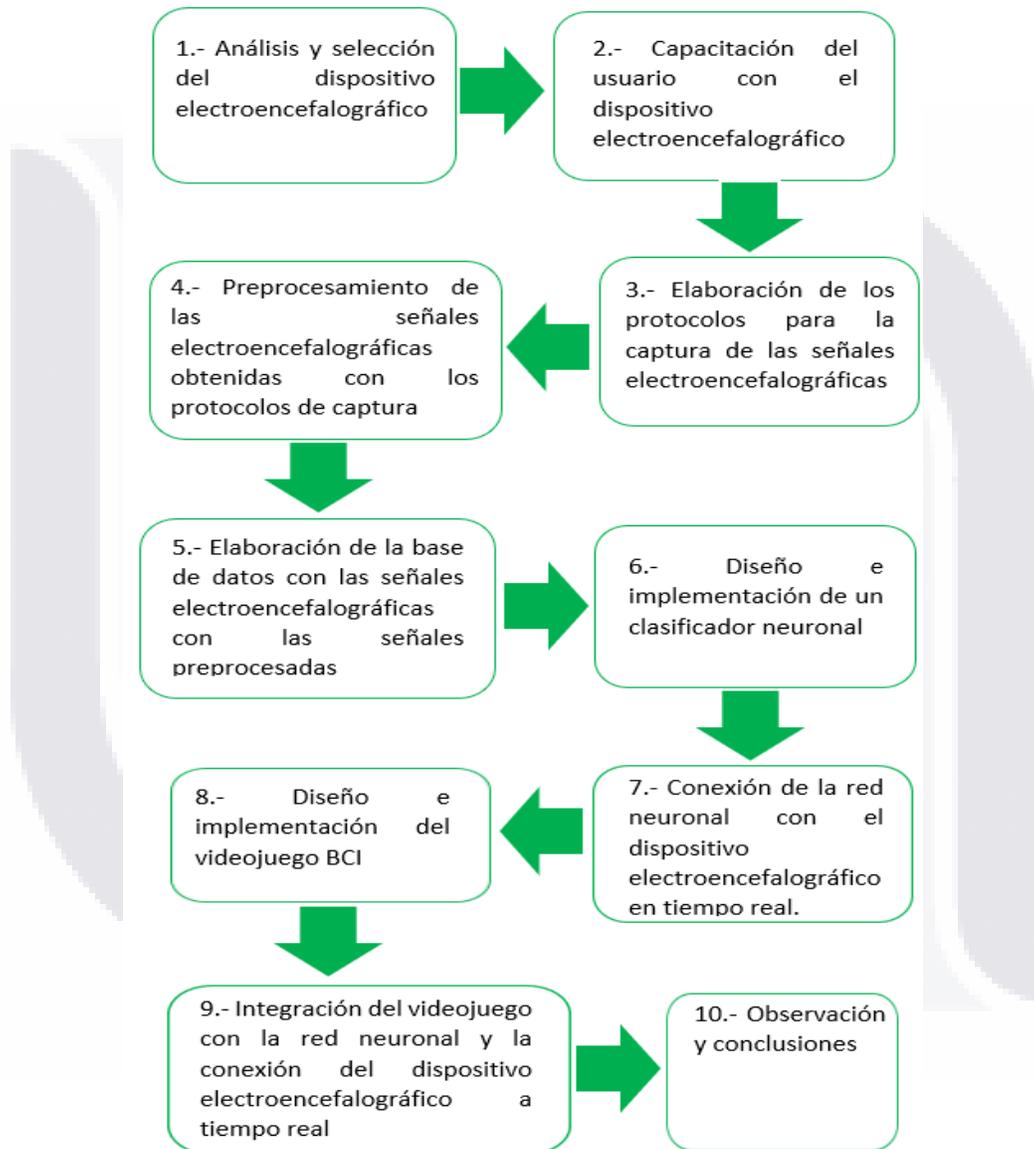


Figura 7: Diagrama de la metodología utilizada para elaboración del BCI

3.1. Análisis y selección del dispositivo electroencefalográfico

Para el desarrollo de esta investigación, es necesario contar con un dispositivo electroencefalográfico o electroógrafo, para poder captar las señales electroencefalográficas de los usuarios.

Existen diferentes marcas que manejan este tipo de dispositivos como Emotiv, Bitbrain, CGX, etc. Estas empresas se encargan de la elaboración y distribución de los dispositivos electroencefalográficos, así como de su software.

Para selección del electroencefalograma, se tiene tener en cuenta la precisión con las que se captan las señales electroencefalográficas, así como la comodidad del usuario, para evitar posibles distracciones al momento de capturar las señales.

El dispositivo electroencefalográfico seleccionado fue el Emotiv Epoc + que se muestra en la *Figura 8*. Este dispositivo demuestra tener un diseño cómodo para el usuario al no ser demasiado grande y pesado, además cuenta con los 14 nodos necesarios para poder utilizar el sistema internacional 10-20 para la colocación de los electrodos como se vio en la *Figura 4*.



Figura 8: Dispositivo electroencefalográfico Emotiv Epoc + (Emotiv, 2019).

3.2. Capacitación del usuario para el uso del dispositivo electroencefalográfico

3.2.1. Sujetos de prueba

Debido a los tiempos de pandemia, la muestra de los sujetos de prueba se vio limitada, seleccionando a los sujetos de prueba por conveniencia. Los sujetos de prueba se muestran en la *Tabla 1*:

Sujetos de prueba	Sexo	Rango de edad
1	Femenino	40-49
2	Femenino	40-49
3	Femenino	40-49
4	Femenino	30-39
5	Femenino	30-39
6	Femenino	20-29
7	Masculino	20-29

Tabla 1: Grupo de sujetos de prueba

3.2.2. Entrenamiento del usuario para utilizar comandos mentales

Para capacitar a los sujetos de prueba sobre el manejo del electroencefalograma, se optó por utilizar la aplicación EmotivBCI como entrenamiento, para que el sujeto de prueba se fuera acostumbrando a la manera en que se utiliza una BCI. La aplicación incluye diferentes

programas de entrenamiento, entre los cuales se incluye el mover un cubo, ya sea hacia arriba, abajo o hacia los lados, utilizando únicamente el pensamiento. En la *Figura 9* se presenta una interfaz de la aplicación de EmotivBCI, en donde se muestra el perfil de entrenamiento de un usuario.

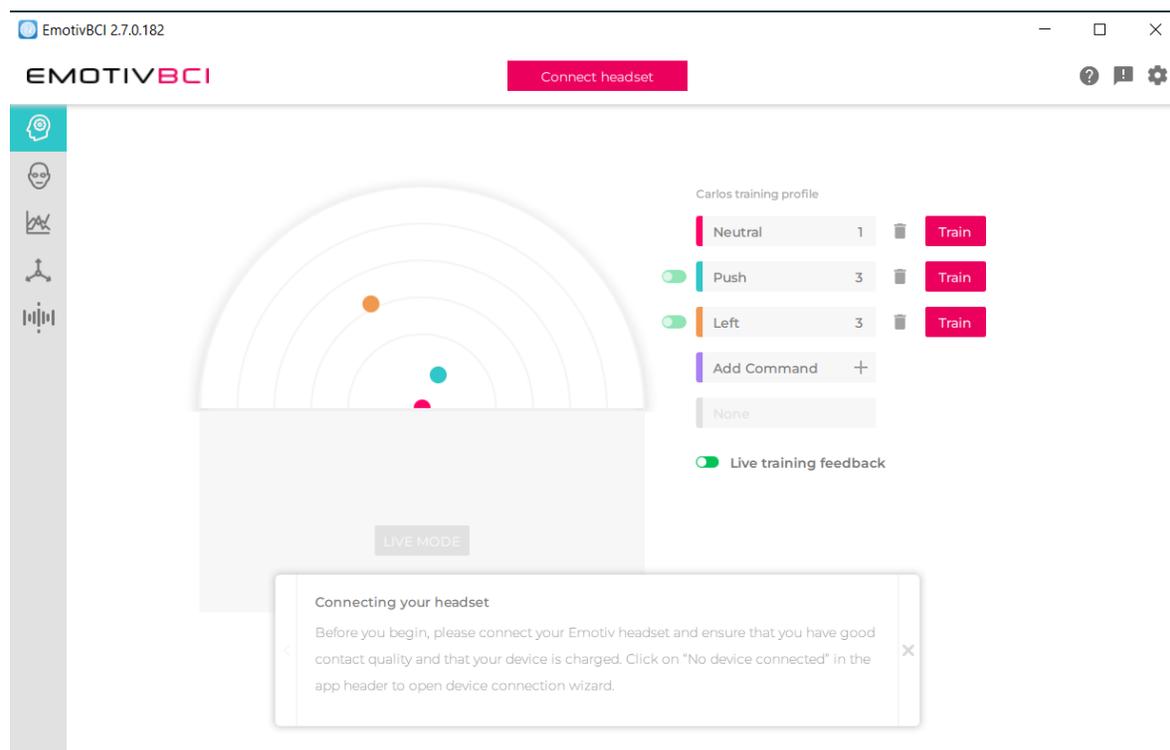


Figura 9: Interfaz de la aplicación EmotivBCI.

A través de estas prácticas se observó que al principio resulta complicado comprender cómo funciona la interfaz, pero después de 3 o 4 intentos, el usuario entiende cómo utilizar el dispositivo electroencefalográfico para mover el cubo, realizando el ejercicio cada vez con mayor facilidad.

3.3. Elaboración de protocolos para la captura de señales electroencefalográficas

3.3.1. Variables de investigación

Para esta investigación es necesario obtener las señales electroencefalográficas obtenidas de los 14 nodos del del dispositivo electroencefalográfico. Estos nodos estarán posicionados según el sistema internacional estándar para la colocación de electrodos 10-20, para extraer las señales electroencefalográficas con la mejor calidad posible utilizan. La conexión de los nodos se muestra en la *Figura 10*.

