



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA

**MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA
OPCIÓN EN AUTOMATIZACIÓN**

**“Diseño y validación de una Interfaz Cerebro-
Computadora inteligente para el control de un brazo
robótico”**

T E S I S

Presentada para obtener el título de:
Maestro en Ciencias de la Electrónica Opción en Automatización

Presenta:

Ing. Daniel Ríos Barrientos*

Directores:

Dra. María Monserrat Morín Castillo (FCE-BUAP)

Dr. José Eligio Moisés Gutiérrez Arias (FCE-BUAP)

Dr. Carlos Arturo Hernández Gracidas (FFM-BUAP)

Puebla, México

Enero 2023

* Becario CONACYT

BUAP[®]

Agradecimientos

Agradezco a Dios en primer lugar por darme salud y guiar mi camino durante esta faceta de mi vida en mis estudios de maestría, a mi hermana Lupita, mis abuelas Oralia y Solfina, y especialmente a mis padres Raúl Ríos Mejía y Elida Barrientos Campos por brindarme su apoyo en todo momento y siempre darme ánimos ante las adversidades que se presentaron en el camino; finalmente quiero agradecer a la Dra. Monserrat, Dr. Carlos y Dr. Moisés, quienes fueron mis asesores de tesis, por haber dedicado su tiempo y esfuerzo en este proyecto además de compartirme de su conocimiento para lograr culminar este trabajo.

Resumen

En este proyecto, se presenta el diseño e implementación de una interfaz cerebro-computadora (comúnmente conocida por sus siglas en inglés como BCI) inteligente, utilizada para controlar un brazo robótico. Su funcionamiento consiste en el análisis, interpretación y asociación de alteraciones dentro de las señales eléctricas cerebrales provocadas por realizar parpadeos, con instrucciones que el usuario desea dar a través de estos. Las señales con las que trabajó la BCI fueron registradas bajo condiciones determinadas de un protocolo previamente definido, en el cual se indica a la persona que realice una secuencia de parpadeos (parpadeos con una mayor duración e intensidad que los parpadeos de lubricación ocular). En el análisis de la BCI, dependiendo del número de parpadeos detectados, el brazo realiza un movimiento según lo establecido en el protocolo. En el software de la BCI se diseñó e implementó un algoritmo de detección de parpadeos y un algoritmo de inteligencia artificial (IA) que se desarrolló basado en el aprendizaje por refuerzo (específicamente *Q-learning*), lo que permite, que en ciertos escenarios, cuando la efectividad en la detección de parpadeos sea baja y afecte la interpretación de las órdenes que el usuario quiere dar al brazo robótico, el algoritmo de IA tenga la capacidad de ajustar algunos parámetros utilizados por el algoritmo de detección, con base en el aprendizaje obtenido en el proceso de entrenamiento y con ello mejorar la efectividad en la interpretación de las instrucciones.

Índice general

Agradecimientos.....	2
Resumen	3
Índice general	4
Índice de figuras	5
Índice de tablas	6
Introducción.....	8
Antecedentes históricos	9
Estado del arte	10
Justificación	13
Objetivos.....	14
Capítulo 1: Conceptos y definiciones.....	15
1.1. Señales eléctricas cerebrales	15
1.1.1. Clasificación de ondas eléctricas cerebrales.....	15
1.2. Electroencefalograma	16
1.2.1. Sistema internacional 10-20	16
1.2.2. Artefactos presentes en un EEG	17
1.3. Emotiv Epoc +	19
1.4. Interfaz Cerebro-Computadora	20
1.5. Inteligencia artificial	20
1.5.1. Aprendizaje automático (Machine learning)	21
1.5.2. Aprendizaje por refuerzo	21
Capítulo 2: Implementación del brazo robótico	23
2.1. Brazo robótico.....	23
2.1.1. Circuitos del brazo robótico	24
2.1.2. Caracterización de los movimientos del brazo robótico.....	25
2.1.3. Modelo cinemático	26
Capítulo 3: Registro de las señales eléctricas cerebrales.....	33
3.1. Protocolo de pruebas.....	33
3.2. Adquisición de señales eléctricas cerebrales	35
Capítulo 4: Desarrollo de la Interfaz Cerebro-Computadora	37