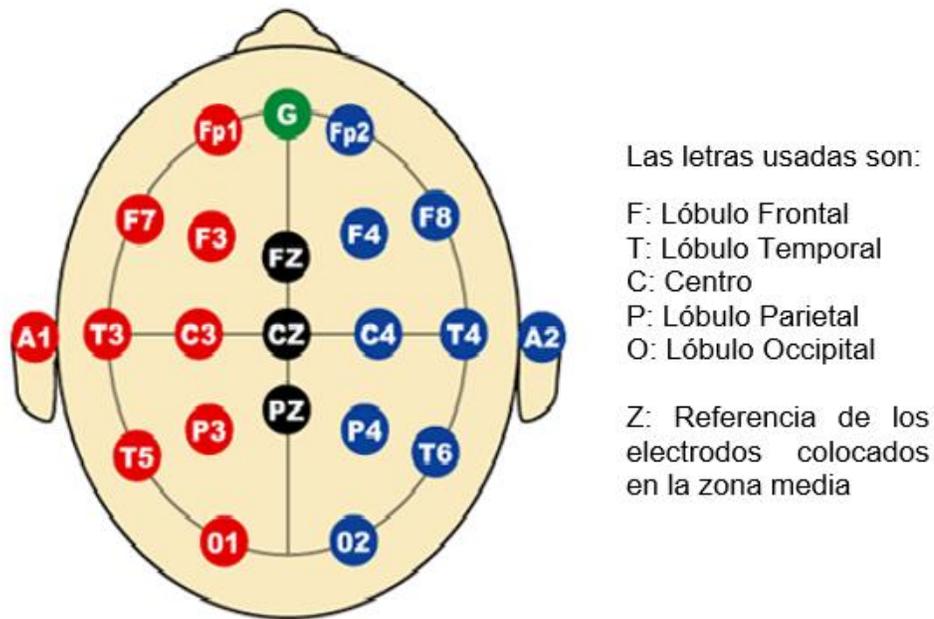


Figura 10: Nodos del Sistema Internacional 10-20. ENTRENAMIENTO CEREBRAL (ENTRENAMIENTO CEREBRAL, 2018).

Cuando el dispositivo electroencefalográfico detecta las señales electroencefalográficas a través de los nodos, captura la información y la envía a la computadora a través de un electroencefalograma.

Para obtener datos más fáciles de interpretar, se utilizó el software de código abierto Cykit (Cykit, 2018), que en conjunto con el dispositivo electroencefalográfico, traduce las señales capturadas en el electroencefalograma en forma de datos numéricos, que son almacenados en un archivo .CSV.

Para esta investigación se analizaron acciones específicas que sirven como comandos para la aplicación. Las acciones que se analizaron fueron: “saltar”, “avanzar” y “pausar” por intención de movimiento y de habla imaginaria.

3.3.2. Diseño de los protocolos

Para la elaboración de los protocolos de captura, es necesario considerar los siguientes aspectos.

- **Ambiente:** Es importante tener un control en el ambiente de donde se realiza la captura de las señales electroencefalográficas, debido a que cualquier alteración que pueda causar el exceso de calor o frío, puede ocasionar variaciones en la captura de las señales. Otro aspecto a tener en cuenta, es tener un ambiente con la menor cantidad de distracciones posibles, evitando el ruido o elementos llamativos que no permitan al sujeto de prueba concentrarse en la captura de los datos (Pitacuar & Marleny, 2021).
- **Captura de las señales electroencefalográficas:** Es necesario contar con el equipo apropiado para capturar las señales electroencefalográficas. Se debe tener preparado el dispositivo electroencefalográfico antes del proceso de extracción de señales. El periodo de tiempo de la extracción no debe de ser muy largo, para que el usuario no se canse o se distraiga al momento de estar pensando el comando solicitado (Pitacuar & Marleny, 2021).

3.4. Procesamiento de las señales electroencefalográficas

3.4.1. Extracción de las señales electroencefalográficas

El proceso de extracción de las señales electroencefalográficas consiste en utilizar el dispositivo electroencefalográfico junto con la aplicación CyKIT, siguiendo los protocolos que se consiguieron en el paso anterior. Las señales que extrajeron fueron la de los comandos: “saltar”, “pausar” y “avanzar” a través del habla imaginaria y de la intención de movimiento.

Se le indico el sujeto de prueba que se concentrará en una animación determinada o en la palabra del comando que se iba a analizar durante 10 segundos, aprovechando la concentración del usuario durante ese corto periodo de tiempo. Esto se realiza 3 veces para cada comando, con un periodo de descanso de 10 segundos entre cada captura de datos, para que el sujeto de prueba estuviese tranquilo al momento de volver a captar sus señales electroencefalográficas.

La aplicación de CyKIT posee una herramienta que permite guardar la información del electroencefalograma por un periodo de tiempo como se muestra en la *Figura 11*. CiKYT almacena las señales interpretadas como datos numéricos dentro de archivos .CSV, que son más prácticos para decodificar las señales como se puede observar en la *Figura 12*.

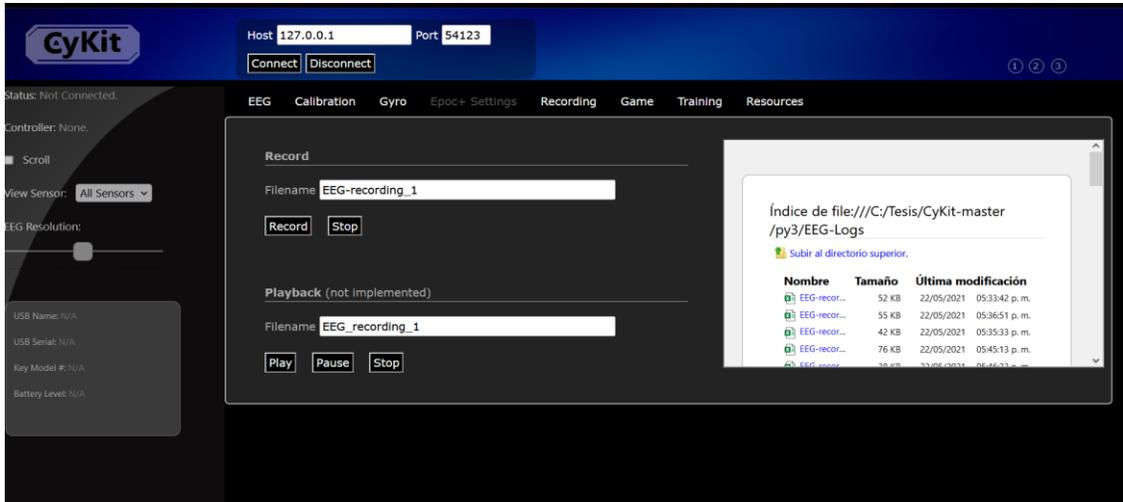


Figura 11: Interfaz de CyKIT para grabar a las señales electroencefalográficas de los sujetos de prueba

time	timestamp	sampling	subject	labels	COUN	chan	samples	units	emotiv
62	16 4537.30769	4541.92308	4546.79487	4501.41026	4128.33333	4138.20513	4136.28205	4168.58974	4169.35897
63	16 4535.51282	4538.97436	4548.58974	4500.25641	4129.48718	4138.97436	4134.10256	4166.92308	4169.35897
64	16 4539.61539	4534.48718	4536.28205	4484.61539	4136.53846	4146.41026	4135.76923	4169.10256	4166.28205
65	16 4540.10256	4541.79487	4535.25641	4488.33333	4129.10256	4141.66667	4130.25641	4163.58974	4158.58974
66	16 4540.38462	4546.92308	4539.23077	4493.84615	4132.17949	4144.48718	4141.41026	4161.41026	4160.64103
67	16 4537.69231	4549.10256	4542.82051	4489.48718	4136.53846	4147.5641	4149.48718	4168.97436	4165.51282
68	16 4538.58974	4541.92308	4534.35897	4486.92308	4133.84615	4148.20513	4146.92308	4170	4155.1282
69	16 4527.82051	4530.76923	4525.76923	4482.69231	4137.82051	4153.20513	4145.64103	4163.46154	4144.48718
70	16 4532.05128	4532.5641	4536.66667	4479.35897	4142.5641	4154.74359	4148.10256	4154.74359	4142.05128
71	16 4538.58974	4532.17949	4542.94872	4474.61539	4138.97436	4150.51282	4148.07692	4152.69231	4139.74359
72	16 4548.97436	4543.20513	4544.61539	4484.23077	4131.02564	4146.28205	4142.94872	4148.71795	4132.94872
73	16 4542.4359	4544.10256	4536.79487	4488.46154	4137.94872	4152.17949	4141.66667	4145.76923	4126.66667
80	16 4556.79487	4558.20513	4566.79487	4500.51282	4139.87179	4150.76923	4139.87179	4151.79487	4155.89744
81	16 4555.12821	4558.33333	4570	4495.76923	4145.64103	4156.15385	4137.69231	4161.79487	4169.87179
82	16 4557.17949	4562.69231	4573.97436	4508.46154	4141.79487	4154.35897	4131.28205	4161.15385	4174.10256
83	16 4560.38462	4560.64103	4575.38462	4510.12821	4143.97436	4155.64103	4136.28205	4160.51282	4169.10256
84	16 4558.20513	4553.97436	4571.92308	4500.38462	4143.97436	4154.87179	4137.30769	4160.38462	4170.51282
85	16 4552.5641	4558.58974	4571.79487	4505.25641	4143.07692	4154.61538	4137.94872	4160.64103	4181.92308
86	16 4545.64103	4551.28205	4563.33333	4499.8718	4148.20513	4159.61538	4142.4359	4163.58974	4184.48718
87	16 4547.4359	4545.25641	4566.28205	4500.38462	4141.66667	4152.05128	4137.4359	4168.20513	4183.33333
88	16 4544.48718	4549.23077	4564.74359	4502.4359	4138.71795	4148.58974	4137.17949	4191.79487	4534.23077
89	16 4551.15385	4560	4552.05128	4514.48718	4136.15385	4147.17949	4133.84615	4169.10256	4198.07692
90	16 4549.23077	4552.94872	4556.92308	4509.61539	4139.23077	4150.64103	4134.61538	4172.94872	4195.89744
91	16 4548.71795	4550	4561.92308	4503.46154	4130.1282	4141.79487	4127.17949	4180.38462	4195.38462
92	16 4541.92308	4541.92308	4554.23077	4493.58974	4132.4359	4145.76923	4132.5641	4180.76923	4191.02564
93	16 4542.82051	4542.5641	4555.25641	4497.5641	4131.02564	4145	4128.33333	4171.02564	4180
94	16 4535	4537.82051	4552.5641	4487.94872	4133.84615	4144.10256	4136.53846	4168.97436	4173.07692
95	16 4536.79487	4540	4550.25641	4486.28205	4130.64103	4137.82051	4137.17949	4166.92308	4168.07692