4.1. Arquitectura de la Interfaz Cerebro-Computadora	37
4.2. Algoritmo de detección de parpadeos.....	38
4.3. Algoritmo de IA.....	42
4.3.1. Aprendizaje implementado.....	43
4.3.2. Entrenamiento.....	44
4.3.3. Explotación.....	46
4.3.4. Validación.....	48
Capítulo 5: Resultados.....	51
Conclusiones.....	56
Conclusiones generales.....	56
Trabajo futuro.....	56
Bibliografía.....	58
Apéndice.....	61
Apéndice A. Protocolo de pruebas	61
Apéndice B. Carta de consentimiento informado.....	64
Apéndice C. Diseño del brazo robótico en Solidworks.....	65
Apéndice D. Constancias.....	75
Apéndice E. Artículos publicados	79

Índice de figuras

Figura 1: Esquema del primer sistema BCI controlado por PEV en 1977 [7].	10
Figura 2: Silla de ruedas controlada por un sistema BCI [8].....	11
Figura 3: Brazo robótico controlado por un BCI [9].	12
Figura 4: Competidor de la primera carrera de drones controlados con señales eléctricas cerebrales [10].	12
Figura 5: Sistema internacional 10-20 [14].	17
Figura 6: Diagrama de clasificación de artefactos y algunos ejemplos de ellos.	18
Figura 7: Diadema Emotiv Epoc + [18].	20
Figura 8: Colocación de la diadema Emotiv Epoc + [19].	20
Figura 9: Tipos de aprendizaje automático.....	21
Figura 10: Brazo robótico.....	23
Figura 11: Circuito del brazo robótico.	24
Figura 12: Especificaciones del servomotor SG90 [26].	25
Figura 13: Numeración de los servomotores que componen el brazo robótico.	25
Figura 14: Esquema simplificado del brazo robótico.....	27

Figura 15: Voluntaria con la diadema Emotiv Epoc + en la cabeza.....	35
Figura 16: Parpadeos registrados en el estudio de electroencefalograma.	36
Figura 17: Arquitectura del sistema BCI.	37
Figura 18: Funcionalidad del umbral.....	38
Figura 19: Ventanas y subventanas de tiempo en el análisis de señales electroencefalográficas.	39
Figura 20: Diagrama de flujo del algoritmo de detección de parpadeos.	41
Figura 21: Principio de aprendizaje por refuerzo [27].	42
Figura 22: Técnicas de aprendizaje.	43
Figura 23: Diagrama de bloques del proceso de entrenamiento.....	45
Figura 24: Diagrama de bloques del proceso de explotación, en el cual el sistema toma decisiones basado en su aprendizaje (matriz de aprendizaje).....	47
Figura 25: Señal EEG de una persona que realizó la secuencia de parpadeos 1 del protocolo de pruebas.	47
Figura 26: Proceso de explotación ejecutándose en el símbolo del sistema de Windows de la PC.	48
Figura 27: Diagrama de bloques del proceso de validación.	49
Figura 28: Señal EEG de una persona que realizó la secuencia de parpadeos 2 del protocolo de pruebas.	49
Figura 29: Proceso de validación ejecutándose en el símbolo del sistema de Windows de la PC.	50

Índice de tablas

Tabla 1: Clasificación de ondas cerebrales [12].....	16
Tabla 2: Instrucciones establecidas en la BCI.	26
Tabla 3: Tabla de Denavit-Hartenberg obtenida para el brazo robótico de 4 gdl.	27
Tabla 4: Tabla de Denavit-Hartenberg simplificada.	28
Tabla 5: Secuencia de parpadeos 1 para la etapa de entrenamiento.	34
Tabla 6: Secuencia de parpadeos 2 para la etapa de validación.	34
Tabla 7: Estructura de la matriz de aprendizaje.	44
Tabla 8: Matriz de aprendizaje obtenida después del proceso de entrenamiento.....	46
Tabla 9: Estadísticas del desempeño de la BCI (señales de la secuencia 1).	52
Tabla 10: Estadísticas del desempeño de la BCI posterior a los ajustes realizados en el proceso de explotación (señales de la secuencia 1).....	53
Tabla 11: Estadísticas del desempeño de la BCI en el proceso de validación (señales de la secuencia 2).	54
Tabla 12: Estadísticas del desempeño de la BCI con los casos especiales (señales de la secuencia 1).	55
Tabla 13: Estadísticas del desempeño de la BCI posterior a los ajustes realizados en el proceso de explotación con los casos especiales (señales de la secuencia 1).....	55

Tabla 14: Estadísticas del desempeño de la BCI en el proceso de validación con los casos especiales (señales de la secuencia 2)..... 55

Introducción

Una BCI es un sistema (software y hardware) que le permite a un individuo controlar un dispositivo de interés a partir de la actividad eléctrica cerebral sin la ayuda de los nervios periféricos o de la actividad motora [1]. Existen diversas formas de medir la actividad cerebral, una de las más utilizadas y no invasivas, y que, por ende, no pone en riesgo la salud del usuario, es el electroencefalograma (EEG); con este estudio se pueden registrar las señales eléctricas que produce el cerebro humano a raíz de una interacción entre neuronas. Una forma de interpretar estas señales dentro de un sistema computacional es semejante al comportamiento de un arreglo dinámico (concepto computacional que se refiere a una estructura de almacenamiento de datos cuya dimensión crece o disminuye conforme se incluyen o eliminan elementos del mismo [2]), en donde dentro de cada casilla del arreglo se encuentra un número que representa la medida de la señal en microvoltios, y representa un momento específico en que se midió el voltaje de la señal eléctrica cerebral. A la frecuencia con la que se toma una muestra de la señal en este estudio se le conoce como frecuencia de muestreo, y esta establece cuántas muestras se toman en 1 segundo.

En este trabajo, se desarrolló un protocolo que indica las condiciones en que será registrada la información, así como las secuencias de parpadeos a realizar. Una vez adquiridas las señales provenientes de la actividad cerebral, ingresan al sistema (software) de la BCI, esta información se procesa, interpreta y se asocia a intenciones voluntarias e involuntarias del sujeto para ser utilizadas como señales de mando para el control de brazos robóticos, sillas de ruedas, prótesis, comunicadores, entre otras aplicaciones importantes.

Como ya se mencionó, el principal objetivo de las BCI es controlar un dispositivo o sistema con las señales eléctricas cerebrales de una persona, para ello siempre se establece un protocolo sobre qué “evento” dentro de las señales será interpretado como una instrucción; para este proyecto se estableció utilizar los parpadeos como la base para generar instrucciones, ya que cuando una persona realiza un parpadeo se genera un incremento en el voltaje por un pequeño instante [3, 4]. Considerando que los parpadeos son la acción que el usuario realiza para dar instrucciones, se diseñaron 2 secuencias de parpadeos con el fin de generar 2 conjuntos de datos que sirvieron para entrenar y validar el sistema de la BCI; estos consisten en realizar un número de parpadeos (de 1 a 6 parpadeos) cada 7 segundos, hasta completar la rutina establecida en cada secuencia.

Un problema que se presenta comúnmente en la fase de prueba de los sistemas BCI es la dificultad para entrenar tanto al usuario como al propio sistema para poder interpretar las instrucciones de manera adecuada, lo que ha llevado a que, con frecuencia, el usuario se vea frustrado al no poder conseguir que el sistema obedezca sus órdenes [5]. Hasta el día de hoy, se han registrado diversos motivos por los cuales existen personas que no puede hacer un uso correcto de los sistemas BCI, sin embargo, después de hacer un análisis del estado del arte,

se puede interpretar que este problema se debe principalmente al hecho que los desarrolladores diseñan algoritmos basados en las métricas de las señales a las que tuvieron acceso, sin considerar un escenario extremo en el que existen personas con valores en sus señales cerebrales fuera de los rangos promedio; generalmente, las variables a considerar en el análisis de señales eléctricas cerebrales son la frecuencia, el voltaje, la forma de onda, entre otras, y para cada una de estas se han establecido rangos de valores estándares que se pueden presentar. A pesar de ello, existen personas “normales” (sin ningún tipo de enfermedad o padecimiento) que pueden presentar señales con valores fuera de los rangos promedio, y en estos escenarios es cuando los sistemas BCI comienzan a fallar. Considerando esta recurrente problemática, en este proyecto se diseñó e implementó un algoritmo de IA, capaz de ajustar parámetros utilizados por el algoritmo de detección de parpadeos en caso de ser necesario, para así lograr tener un sistema adaptativo capaz de funcionar de manera adecuada sin importar que la persona que hace uso de la interfaz presente señales fuera de los rangos estándares.