Figura 12: Archivo de extensión .CSV con la información de las señales electroencefalográficas usando la aplicación CyKIT

3.4.2. Normalización de los datos

Al obtener todos los archivos .CSV de la información de las señales electroencefalográficas de prueba, es necesario realizar una normalización de los datos, para que estos no presenten escalas muy distintas entre sí y alteren los resultados del clasificador, ayudando el manejo e interpretación de estos

(Codecademy, 2021). Para realizar la Normalización se desarrolló un programa en Python que aplica la fórmula Z-Score en las columnas correspondientes a los nodos del dispositivo electroencefalográfico de cada uno de los archivos .CSV generados por CyKIT.

La fórmula Z-Score como podemos ver en la ecuación 1, consiste en restarle al valor la media y después dividir el resultado entre la desviación estándar.

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \quad 1)$$

3.5. Elaboración de la base de datos

Para la construcción de la base de datos se utilizaron los archivos ya normalizados, extrayendo de ellos únicamente las columnas que hacen referencia a los 14 nodos del dispositivo electroencefalográfico, ya que estos se utilizan como entrada para el algoritmo clasificador, simulando ser un estímulo que activa una reacción del cerebro. A estas 14 columnas se incluirá una columna extra que contiene números del 1 al 6, los cuales hacen referencia al comando al que hace referencia la señal electroencefalográfica como se puede observar en la *Tabla 2*.

Comando de señal electroencefalográfica	Representación en la base de datos
Intención de movimiento de avanzar	1
Intención de movimiento de pausar	2
Intención de movimiento de saltar	3
Habla imaginara de avanzar	4
Habla imaginaria de pausar	5
Habla imaginaria de saltar	6

Tabla 2: Representación de los comandos electroencefalográficos en la base de datos

3.6. Diseño y elaboración del clasificador neuronal

3.6.1. Diseño de la red neuronal

Para la clasificación de los datos, se optó por la utilización de redes neuronales, con el objetivo de aprovechar su capacidad de cómputo paralelo al momento de encontrar posibles caminos entre los patrones de las señales electroencefalográficas.

Se utilizó Python para desarrollo de la red neuronal, aprovechando las librerías Tensor Flow, Keras y Numpy, que brindan soporte para el desarrollo de redes neuronales.

A la capa de entrada se le asignó 14 neuronas, una para cada nodo del dispositivo electroencefalográfico, con la función de activación relu (regresión lineal), que mejora la velocidad de los entrenamientos, es de baja complejidad y permite la dispersión de los datos, permitiéndole a la red neuronal separar los patrones de las señales electroencefalográficas del ruido que se puede encontrar en ellas (TensorFlow, 2022).

A la capa de salida se le asignaron 6 neuronas, que representan a los posibles comandos a los que una señal electroencefalográfica hace referencia. La capa de salida tiene la función de activación softmax, que asigna un valor que va entre 0 a 1 a cada una de las neuronas, siendo la más cercana a 1 el comando a la cual la señal hace referencia (TensorFlow, 2022).

La red neuronal cuenta con 3 capas ocultas que siguen un esquema piramidal entre sí. Las capas poseen 1000, 650 y 423 neuronas respectivamente, dejando un margen del 65% en cada capa.

El 65% de margen se obtuvo con las fórmulas que se presentan en las ecuaciones 2, 3 y 4, donde " i " son las neuronas de entrada, " o " las neuronas de salida, " $h1$ " la primera capa oculta y " $h2$ " la segunda capa oculta (Xpikuos, 2018). Esta fórmula indica un aproximado de cuantas neuronas deben de colocarse en cada capa oculta, dando originalmente 17 y 11 neuronas en su respectiva capa. Debido a que la información que maneja la red neuronal es muy compleja para distinguir patrones, se optó por utilizar una tercera, con el 65% de las neuronas que posee la capa oculta 2. Posteriormente se fueron realizando pruebas de

entrenamiento y validación, aumentando la cantidad de neuronas de manera equivalente entre las capas, hasta llegar a un punto donde la precisión de los resultados no se pudiera mejorar.

$$h1 = o * r^2 \quad 2)$$

$$h2 = o * r \quad 3)$$

$$r = (i * o)^{\frac{1}{3}} \quad 4)$$

3.6.2. Entrenamiento de la red neuronal

Una vez que se diseñó la estructura de la red neuronal, se realizó un entrenamiento utilizando la base de datos de las señales electroencefalográficas, esto permite a la red ir estudiando los patrones que existen entre las señales que hacen referencia al mismo comando (Salas, 2004). Para el entrenamiento de los datos se utilizó la función “train_test_split” para separar la base de datos en dos conjuntos de datos diferentes, uno para entrenamiento y otro para la validación de la red neuronal (scikit-learn, 2019).

Para el entrenamiento de la red neuronal es necesario definir el número de épocas que se entrenara. Las épocas hacen referencia a los ciclos que entrena una red neuronal, recopilando lo que va aprendiendo en cada uno de los ciclos (Keras, 2011). Para esta red neuronal se le asignaron 50 épocas, ya que la red demostró aprender constantemente mejorando sus predicciones en cada época que pasaba. Si el número de épocas fuera demasiado grande, puede causar un sobre entrenamiento, que causaría que la red neuronal memorice los resultados, causando errores en las predicciones de las señales electroencefalográficas entrantes.

3.6.3. Validación de la red neuronal

Una vez que se entrenó la red neuronal, es necesario realizar una validación, para comprobar si la red neuronal es capaz de predecir de manera correcta las señales electroencefalográficas entrantes.

Para la validación se utiliza el conjunto de datos apartados que se obtuvo en el paso anterior. A través de estos datos podemos evaluar la precisión de la red neuronal, comparando los resultados de la predicción con los resultados reales que se encuentran en la base de datos. A través del porcentaje de predicción, podemos decidir si la red neuronal es capaz de predecir correctamente en la forma en la que se encuentra o es necesario hacer modificaciones en sus parámetros.

Además del porcentaje de predicción, se utilizaron otras herramientas que permiten analizar más a fondo la capacidad de la red para la clasificación de las señales electroencefalográficas, como es la matriz de confusión, que permite observar la cantidad de señales que fueron identificadas de manera correcta y con qué comandos la red neuronal se equivocó al momento de identificar la señal (scikit-learn, 2019).

Una vez que concluyó la validación y la red fue aceptada, se exportó la estructura de la red en un archivo .JSON y los pesos de la red en un archivo .h5 para utilizarse dentro de la aplicación BCI.

3.7. Conexión de la red neuronal con el dispositivo electroencefalográfico

3.7.1. Extracción de las señales electroencefalográficas en tiempo real.

Para el funcionamiento de una BCI, es necesario obtener las señales electroencefalográficas del usuario en tiempo real, para que sea capaz de indicar el comando que se desea ejecutar al momento de utilizar la BCI.

Para la obtención de señales electroencefalográficas en tiempo real, se modificó el código de CyKIT, con el propósito de tener disponible la información de la señal electroencefalográfica del usuario con el mismo formato con el que se entrenó la red neuronal.

Dentro del código eeg.py de CyKIT, se agregaron unas líneas de código en las partes donde se manda a llamar la función startRecord (ver Anexo A). Lo que hacen las líneas de código

es capturar la información que se envía por una variable con el nombre recordPacket, con el objetivo de escribirlo en un archivo .CSV, este archivo contiene una fila con 14 columnas con la información de la señal obtenida por cada uno de los nodos y se modifica cada vez que la aplicación CyKIT manda a llamar a función startRecord, lo que permite tener la información de las señales electroencefalográficas del usuario actualizada.

3.7.2. Procesamiento de las señales electroencefalográficas en tiempo real

Una vez que se consiguieron las señales electroencefalográficas en tiempo real, fue necesario introducirlas en la red neuronal para que pueda clasificarlas e identificar el comando al cual hacen referencia.

Para esto se elaboró un archivo en Python (ver anexo B) que se encarga de leer y extraer la información que se encuentra en archivo .CSV donde se almacenan las señales electroencefalográficas en tiempo real. Estas señales posteriormente son normalizadas usando la fórmula Z-Score y los mismos valores de media y desviación estándar que se utilizaron para normalizar las señales de la base de datos. Esto tiene el propósito de que las señales entrantes sean lo similares posibles con las señales que entrenó la red neuronal.

Dentro de este archivo de Python, se mandan a llamar a los 2 archivos que contienen la información de la red neuronal, la red neuronal recibe las señales normalizadas y devuelve un número que va de 0 al 5 representando el comando al que hace referencia la señal como se observa en la *Tabla 3*.

Comando de señal electroencefalográfica	Representación en la base de datos	Salida de la red neuronal
Intención de movimiento de avanzar	1	0
Intención de movimiento de pausar	2	1
Intención de movimiento de saltar	3	2
Habla imaginara de avanzar	4	3
Habla imaginaria de pausar	5	4
Habla imaginaria de saltar	6	5

Tabla 3: Representación de los comandos electroencefalográficos respecto a la salida de la red neuronal

3.8. Diseño e implementación del videojuego BCI

Para el desarrollo del videojuego se tomó como base el proyecto de código abierto del desarrollador Gautam Sharma (Sharma, 2020), donde se utiliza la librería Pygame en Python, la cual se enfoca en realizar videojuegos proporcionando las herramientas necesarias para su elaboración. El juego consiste en un scroll lateral en donde el personaje irá esquivando obstáculos mientras avanza, intentando obtener el mayor puntaje posible.

Al videojuego se le modificó la entrada de los comandos, intercambiando la entrada por teclado por una función llamada obtener, que se activa cada medio segundo y devuelve un número del 0 al 5, determinando la función a ejecutar.

También se añadió la función de pausa al videojuego, para que el usuario sea capaz de detenerlo al utilizar el comando mental.

El videojuego realiza 3 diferentes acciones las cuales son:

- **Avanzar:** Este comando funciona para iniciar la partida, por lo cual sólo tendrá efecto al momento de iniciar el juego o de quitar una pausa como se observa en la *Figura 13*, en dado caso de que el comando se mande en otro instante, no activará nada. Este comando se activará cuando la red neuronal envíe como salidas 0 (intención de movimiento de avanzar) o 3 (habla imaginaria de avanzar).
- **Saltar:** Si el personaje ya se encuentra en movimiento, la activación de este comando indicará que se realice una animación de salto, la cual permitirá al personaje esquivar obstáculos. Las salidas para activar el comando son 1 (intención de movimiento de saltar) o 4 (habla imaginaria de saltar).
- **Pausar:** Permite colocar una pantalla de pausa durante el juego como se puede ver en la *Figura 14*, únicamente funciona cuando el personaje está en movimiento. El comando se activa con las salidas 2 (intención de movimiento de pausar) o 5 (habla imaginaria de pausar).

El juego cuenta con un contador que aumenta cada segundo, como indicación de cuánto duró el usuario sin perder, además el obstáculo será un enemigo que intenta colisionar con el personaje controlado por el usuario.



Figura 13: Videojuego con el personaje corriendo

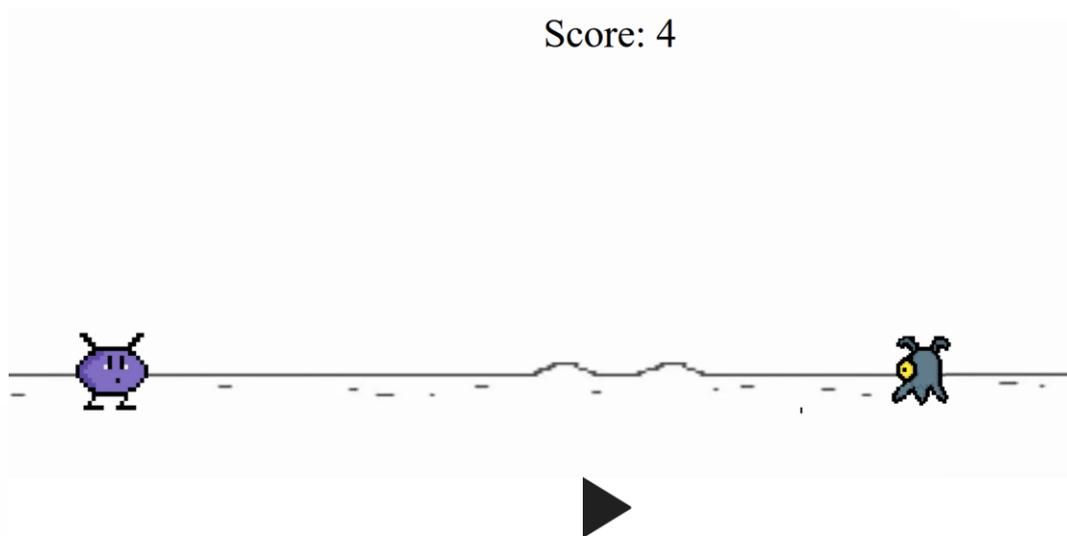


Figura 14: Videojuego en pausa

3.9. Integración de la aplicación BCI

Una vez concluidos los pasos anteriores, se integró el archivo de conexión de Python junto al videojuego, para esto se importó el archivo de la conexión al código del videojuego, con el propósito de que la función “obtener” dentro del archivo del videojuego, llame a la salida que genera el archivo de conexión y utilizándola para seleccionar el comando a utilizar.

El funcionamiento de la aplicación BCI como se muestra en la *Figura 15*, utiliza al lector de las señales electroencefalográficas que es CyKIT para leer y almacenar las señales electroencefalográficas en tiempo real dentro de un archivo .CSV, posteriormente son leídas y capturadas por el archivo de conexión y son enviadas para su interpretación hacia la red neuronal, que devuelve a la conexión un número que representa el comando seleccionado, finalmente la conexión envía ese comando al videojuego que ejecuta la acción solicitada.

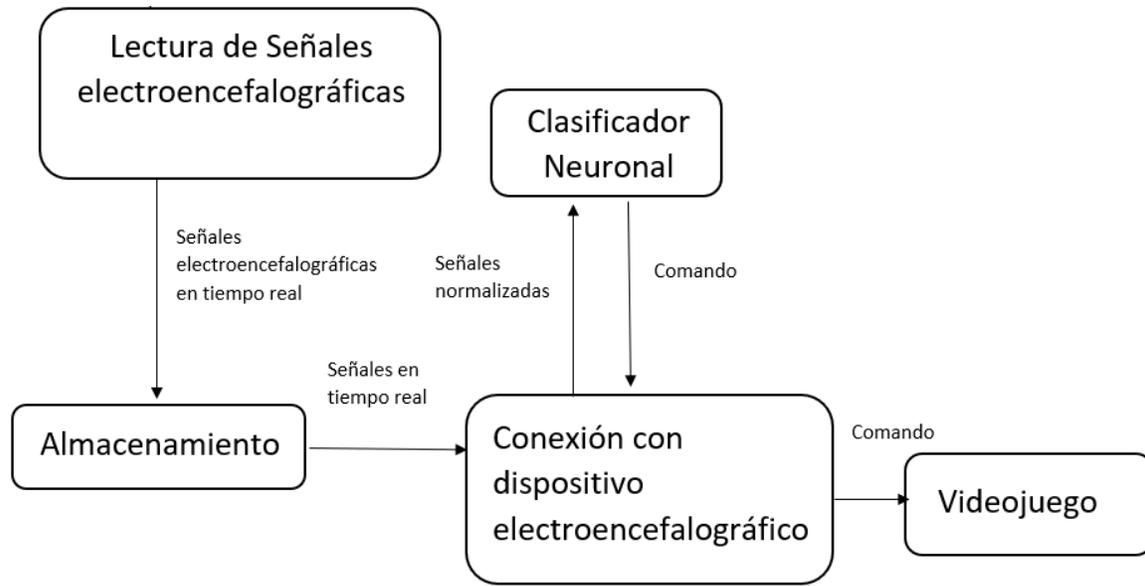


Figura 15: Diagrama del funcionamiento de la aplicación.

Capítulo 4: Discusión de resultados

En este capítulo se enlistan y se explican los principales resultados que se obtuvieron durante el desarrollo de la investigación como lo son: los protocolos para lograr una captura adecuada de señales cerebrales tanto para intención de movimiento como para habla imaginaria, la base de datos para entrenamiento de la red neuronal, el clasificador neuronal diseñado para identificación de intenciones de movimiento y habla imaginaria, el desarrollo del software de conexión entre el software y el dispositivo electroencefalográfico, la implementación del videojuego para interpretar las señales cerebrales en tiempo real y el análisis del funcionamiento de la integración de todos los componentes.

4.1. Protocolos de captura

La elaboración de los protocolos se basó en el trabajo de Alexis Gallegos (Gallegos et al., 2022). Estos protocolos se realizaron para un ambiente con pocas o nulas distracciones.

Para esto se tomó en cuenta que los periodos de captura deben ser cortos y realizarse en una sola sesión, aprovechando la concentración del sujeto de prueba.

Como se puede observar en la *Figura 16*, la captura de las señales electroencefalográficas consta de 10 segundos, donde el sujeto de prueba se concentra en el comando intención de movimiento o habla imaginaria solicitada: “avanzar”, “salta” o “pausar”. La captura inicia 5 segundos después de que le sujeto de prueba inicio su concentración. Esto se realiza para tener la seguridad de que el usuario se concentró en el comando solicitado.

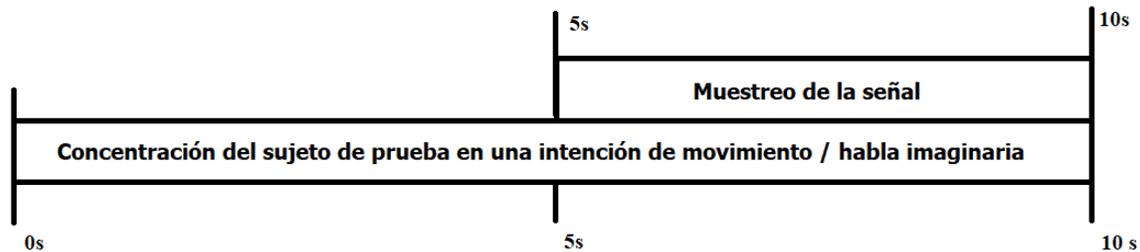


Figura 16: Protocolo de captura de las señales electroencefalográficas de intención de movimiento y habla imaginaria basado en el trabajo de Alexis Gallegos (Gallegos et al., 2021(en proceso de publicación)).