El algoritmo de IA está basado en el aprendizaje por refuerzo, específicamente en *Q-learning*. Este sistema se diseñó e implementó considerando la integración que debe tener con el algoritmo de detección de parpadeos, por lo tanto, una vez implementado se realizó un proceso de entrenamiento en el cual aprende sobre el tipo de ajuste que debe realizar en cada escenario que se le presente, con el objetivo de maximizar la efectividad en la detección de parpadeos. Las señales utilizadas para el proceso de entrenamiento y validación de la BCI son registros electroencefalográficos realizados con la diadema Emotiv EPOC+, para realizar estos registros se siguieron las instrucciones establecidas en el protocolo de pruebas, el cual se incluye en el apéndice A de este trabajo.

Antecedentes históricos

Una de las mayores interrogantes que existían en el área de medicina a finales del siglo XX, era saber si es posible controlar un dispositivo mediante las señales eléctricas cerebrales de una persona, por lo que diversos doctores de la época centraron sus estudios en dar respuesta a tal cuestionamiento, producto de ello, el Dr. Jacques Vidal logró crear el primer sistema BCI, con el que pretendía evaluar si una persona era capaz de comunicarse con una computadora, la cual debía interpretar las señales del cerebro y asociarlas a una instrucción para controlar un cursor [6]. Desde entonces, se han tenido grandes avances en estos sistemas, teniendo como objetivo principal lograr controlar prótesis, aunque cabe mencionar que hoy en día se desarrollan sistemas BCI para controlar diversos dispositivos como lo son sillas de ruedas, drones, cursor de computadoras, brazos robóticos, entre otros.

El sistema BCI creado por el Dr. Jacques Vidal, en 1977, fue diseñado para controlar el movimiento de un cursor en un plano bidimensional a través de ondas eléctricas cerebrales; el sistema desarrollado era capaz de identificar 4 instrucciones por medio de potenciales

evocados visuales (PEV) que se detectaban mediante EEG [6, 7]; el experimento del Dr. Vidal consistía en mostrar cuatro botones que se iluminaban con luces intermitentes de xenón a distintas frecuencias, estos representaban las cuatro direcciones en las que se podía mover el cursor: arriba, abajo, izquierda y derecha. Cuando la mirada del usuario se focalizaba en uno de estos botones, quedaban reflejados en el EEG los PEV que aparecen como respuesta a un estímulo visual de manera natural. De esta manera, el usuario era capaz de manejar el cursor, y con la combinación de estos movimientos, salir del laberinto propuesto por el Dr. Vidal, el esquema de este sistema BCI aparece en la Figura 1.

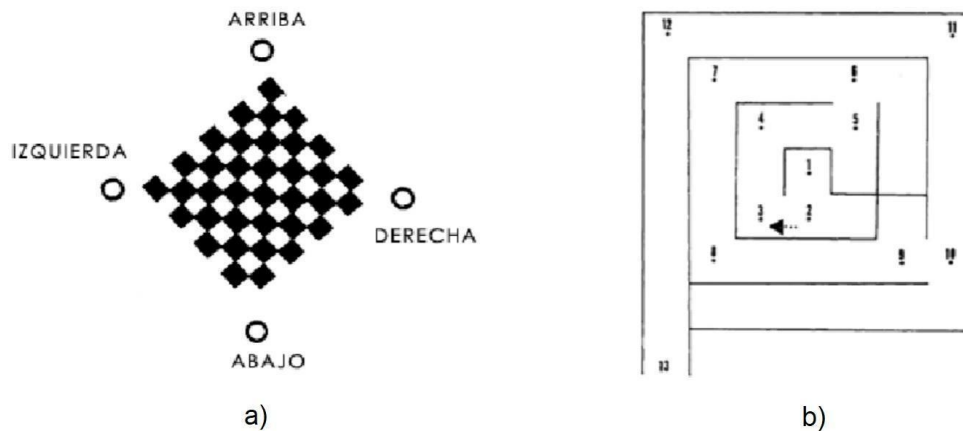


Figura 1: Esquema del primer sistema BCI controlado por PEV en 1977 [7].