Se diseñaron 3 protocolos a seguir para las sesiones de captura con los sujetos de prueba. El primero de estos protocolos está enfocado en acondicionar el ambiente donde se realicen las sesiones, los otros dos son los protocolos de captura de intención de movimiento y de captura de habla imaginaria

4.1.1. Protocolo de ambiente para las sesiones de captura de señales electroencefalográficas de los sujetos de prueba

1. Realizar las sesiones de captura en una habitación aislada, con pocas o nulas distracciones auditivas o visuales.
2. En la habitación solo se deben de encontrar el sujeto de pruebas y la persona que maneja la aplicación CyKIT para la captura de las señales electroencefalográficas.
3. La habitación deberá de tener una temperatura entre los 18°C y 24°C para que el sujeto de prueba permanezca cómodo en la habitación.
4. La habitación deberá contar con ventanas para que la habitación no se caliente y cause incomodidad para el sujeto de pruebas.

- TESIS TESIS TESIS TESIS TESIS
5. La persona que captura las señales electroencefalográficas deberá permanecer fuera de la vista del usuario y solo hablar para dar indicaciones del inicio y final del proceso de captura.
 6. El usuario deberá de permanecer sentado en una silla ergonómica al momento de la captura de los datos.

4.1.2. Protocolo para captura de las señales electroencefalográficas de intención de movimiento de los sujetos de prueba

1. El sujeto de prueba se sentará enfrente de una pantalla de computadora.
2. La persona que captura las señales electroencefalográficas reproducirá una animación en la pantalla que observa el sujeto de prueba.
3. El sujeto de prueba se concentrará únicamente en la acción del movimiento del personaje.
4. La captura de la muestra se realiza en 10 segundos, donde los primeros 5 segundos el usuario se concentra en el comando y los últimos 5 segundos se capturan las señales electroencefalográficas con el programa CyKIT.
5. Se tomarán 3 muestras de cada comando, siendo primero las capturas de “Avanzar”, siguiendo con las de “Saltar” y por último las de saltar.
6. El sujeto de prueba puede descansar 10 segundos entre cada muestra para evitar que se estrese con el proceso de captura.

4.1.3. Protocolo para captura de las señales electroencefalográficas de habla imaginaria de los sujetos de prueba

1. El sujeto de prueba se sentará enfrente de una pantalla de computadora apagada.

2. El sujeto de pruebas deberá de concentrarse en repetir únicamente el comando que la persona que captura las señales electroencefalográficas le indica.
3. La captura de la muestra se realiza en 10 segundos, donde los primeros 5 segundos el usuario se concentra en el comando y los últimos 5 segundos se capturan las señales electroencefalográficas con el programa CyKIT.
4. Se tomarán 3 muestras de cada comando, siendo primero las capturas de “Avanzar”, siguiendo con las de “Saltar” y por último las de saltar.
5. El sujeto de prueba puede descansar 10 segundos entre cada muestra para evitar que se estrese con el proceso de captura.

4.2. Base de datos

Después de poner en práctica los protocolos, se obtuvieron los archivos .CSV con el programa de CyKIT. Estos archivos incluyen la información de las señales electroencefalográficas de cada uno de los usuarios y que son necesarias para el entrenamiento de la red neuronal.

Se tuvo que eliminar datos no necesarios para la red neuronal de los archivos, como son encabezados, título de la fila, etc., dejando únicamente la información referente a los 14 nodos.

Una vez limpiados los archivos, se realizó una normalización, con el objetivo de evitar grandes variaciones entre ellos.

Posteriormente se juntaron todos los datos normalizados en un mismo archivo, agregando una columna extra la cual posee números del 1 al 6 y se encarga de identificar el tipo de comando al cual hace referencia el conjunto de los 14 nodos como se puede observar en la *Tabla 2*.

La base de datos resultante es un archivo .CSV de 21449 filas con 15 columnas, las 14 primeras que referencian a los nodos que sirven como valores de entrada, la última columna que hace referencia al comando ejecutado.

4.3. Clasificador de red neuronal

Después de probar con diversas combinaciones de capas y neuronas, se consiguió un clasificador de red neuronal que puede predecir las señales electroencefalográficas de manera satisfactoria.

La red que se realizó es de tipo secuencial, con 14 neuronas en su capa de entrada que representan a los nodos del dispositivo electroencefalográfico.

La red posee 3 capas ocultas densas con 1000, 650 y 423 neuronas respectivamente, siguiendo una estructura piramidal y dejando un margen del 65% en cada capa, estos datos se obtuvieron con las fórmulas de la ecuación 2 y a través de múltiples pruebas aumentando la cantidad de neuronas, manteniendo el porcentaje de diferencia entre las neuronas de cada capa, hasta llegar a una configuración que genere un porcentaje de predicción aceptable. Cada capa oculta cuenta con la función de activación relu (regresión lineal), para poder separar los patrones de las señales electroencefalográficas del ruido que se puede encontrar en ellas a través de la dispersión (TensorFlow, 2022).

La capa de salida posee 6 neuronas, representando los comandos disponibles. Esta capa tiene la función de activación softmax para obtener en cada nodo un valor de 0 a 1, siendo el más cercano a 1 la predicción de la red neuronal.

Con estas configuraciones la red neuronal posee un total de 943567 parámetros que se pueden entrenar.

Para el entrenamiento de la red neuronal, se dividió la base de datos en 2 conjuntos diferentes, 16086 (75%) datos para el entrenamiento y 5363 (25%) datos para la validación.

Para el entrenamiento de la red se optó por utilizar una cantidad menor a 100 épocas, debido a que si se le asignan muchas épocas puede causar un sobre entrenamiento que afecte de manera negativa a las predicciones de la red neuronal.

Durante el entrenamiento de la red neuronal como se muestra en la gráfica de la *Figura 17*, la magnitud de pérdida se va reduciendo por cada época que pasa, esto significa que la red va mejorando en identificar los patrones de los comandos, reduciendo la cantidad de errores que comete.

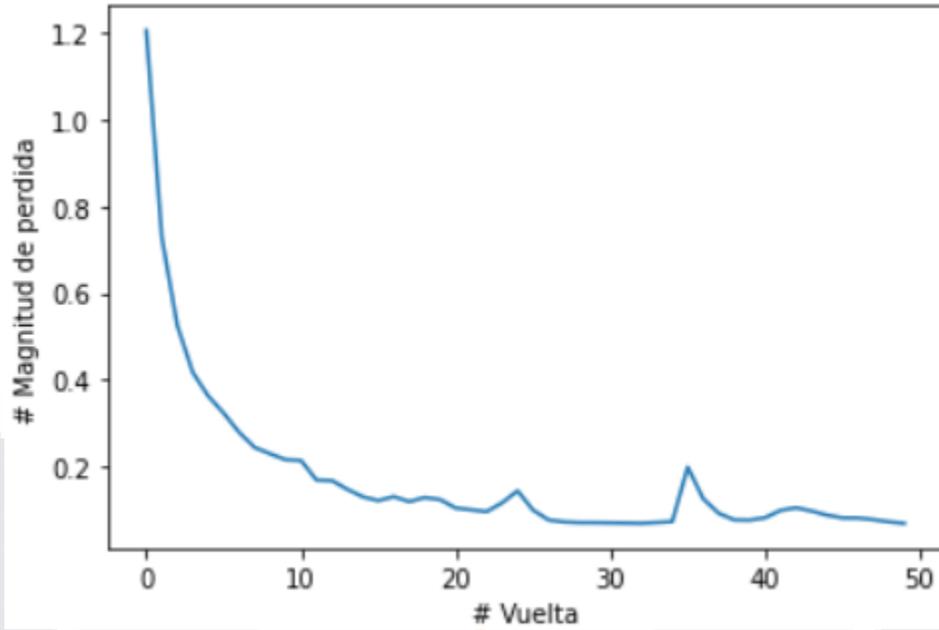


Figura 17: Gráfica de la magnitud de pérdida durante el entrenamiento de la red

Utilizando los datos de entrenamiento y validación, la red neuronal posee una eficacia que va del 88% a 89.52%, lo cual es un valor aceptable para una red neuronal, no obstante, fue necesario hacer otro tipo de pruebas de validación

Utilizando la matriz de confusión, se puede observar cuántos comandos identificó de manera correcta la red neuronal y con qué comandos confundió a los erróneos. En la *Tabla 4* se muestra que los comandos que más confundió la red neuronal fueron el 1 y el 4, que hacen referencia a la acción de saltar y al habla imaginaria de saltar. No obstante, pudo identificar correctamente a la mayoría de los comandos. Esta matriz muestra que, en la mayoría de los casos, la red neuronal es capaz de identificar el comando de manera correcta.

Comando predicho por la red neuronal							
Comando original en la base de datos		0	1	2	3	4	5
0		884	6	10	4	7	4
1		12	718	4	3	228	11
2		15	3	901	3	19	14
3		7	2	5	704	8	7
4		20	177	1	4	662	17
5		13	7	4	8	10	861

Tabla 4: Matriz de confusión de la red neuronal con los datos de prueba

Para la matriz de la *Tabla 5* muestra detalles de la clasificación de la red neuronal, donde precision hace referencia a la calidad de la clasificación es decir el porcentaje de datos verdaderos predichos, recall al porcentaje de datos identificados correctamente, f1-Score hace referencia a la cantidad de datos positivos fueron correctos, marcando un máximo de 1 y un mínimo de 0 y support hace referencia al total de los datos utilizados (Heras, 2020).

Comando	Precision	Recall	f1-score	Support
0	0.95	0.96	0.96	915
1	0.79	0.74	0.76	976
2	0.97	0.94	0.96	955
3	0.97	0.96	0.97	733
4	0.71	0.75	0.73	881
5	0.94	0.95	0.95	903

Tabla 5: Datos sobre la clasificación de la red neuronal

Una vez que se consideró que la red era capaz de predecir las señales electroencefalográficas de manera satisfactoria, se guardó la estructura de la red en un archivo llamado “modelo.json” junto con otro archivo que guarda los pesos de los nodos de la red neuronal entrenada llamado “modeloP.h5”.

Haciendo uso de ambos archivos, se puede utilizar la red neuronal dentro de la aplicación sin tener que esperar el tiempo de entrenamiento.

4.4.- Programa para la conexión con el dispositivo electroencefalográfico

Se modificó el archivo eeg.py de CyKIT de código abierto para acceder a las señales electroencefalográficas en tiempo real, guardando esas señales en un archivo llamado .CSV.

Se desarrolló un programa en Python, el cual es el encargado de comunicar cada parte de la aplicación BCI, este programa se encarga de leer el archivo .CSV que contiene las señales

electroencefalográficas, obteniendo las señales del archivo. Una vez que el programa obtiene la señales, las normaliza con la misma fórmula Z-Score de la ecuación 1 y los parámetros que se utilizaron para normalizar las señales de la base de datos. Se normalizan las señales con los mismos parámetros, con el propósito de que coincida con los datos con los que se entrenó la red neuronal.

Este programa tiene acceso a los archivos “modelo.json” y “modeloP.h5” que reciben la señales normalizadas, la red devuelve un número entero que va del 0 al 5 según sea el comando seleccionado como se presenta en la *Tabla 3*.

Este comando es enviado al archivo del videojuego, que en base a él se ejecutara la acción de “avanzar”, “saltar” y “pausar”.

4.5.- Videojuego BCI

Se desarrolló un videojuego que consiste en un scroll lateral, donde el personaje avanza continuamente esquivando obstáculos. El jugador puede hacer uso de 3 comandos que son “avanzar”, “pausar” y “saltar”. Estos comandos son activados a través de señales electroencefalográficas de intención de movimiento y de habla imaginaria.

El videojuego funciona con el uso de un dispositivo electroencefalográfico que capta las señales electroencefalográficas del sujeto de prueba, posteriormente son clasificadas por una red neuronal que indica que comandó quiere seleccionar el usuario.

El videojuego fue desarrollado con Python, lo cual permite una conexión más sencilla con otros elementos de la aplicación como lo son CyKIT o la red neuronal, que también fueron elaborados en Python.

El videojuego demostró reconocer la mayor parte de los comandos que los sujetos de prueba querían utilizar salvo unas ocasiones que realizaba un comando no solicitado. Con esto se puede concluir que la red neuronal pese a que la aplicación BCI aún se puede mejorar, está cumple con el propósito de proporcionar un videojuego que funcione a través de comandos mentales.

4.6.- Observaciones del funcionamiento de la aplicación

Al unir todos los elementos de aplicación se hizo una serie de pruebas para verificar su funcionamiento. Estas pruebas consistieron en que los usuarios hicieran uso de está jugando a su gusto con ella.

A través de las pruebas, se pudo observar que la red era capaz de reconocer una parte considerable de comandos, permitiendo al usuario utilizar la aplicación, sin embargo, existen errores de interpretación por parte de la red neuronal que entorpecen el manejo de la aplicación.

Por otro lado, si lo utilizaba un sujeto de prueba que no hubiera aportado señales electroencefalográficas para el entrenamiento de la red neuronal, sucedían más errores de reconocimiento de las señales al utilizar el videojuego.

Capítulo 5: Conclusiones y Trabajo Futuro

Aquí se define si se cumplieron los objetivos de la investigación y también se presenta el trabajo a futuro que se debe de realizar.

5.1.- Conclusiones

Al finalizar este trabajo de investigación se obtuvo una BCI funcional con posibilidades de mejora para la identificación de comandos en un videojuego de entretenimiento.

El videojuego BCI es capaz de identificar las señales de intención de movimiento y de habla imaginaria de los comandos “avanzar”, “saltar” y “pausar” para el control de un personaje en un juego por computadora, utilizando la red neuronal como algoritmo clasificador, por lo que se pudo cumplir el propósito de la investigación.

Sobre las preguntas de investigación se puede concluir que:

- ¿La colección de datos recaudados servirá para encontrar patrones entre los distintos comandos “avanzar”, “saltar” y “pausar” de intención de movimiento y de habla imaginaria?

Los datos recaudados demostraron dar información suficiente para la clasificación de comandos en ambos casos. Para mejorar el manejo de los datos, se propone la creación de perfiles, los cuales incluirán los datos de las intenciones de movimiento y de habla imaginaria de cada sujeto de prueba por separado, permitiendo una clasificación más personalizada, facilitando la identificación de los comandos por parte de ese usuario.

- ¿El algoritmo clasificador será capaz de detectar los comandos que el usuario desea usar?

La red neuronal demostró tener la capacidad de distinguir los patrones de los datos entre los distintos comandos. A lo largo de su desarrollo se probó con diferentes distribuciones de nodos y capas. La opción seleccionada mostraba tener un alto porcentaje de eficacia (88% - 89%) al practicar con los datos de prueba sin tener que entrenar por un largo periodo de tiempo.

- ¿El tiempo entre que se piensa el comando y la ejecución de la acción será lo suficientemente rápido para que la aplicación funcione en tiempo real?

La conexión entre Cykit y la aplicación BCI funcionó de manera satisfactoria, permitiendo recibir la información en un corto periodo de tiempo, sin embargo, esta conexión se puede optimizar al encontrar la forma de pasar la información de Cykit directamente al archivo de conexión sin la necesidad de utilizar un archivo.csv como intermediario.

Este trabajo de investigación permitió obtener información sobre el desarrollo de una BCI que pueden ser útiles para la elaboración de nuevos proyectos dentro del área:

- Base de datos con información de los nodos sobre las acciones de intención de movimiento de saltar, intención de movimiento de pausar, intención de movimiento de avanzar, habla imaginaria de saltar, habla imaginaria de pausar y habla imaginaria de avanzar.

- Clasificador de red neuronal.
- Programa de conexión entre Cykit y la aplicación.
- Aplicación funcional por medio de comandos mentales.

5.2.- Trabajo Futuro

Se ha considerado que es deseable implementar algunos aspectos perfectivos en la aplicación para mejorar la experiencia del usuario, los cuales serían los siguientes:

1. Elaboración de perfiles para los sujetos de prueba con el propósito de entrenar la red neuronal de forma personalizada, permitiendo una mejor predicción de las señales electroencefalográficas al poseer datos de un mismo sujeto de prueba.
2. Obtener los datos del electroencefalograma en tiempo real sin la necesidad de utilizar archivos externos.
3. Investigar el funcionamiento de la red integrando más comandos a la aplicación.

Referencias

- Abarca, J. D. C. P. (2018). Metaheurísticas. *Inventio, la génesis de la cultura universitaria en Morelos*, (34), 25-32.
- Alandete, D. (2011, 27 octubre). EL PAÍS: el periódico global. EL PAÍS. https://elpais.com/diario/2011/10/27/necrologicas/1319666402_850215.html
- Arango, J. E., Mazo, J. C., & PeñaPalacio, A. (2013). Sistema para rehabilitacion del síndrome del miembro fantasma utilizando interfaz cerebro-computador y realidad aumentada. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*
- Aznar, J. A. (2017). *La consciencia La interfaz polinómica de la subjetividad*. Madrid: Pirámide.
- Barrera, J. A. T. (2016). *Redes Neuronales*. Universidad de Guadalajara Disponible en: http://www.cucei.udg.mx/sites/default/files/pdf/toral_barrera_jamie_areli.pdf [Visitada en octubre de 2016].
- Boden, M. A. (2017). *Inteligencia artificial*. Turner.
- Calvo, D. (2018, 8 diciembre). *Perceptrón Multicapa – Red Neuronal*. Diego Calvo. <https://www.diegocalvo.es/perceptron-multicapa/>
- Caparrini, F. S. (2022, 16 marzo). *Redes Neuronales: una visión superficial - Fernando Sancho Caparrini*. Cs.Us. Recuperado 11 de mayo de 2022, de <http://www.cs.us.es/%7Efsancho/?e=72>
- Cariño Escobar, R. I., Gutierrez Martinez, J., Cantillo Negrete, J., & Vazquez Espinoza De Los Monteros, R. A. (2015). Clasificación de imaginación de movimiento mediante su similitud con el movimiento real en el electroencefalograma.
- CASTAÑEDA, E. F. G. (2015). Sonificación de EEG para la clasificación de habla imaginada.

Castellano Olivera, D. (2021, 15 febrero). Lóbulos cerebrales para principiantes. Centros EQ & Psycolab, centro de Psicología, Neuropsicología, Logopedia, Pedagogía en Benalmádena y Málaga. Recuperado 8 de mayo de 2022, de <https://www.psycolab.com/lobulos-cerebrales-para-principiantes/>

Centro para el Control y la Prevención de Enfermedades. (2020, 15 septiembre). Estrategias de inclusión | Las discapacidades y la salud | NCBDDD | CDC. Recuperado 8 de mayo de 2022, de <https://www.cdc.gov/ncbddd/spanish/disabilityandhealth/disability-strategies.html>

Chávez, J. R.(2012). Interfaz Cerebro – Computadora para el Control de un Cursor Basada en Ondas Cerebrales (Maestría en Ciencias de la Computación) Universidad Autónoma Metropolitana de Azcapotzalco

Cid, T. (2021, 6 agosto). Los Lóbulos Cerebrales: Cuáles Son y Qué Funciones Tienen. Gradior. Recuperado 11 de mayo de 2022, de <https://www.gradior.es/lobulos-cerebrales/>

Claros Collazos, A. S. (2021). Estilos cognitivos y adquisición de señales de imaginaria del habla por medio de señales EEG.