En la Figura 1 a) se muestra el esquema de los botones que se iluminaban con luces de xenón intermitentemente a diferentes frecuencias para controlar el cursor y en la Figura 1b) se observa el laberinto del cual los usuarios debían salir moviendo el cursor utilizando los 4 movimientos que podía realizar.

Estado del arte

En la actualidad, existen sistemas BCI capaces de controlar diversos dispositivos, esto es posible debido al gran desarrollo tecnológico que se ha tenido en los últimos años, ya que tienen una amplia variedad de aplicaciones muy útiles, como controlar brazos robóticos, manejo de drones, sillas de ruedas, control de un cursor para el uso de interfaces en sistemas operativos en PC, entre otros muchos. Hoy en día, existen dispositivos que permiten realizar el registro de las señales eléctricas cerebrales con una gran precisión, esto contribuye directamente en la mejora de los sistemas BCI; estos avances se han centrado principalmente en dispositivos para realizar electroencefalograma, por ser no invasivo y su gran utilidad en el área de medicina para el análisis y detección de enfermedades.

Las aplicaciones que se le pueden dar a los sistemas BCI son diversas, y como ejemplo de ello se muestra a continuación una serie de imágenes de diversos trabajos de investigación y los resultados de los mismos; en la Figura 2, se observa una persona utilizando un sistema BCI para controlar una silla de ruedas; el usuario tiene un gorro en la cabeza donde se visualizan algunos electrodos con los cuales se registra la actividad eléctrica cerebral para que, a su vez, con esa señal sea posible controlar la silla de ruedas; este tipo de enfoque en los sistemas BCI ayudaría a las personas que utilizan sillas de ruedas a realizar un control de las mismas, sin hacer esfuerzo físico o requerir de la ayuda de otra persona.



Figura 2: Silla de ruedas controlada por un sistema BCI [8].

Una de las aplicaciones más comunes en el desarrollo de las BCI, está enfocada en el control de brazos robóticos, tal como se muestra en la Figura 3, donde se observa una mujer haciendo uso de un sistema BCI para controlar un brazo robótico y poder comer una barra de chocolate; la mujer que está haciendo uso de la BCI no tiene la posibilidad de mover su cuerpo, por lo que es un claro ejemplo de la gran ayuda que se les brinda a personas en este tipo de condiciones. Cabe destacar que, en este caso, la mujer cuenta con dos microelectrodos que se le implantaron en el cerebro, esto para realizar un mejor registro de las señales eléctricas cerebrales; sin embargo, cuando existe un proceso quirúrgico para poder obtener las señales se dice que es un proceso invasivo.



Figura 3: Brazo robótico controlado por un BCI [9].

El desarrollo de los sistemas BCI generalmente está orientado a lograr controlar dispositivos que puedan ayudar a personas con algún tipo de condición que les impide realizar ciertas actividades o desplazarse, sin embargo, cada vez más se le dan diversos enfoques a estos sistemas; como ejemplo de ello, en la Figura 4 se muestra a un competidor de la primera carrera de drones controlados con señales eléctricas cerebrales, realizando las últimas pruebas antes de iniciar la carrera. La persona está utilizando una diadema Emotiv para obtener las señales eléctricas cerebrales, método no invasivo, por lo que en este caso las personas que deseen hacer uso de ese sistema no tendrán que someterse a ningún procedimiento quirúrgico.



Figura 4: Competidor de la primera carrera de drones controlados con señales eléctricas cerebrales [10].

Justificación

En el desarrollo de los sistemas BCI, un desafío importante es lograr que puedan ser utilizados por cualquier usuario. Esto debido a los antecedentes que existen en trabajos de investigación en donde se documenta la dificultad que pueden tener algunas personas para hacer un uso correcto del sistema. Por esta razón, en este proyecto se plantea diseñar e implementar un algoritmo encargado de analizar e interpretar las instrucciones que desea dar el usuario a través de sus señales eléctricas cerebrales, y un algoritmo de inteligencia artificial con la capacidad de ajustar parámetros del sistema, con el fin de adecuar el análisis acorde a las características de las señales con las que se estén trabajando, y así, disminuir o eliminar los casos en los que las personas no pueden hacer un uso correcto del sistema BCI.