CNDH. (2021). Personas con Discapacidad. Recuperado 10 de mayo de 2022, de <http://informe.cndh.org.mx/menu.aspx?id=30068>

Corrales Bastidas, E. F. (2021). Desarrollo de un sistema BCI basado en redes neuronales y movimientos de la cabeza para el manejo de un ordenador (Bachelor's thesis).

Cykit. (2018). GitHub - CymatiCorp/CyKit: Python 3x server to deliver neural EEG data to browser and generic clients via TCP stream. GitHub.
<https://github.com/CymatiCorp/CyKit>

De Antonio, O. (2011). Una aproximación a la heurística y metaheurísticas. INGE@ UAN-

Tendencias en la Ingeniería

del Brío, B., & Sanz, A. (2002). Fundamentos de las Redes Neuronales Artificiales. Redes Neuronales Supervisadas”, “Aplicaciones de Redes Neuronales Artificiales”, Redes neuronales y sistemas difusos. 2a ed. Ed. Alfaomega. Ciudad de México, México, 13-32.

Díez, R. P., Gómez, A. G., & de Abajo Martínez, N. (2001). Introducción a la inteligencia artificial: sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva. Universidad de Oviedo

Emotiv. (2019). EPOC+ 14-Channel Wireless EEG Headset. Recuperado 15 de mayo de 2022, de <https://www.emotiv.com/epoc/>

ENTRENAMIENTO CEREBRAL. (2018, 30 mayo). Tratamiento del TDAH con neurofeedback, estudios que lo demuestran. <https://www.entrenamientocerebral.com/neurofeedback-deficit-atencion/>

Escudero, F. A., Solis-Escalante, T., Melgar, E., Valdes-Cristerna, R., & Yañez-Suarez, O. (2007). Registro de señales de EEG para aplicaciones de Interfaz Cerebro Computadora (ICC) basado en Potenciales Evocados Visuales de Estado Estacionario (PEVEE). In IV Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health (pp. 87-90). Springer, Berlin, Heidelberg.

Espinosa, C. (2020, 28 abril). ¿Cómo es el cerebro? Salud con Ciencia. <http://cienciasdelasalud.blogs.uoc.edu/como-es-el-cerebro/>

Fox, P. (2021). Algoritmos de aprendizaje automático (artículo). Khan Academy. Recuperado 26 de septiembre de 2021, de <https://es.khanacademy.org/computing/ap-computer-science-principles/data-analysis-101/x2d2f703b37b450a3:machine-learning-and-bias/a/machine-learning-algorithms>

Gallegos, A, E. Torres, M, D. Torres, A. Ponce de León, E, E. (2022) Tratamiento de Señales

Electroencefalográficas de Imaginación Motora con Fines de Clasificación

- Gaja, M. (2017). ¿Qué Aporta la Neurociencia al Mundo del Aprendizaje?. Marzo 15 2020, de Instituto Superior de Estudios Psicológicos Sitio web: <https://www.isep.com/mx/actualidad-neurociencias/que-aporta-la-neurociencia-al-mundo-del-aprendizaje/>
- Gámez Martín, J. A., & Puerta Callejón, J. M. (1998). Sistema Expertos Probabilísticos
- García, A. (2012). Inteligencia Artificial. Fundamentos, práctica y aplicaciones. Rc Libros.
- García, J. (2018, 12 octubre). ¿Cómo la tecnología ayuda a las personas con discapacidad motora? | Capacitación Inclusiva. Capacitación Inclusiva | Capacitación para la inclusión laboral. Recuperado 10 de mayo de 2022, de <https://www.capacitacioninclusiva.com/cmo-la-tecnologa-ayuda-a-las-personas-con-discapacidad-motora>
- García, O., & Olivera, O. (2021, 21 junio). Redes Neuronales artificiales: Qué son y cómo se entrenan | [site:name]. Xeridia. <https://www.xeridia.com/blog/redes-neuronales-artificiales-que-son-y-como-se-entrenan-parte-i>
- Gentiletti, G. G., Tabernig, C. B., & Acevedo, R. C. (2007). Interfaces cerebro computadora: Definición, tipos y estado actual. In IV Latin American Congress on Biomedical Engineering 2007, Bioengineering Solutions for Latin America Health (pp. 1117-1121). Springer, Berlin, Heidelberg
- Gracia Batalluy, M., & Escolano Pérez, E. (2014). Aportaciones de la neurociencia al aprendizaje de las habilidades numéricas. *Rev. neurol.*
- Gutiérrez Calderón, J. A., Gama Melo, E. N., Amaya Hurtado, D., & Avilés Sánchez, O. F. (2013). Desarrollo de interfaces para la detección del habla sub-vocal. *Tecnura*
- Gutiérrez-Martínez, J., Cantillo-Negrete, J., Cariño-Escobar, R. I., & Elías-Viñas, D. (2013). Los sistemas de interfaz cerebro-computadora: una herramienta para apoyar la rehabilitación de pacientes con discapacidad motora. *Investigación en discapacidad*
- Heras, J. M. (2020, 9 octubre). Precision, Recall, F1, Accuracy en clasificación.

IArtificial.net. Recuperado 18 de mayo de 2022, de

<https://www.iartificial.net/precision-recall-f1-accuracy-en-clasificacion/>

Herrera, F. (2006). Introducción a los algoritmos metaheurísticos. Ciencias de la Computación e IA.

Howard, G. (1985). The mind's new science: a history of the cognitive revolution. NY: Basic Books.

INEGI. (2020). Población. Discapacidad. cuentame.inegi.org.mx/poblacion/discapacidad.aspx. Recuperado 8 de mayo de 2022, de <https://cuentame.inegi.org.mx/poblacion/discapacidad.aspx>

Instituto Superior de Neurociencias. (2020). La neurona. Recuperado 18 de mayo de 2022, de <https://www.institutosuperiordeneurociencias.org/la-neurona>

Izaurieta, F., & Saavedra, C. (2000). Redes neuronales artificiales. Departamento de Física, Universidad de Concepción Chile.

Jauset-Berrocal, J. A., Martínez, I., & Añaños, E. (2017). Music learning and education: Contributions from neuroscience/Aprendizaje musical y educación: Aportaciones desde la neurociencia. Cultura y educación.

Kawala-Sterniuk, A., Browarska, N., Al-Bakri, A., Pelc, M., Zygarlicki, J., Sidikova, M., ... & Gorzelanczyk, E. J. (2021). Summary of over fifty years with brain-computer interfaces—A review. Brain Sciences

Keras. (2011). Keras documentation: Model training APIs. Recuperado 17 de mayo de 2022, de https://keras.io/api/models/model_training_apis/

Kertész, R. (2002). Ciencia cognitiva e inteligencia artificial: perspectivas actuales y aspectos éticos. Panel sobre Tecnociencia, Xo. Congreso Metropolitano de Psicología de la Asociación de Psicólogos de Buenos Aires, Facultad de Psicología, Universidad Nacional de Buenos Aires.

- Licona, A. E. M., & Close, J. G. (2001). Definición de una red neuronal para clasificación por medio de un programa. revista mexicana de ingeniería biomédica
- López Escribano, C. (2009). Aportaciones de la neurociencia al aprendizaje y tratamiento educativo de la lectura. AULA: Revista de Pedagogía de la Universidad de Salamanca.
- López, J. M. L., & Castro, S. D. P. (2017). INTERFAZ CEREBRO-MÁQUINA CON BASE EN DETECCIÓN DE INTENCIÓN DE MOVIMIENTO Y TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO. Encuentro Internacional de Educación en Ingeniería.
- MAPFRE. (2021, 5 febrero). ¿Puede la Inteligencia Artificial facilitar la vida a las personas con discapacidad? Grupo MAPFRE Corporativo - Acerca de MAPFRE. Recuperado 10 de mayo de 2022, de <https://www.mapfre.com/actualidad/innovacion/ia-personas-discapacidad/>
- Martínez Pérez, J. L. (2010). Comunicación con computador mediante señales cerebrales: aplicación a la tecnología de la rehabilitación (Doctoral dissertation, Industriales).
- Matich, D. J. (2001). Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones. Universidad Tecnológica Nacional, México, 41, 12-16.
- McClelland, J. L., Rumelhart, D. E., & Hinton, G. E. (1986). The appeal of parallel distributed processing. MIT Press, Cambridge MA.
- Melián B., Moreno Pérez J. A, Moreno Vega J. M. (2003). Metaheuristics: A global view. Departamento de Estadística, I.O. y Computación. Centro Superior de Informática. Universidad de La Laguna
- Miller, K. J., Hermes, D., & Staff, N. P. (2020). The current state of electrocorticography-based brain-computer interfaces. Neurosurgical focus
- Minguez, J. (2008). Tecnología de interfaz cerebro-computador.
- Moffatt, K., Pourshahid, G., & Baecker, R. M. (2017). Augmentative and alternative

communication devices for aphasia: the emerging role of “smart” mobile devices.

Universal Access in the Information Society

Mokienko, O. A., Chernikova, L. A., Frolov, A. A., & Bobrov, P. D. (2014). Motor imagery and its practical application. *Neuroscience and Behavioral Physiology*

Muñoz Cardona, J. E. (2014). Clasificación de patrones de imaginación motora en una interfaz cerebro computador de bajo costo usando software libre.

Navarro, X. (2002). Fisiología del sistema nervioso autónomo. *Revista Neurológica*

Neurofeedback. (2021, 27 mayo). ¿Qué son las ondas Cerebrales? NeuroFeedBack Barcelona. Recuperado 18 de mayo de 2022, de <https://www.neurofeedback.cat/question-las-ondas-cerebrales/>

NeuroMx. (2020, 7 octubre). Lóbulos cerebrales y sus funciones principales | NeuroMéxico | Investigación, Divulgación y Difusión Científica. NeuroMéxico. Recuperado 11 de mayo de 2022, de <https://www.neuromexico.org/neurociencia-basica/lobulos-cerebrales-y-sus-funciones-principales/>

Normalization. (2021). Codecademy. Recuperado 11 de junio de 2021, de <https://www.codecademy.com/articles/normalization>

OHCHR. (1996). ACNUDH | El ACNUDH y los derechos de las personas con discapacidad. Recuperado 10 de mayo de 2022, de <https://www.ohchr.org/es/disabilities>

Olivares Carrillo, C. Y. (2017). Diseño y construcción de una interfaz cerebro computadora para el control de una silla de ruedas como ayuda a personas con discapacidad motriz (Master's thesis, Universidad del Norte).

Olivas, C. A. N., Gutiérrez, L. C., & Bribiesca, J. A. B. Mapeo Electroencefalográfico y Neurofeedback.

Oracle. (2021). ¿Qué es la inteligencia artificial—IA? Recuperado 18 de mayo de 2022, de <https://www.oracle.com/mx/artificial-intelligence/what-is-ai/>

- OSMAN, I.H.; KELLY, J.P. (Eds.) (1996). *Meta-Heuristics: Theory & Applications*. Kluwer Academic Publishers.
- Pérez-Guerrero, I. (2013). Estimación de los parámetros de la máquina de inducción mediante técnicas metaheurísticas.
- Pitacuar, Y., & Marleny, J. (2021). Desarrollo de una base de datos para el análisis de señales EEG durante la aritmética mental.
- Porras, C. C. (1998). Un estudio de las técnicas de hibridación y su aplicación al diseño de algoritmos evolutivos (Doctoral dissertation, Universidad de Málaga).
- Purves, D., Augustine, G. J., Fitzpatrick, D., Hall, W. C., & Lamantia, A. S. (2007). *Neurociencia*. Editorial médica panamericana.
- Ramos-Argüelles, F., Morales, G., Egozcue, S., Pabón, R. M., & Alonso, M. T. (2009). Técnicas básicas de electroencefalografía: principios y aplicaciones clínicas. In *Anales del sistema sanitario de Navarra* (Vol. 32, pp. 69-82). Gobierno de Navarra. Departamento de Salud.
- Rangel, J. G. C., Fuentes, A. S. F., & Fernández, J. E. R. (2015). *La inteligencia artificial y sus contribuciones a la física médica y la bioingeniería*. Mundo Fesc.
- RCHSD. (2013, septiembre). Electroencephalogram (EEG) Lab. <https://www.rchsd.org/passport/electroencephalogram-eeg-lab/>
- Roman-Gonzalez, A. (2012). ICC Como Instrumento de Comunicación para Pacientes en Estado Vegetativo.
- Ron-Angevin, R. (2005). Retroalimentación en el entrenamiento de una interfaz cerebro computadora usando técnicas basadas en realidad virtual.
- Salvador, I. R., & Rovira Salvador, I. (2021, 23 enero). Corteza cerebral: sus capas, áreas y funciones. *Psicología y Mente*. <https://psicologiymente.com/neurociencias/corteza-cerebral>

- Rouhiainen, L. (2018). Inteligencia artificial. Madrid: Alienta Editorial.
- Salas, R. (2004). Redes neuronales artificiales. Universidad de Valparaiso. Departamento de Computación, 1, 1-7.
- Sánchez-Álvarez, J. F., Zapata-Jaramillo, C. M., & Jiménez-Builes, J. A. (2017). Evaluación heurística de la usabilidad de software para facilitar el uso del computador a personas en situación de discapacidad motriz. *Revista EIA*, 14(27), 63-72.
- scikit-learn. (2019). sklearn.model_selection.train_test_split. Recuperado 17 de mayo de 2022, de <https://scikit-learn.org>
- Sciotto, E., & Niripil, E. (2014). Ondas cerebrales, conciencia y cognición.
- Sharma, G (2020) chrome-dinosaur [Código fuente]. <https://github.com/codewmax/chrome-dinosaur>
- Silva-Sauer, D. (2014). Factores psicológicos en la implementación de los sistemas de interfaces cerebro-ordenador (BCI).
- TensorFlow. (2022, 1 marzo). tf.nn.softmax | TensorFlow Core v2.8.0. Recuperado 16 de mayo de 2022, de https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/
- Torres-García, A. A., Reyes-García, C. A., Villaseñor-Pineda, L., & Ramírez-Cortés, J. M. (2013). Análisis de señales electroencefalográficas para la clasificación de habla imaginada. *Revista mexicana de ingeniería biomédica*, 34(1), 23-39.
- Tortosa i Moreno, A., & Reiriz Palacios, J. (s. f.). *Infermera Virtual*. *Infermeravirtual*. <https://www.infermeravirtual.com/files/media/file/99/Sistema%20nervioso.pdf?1358605492>
- Trewin, S., & Pain, H. (1999). Keyboard and mouse errors due to motor disabilities. *International Journal of Human-Computer Studies*, 50(2), 109-144.
- Varona, P. (2015, June). De la Neurociencia a la Inteligencia Artificial y Vuelta. In Congreso de Ciencia y Tecnología ESPE (Vol. 10, No. 1, pp. 251-256).
- Warwick, K. (2018). El futuro de la inteligencia artificial y la cibernética. *Revista OpenMind*.

World Health Organization. (2021, 24 noviembre). Disability and health. Who.Int. Recuperado 8 de mayo de 2022, de <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/disability-and-health>

Xpikuos. (2018, 26 septiembre). PERCEPTRON REDES NEURONALES: CAPAS

OCULTAS, HIPERPARAMETROS , NEURONAS POR CAPA (2021) | IA

[Vídeo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=HKPE3mrxOPo&t=377s>

Zanakis, S. H., & Evans, J. R. (1981). Heuristic “optimization”: Why, when, and how to use it. *Interfaces*, 11(5), 84-91.



Anexos

Anexo A. Fragmento de código modificado del archivo eeg.py de la aplicación de código abierto CyKIT

```

self.fil = open(r'/x.csv','w+',newline='')
self.fil.write(packet_data + "\r\n")
self.fil.flush()
os.fsync(self.fil.fileno())
self.fil.flush()
os.fsync(self.fil.fileno())
self.fil.seek(0, os.SEEK_END)
f_size = self.fil.tell()
self.fil.truncate((f_size -2))
self.fil.seek(0,0)
sampleData = self.fil.read()
if "samples:" in sampleData:
    writeSamples = sampleData.replace("samples:","samples:" +
str((int(self.packet_count) -1)))
    self.fil.seek(0,0)
    self.fil.write(writeSamples)

self.fil.flush()
os.fsync(self.fil.fileno())
self.fil.close()
self.fil = None

```

Anexo B. Código para conexión de la BCI

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import numpy
import os
import csv
import math
import IPython
import keras
import pandas as pd
from sklearn.impute import SimpleImputer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Activation, Flatten
from tensorflow.keras.utils import to_categorical
from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn import datasets, linear_model
import threading
import time
from keras.models import load_model
import cv2
from numpy import genfromtxt
from flask import Flask
from keras.models import model_from_json

json_file = open('../model.json', 'r')
loaded_model_json = json_file.read()
```

```
json_file.close()
model = model_from_json(loaded_model_json)
```

```
model.load_weights('../modelop.h5')
model.summary()
```

```
def comando():
```

```
    z=obtener()
    y= model.predict(z)
    try:
        x = np.argmax(y[0])
    except:
        x = 0
    return x
```

```
def timer(timer_runs):
```

```
    while timer_runs.is_set():
        z=obtener()
        y= model.predict(z)
        try:
            x = np.argmax(y[0])
        except:
            x = 0
        print(x)
        time.sleep(.5)
```

```
def obtener():
```

```
    try:
        with open("../x.csv") as file_name:
```

```

array = np.loadtxt(file_name, delimiter=",")

np_array = np.array([array])

except:

print('El archivo esta vacío.')

np_array =
[[4159.48717928,4161.15384595,4156.02564082,4159.99999980,4159.61538441,4156.02
564082,4156.15384595,4159.10256390,4162.17948697,4165.12820492,4160.38461518,41
64.87179467,4216.66666660,4924.35897582]]

np_array[0][0] = ((np_array[0][0]-4163.893851791785)/49.05002579102231)
np_array[0][1] = ((np_array[0][1]-4164.444436299641)/49.44415974441308)
np_array[0][2] = ((np_array[0][2]-4160.688221491026)/54.77602611104961)
np_array[0][3] = ((np_array[0][3]-4166.201448467062)/74.58252117865774)
np_array[0][4] = ((np_array[0][4]-4162.315062027321)/36.46380769553103)
np_array[0][5] = ((np_array[0][5]-4166.3880987294515)/70.05042928912711)
np_array[0][6] = ((np_array[0][6]-4166.796718584689)/60.465509654815136)
np_array[0][7] = ((np_array[0][7]-4167.708153103128)/69.74516406925542)
np_array[0][8] = ((np_array[0][8]-4166.870698482354)/69.28437836698842)
np_array[0][9] = ((np_array[0][9]-4167.7199580888155)/60.970721679886545)
np_array[0][10] = ((np_array[0][10]-4170.242542969136)/79.34512650819781)
np_array[0][11] = ((np_array[0][11]-4168.5692535528)/56.88459715945354)
np_array[0][12] = ((np_array[0][12]-4170.154014547205)/78.29879045415676)
np_array[0][13] = ((np_array[0][13]-4170.0976195949925)/64.41515325766281)

print(np_array)

return np_array

salida = comando()

timer_runs = threading.Event()

timer_runs.set()

t = threading.Thread(target=timer, args=(timer_runs,))

t.start()

```