Objetivos

Objetivo general

Diseñar una interfaz cerebro-computadora inteligente (basada en técnicas de inteligencia artificial) con la capacidad de ajustar de manera automática sus rangos de detección cuando sea necesario, para con ello lograr una adecuada interpretación de las instrucciones que desea dar un usuario mediante sus señales EEG.

Objetivos particulares

- 1.- Diseñar el protocolo de pruebas usando al menos un dispositivo de adquisición de señales EEG.
- 2.- Seleccionar, y/o, en su caso, implementar el brazo robótico a utilizar en las pruebas.
- 3.- Seleccionar las técnicas de aprendizaje a implementar para el refuerzo del conocimiento.
- 4.- Programar el software de la interfaz cerebro-computadora.
- 5.- Reclutar a un grupo de, al menos, 10 personas para realizar pruebas y desarrollar un conjunto de datos para el entrenamiento del sistema.
- 6.- Verificar las capacidades de adaptación y mejora de la interpretación, en comparación con el no uso de aprendizaje por refuerzo.

Capítulo 1: Conceptos y definiciones

1.1. Señales eléctricas cerebrales

Las señales eléctricas cerebrales son el resultado de la comunicación entre neuronas provocada por un proceso químico. Este proceso genera un diferencial de potencial dando lugar a las señales eléctricas cerebrales, las cuales pueden variar su intensidad y frecuencia según la actividad neuronal realizada; de acuerdo con ello, se han clasificado en 5 tipos que están estrechamente relacionadas con el estado de ánimo, atención, calma, emociones y actividad que la persona esté realizando (más detalles de esto se presentan en la siguiente subsección). A finales del siglo XVII, el Dr. Gustav Fritsch logró estudiar los cerebros de personas que estuvieron en la guerra entre Prusia y Dinamarca, con lo que comprobó que la actividad cerebral se genera como consecuencia del funcionamiento de las neuronas, siendo así las causantes de la actividad eléctrica en el cerebro [11].

1.1.1. Clasificación de ondas eléctricas cerebrales

Las ondas eléctricas cerebrales se clasifican en 5 tipos según la frecuencia y amplitud que tengan, estas son generadas por impulsos eléctricos producidos por las neuronas que transmiten información, de manera simultánea por todo el cerebro [11]. Las ondas cerebrales, han sido bastante estudiadas, esto ha provocado que, por ejemplo, por medio de un EEG sea posible identificarlas, clasificarlas y medirlas (el voltaje de estas se encuentra en el orden de los microvoltios). Su clasificación se ha realizado de acuerdo con su frecuencia y amplitud empleando las letras griegas alfa, beta, delta, theta y gamma, como se muestra en la Tabla 1.

- Delta: Estas ondas van de 0.5 a 4 Hz. Se consideran como las ondas más lentas y están presentes mientras una persona duerme, particularmente, en la etapa conocida como sueño profundo. Cuando este tipo de ondas aparecen en una persona en estado de vigilia, pueden estar asociadas con alguna anomalía en el cerebro.
- Theta: Se encuentran en el rango de entre 4 y 8 Hz. Suelen asociarse a estados de calma como puede ser el caso de una persona en meditación o durmiendo cuando alcanza la etapa R.E.M. Los altos niveles de ondas theta se consideran anormales en los adultos; se les relaciona con el trastorno por déficit de atención e hiperactividad.
- Alpha: Estas ondas se encuentran en el rango de entre 8 y 14 Hz, usualmente aparecen cuando se presenta escasa actividad cerebral y la persona se encuentra en estado de relajación. En comparación con las ondas beta son más lentas y de mayor amplitud.

- Beta: Están en el rango de frecuencias de entre 13 y 25 Hz. Las ondas son pequeñas y rápidas, asociadas con la concentración enfocada. Están asociadas a una actividad mental intensa, sin embargo, un estado de pánico también puede provocar el incremento en el nivel de las ondas beta.
- Gamma: Estas ondas están en el rango de frecuencias mayores a 25 Hz. Su amplitud es muy pequeña. Están asociadas a niveles de extrema atención o altamente estresantes.

Tabla 1: Clasificación de ondas cerebrales [12].

Tipo de onda	Frecuencia	Voltaje	Estado mental
Delta	0.5 - 4 Hz	30 - 50 μV	Hipnótico, Meditación
Theta	4 - 8 Hz	10 - 40 μV	Vigilia, Plenitud
Alfa	8 - 13 Hz	20 - 60 μV	Relajación, Tranquilidad
Beta	13 - 25 Hz	5 - 10 μV	Alerta máxima, Vigilante
Gamma	25 - 100 Hz	1 - 5 μV	Tareas de un alto procesamiento cognitivo

1.2. Electroencefalograma

El electroencefalograma (EEG) es un método no invasivo que sirve para monitorear la actividad eléctrica cerebral; este consiste en colocar electrodos en diferentes partes del cuero cabelludo (sistema 10-20) y cada electrodo registra el voltaje de la zona cerebral donde fue colocado; estas mediciones pueden ser caracterizadas e interpretadas con el fin de diagnosticar enfermedades, usarlas para fines de investigación o diversas aplicaciones [13].

1.2.1. Sistema internacional 10-20

El sistema 10-20 es un método internacional estandarizado de colocación de electrodos sobre el cuero cabelludo, utilizado para realizar diversos estudios relacionados con la actividad cerebral, como lo son los registros electroencefalográficos, estudio del sueño, investigaciones de laboratorio voluntarias, entre otros [14]; en la Figura 5 se muestra la ubicación en la que se colocan los electrodos y el nombre que recibe cada posición según el sistema internacional 10-20, el cual fue utilizado en el desarrollo del presente trabajo.



Figura 6: Diagrama de clasificación de artefactos y algunos ejemplos de ellos.

Artefactos fisiológicos

Los artefactos fisiológicos son aquellas señales o impulsos eléctricos que se generan como consecuencia del mismo funcionamiento del cuerpo humano, y que los estudios enfocados en obtener las señales eléctricas cerebrales llegan a captar. A continuación, se describen los artefactos fisiológicos más comunes [17].

- **Actividad muscular:** Se generan como consecuencia de la contracción de músculos en cualquier parte del cuerpo humano, estos generan un cierto potencial eléctrico que en algunas ocasiones es captado por estudios como el electroencefalograma, que están enfocados en obtener únicamente las señales del cerebro.
- **Artefacto Ginocinético:** Este tipo de artefacto se produce por el movimiento de la lengua, por lo que actividades como masticar, hablar o chupar pueden ser causantes de generarlos.
- **Artefactos por movimientos oculares:** Los artefactos oculares son los más comunes y estos se generan a partir del movimiento de los ojos; mirar a diferentes direcciones o parpadear son las causas de este tipo de artefactos.

- **Artefacto por actividad cardiaca:** Estos artefactos se producen como consecuencia del palpar del corazón.

Artefactos no fisiológicos

Los artefactos no fisiológicos son aquellas señales o impulsos eléctricos que “No” son producto del funcionamiento del cuerpo humano; estas son señales externas al cuerpo que llegan a ser captadas en los estudios de las señales eléctricas cerebrales. A continuación, se describen los artefactos no fisiológicos más comunes.

- **Electrodos:** Los artefactos de electrodos se producen por cualquier tipo de interrupción entre el cuero cabelludo y el electrodo.
- **Artefacto de corriente alterna:** Son generados por la frecuencia de la corriente alterna (50/60 Hz), debido a los diferentes dispositivos eléctricos que se puedan encontrar en el entorno donde se realiza la prueba. Estos artefactos se producen cuando la impedancia de uno de los electrodos activos se vuelve significativamente más grande con respecto a los restantes, mientras que la tierra actúa como un amplificador.
- **Movimientos en el ambiente:** Se producen por la presencia y movimiento de personas alrededor del paciente, estas personas pueden poseer cargas electrostáticas o capacitivas que pueden ser captadas al momento de registrar las señales EEG.

1.3. Emotiv Epoc +

La diadema Emotiv Epoc + es un dispositivo que sirve para realizar electroencefalogramas, se conecta vía bluetooth a una PC y en ella se pueden visualizar en tiempo real los registros de la actividad eléctrica cerebral; además, una de las funcionalidades que ofrece la empresa Emotiv, creadora de la diadema, es poder guardar los registros en formato csv (valores separados por coma) [18]. En la Figura 7 se muestra el dispositivo Emotiv Epoc + y en la Figura 8 la forma en que este debe ser colocado en la cabeza del usuario.



Figura 7: Diadema Emotiv Epoc + [18].

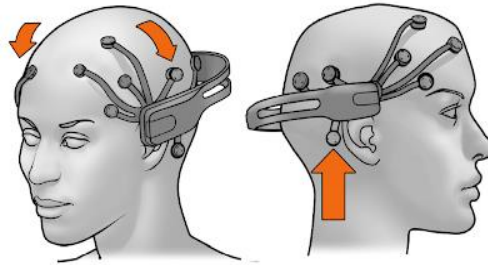


Figura 8: Colocación de la diadema Emotiv Epoc + [19].

1.4. Interfaz Cerebro-Computadora

Una interfaz cerebro-computadora o BCI “es un sistema basado en una computadora que adquiere señales eléctricas del cerebro, las analiza y las traduce a comandos que son transmitidos a un dispositivo de salida para llevar a cabo una acción deseada” [20]. El funcionamiento de las BCI está enfocado principalmente en capturar “eventos”; estos se pueden entender como un comportamiento peculiar de las señales eléctricas cerebrales por pequeños lapsos de tiempo (1 a 10 segundos), producto de alguna acción o pensamiento del usuario, por lo que cada desarrollador puede establecer una acción o pensamiento diferente para provocar un evento dentro de la señal, caracterizarlo, y asociarlo con una instrucción que el usuario desea dar.

1.5. Inteligencia artificial

La inteligencia artificial (IA) se refiere a la capacidad que poseen algunas máquinas de realizar procesos característicos de los seres humanos, tales como identificar la voz de una persona, tomar una decisión contrastando información (razonar) previamente analizada,

aprender nuevos patrones de comportamiento, reconocer el rostro de las personas, entre muchas otras cosas que usualmente realizan los seres humanos [21].

1.5.1. Aprendizaje automático (Machine learning)

El aprendizaje automático es la disciplina, dentro de la inteligencia artificial, que consiste en que un sistema aprenda y relacione información de manera similar en que lo hace una persona [22]. Existen diversos tipos de aprendizaje automático, estos se clasifican en 3 categorías, aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y aprendizaje por refuerzo. Esta clasificación se debe a la forma en que los sistemas adquieren conocimiento (aprenden) y la forma en que funciona el algoritmo implementado en cada uno de ellos. En la Figura 9 se muestra un diagrama de los tipos de aprendizaje automático y las principales aplicaciones que se les da.

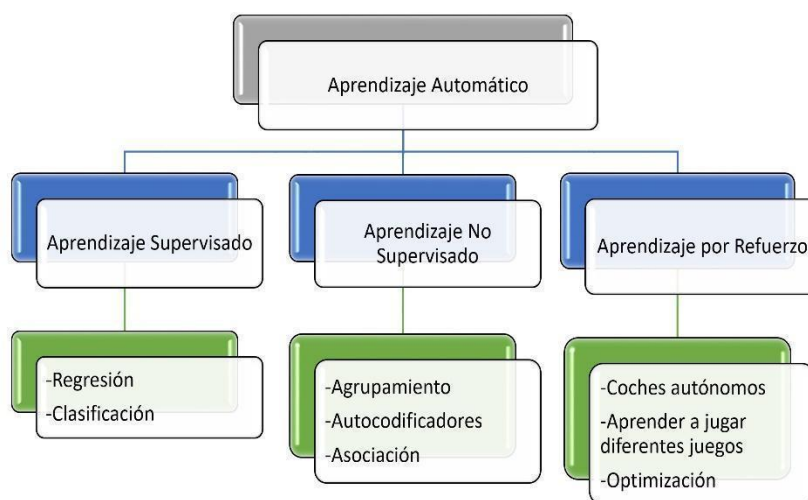


Figura 9: Tipos de aprendizaje automático.

1.5.2. Aprendizaje por refuerzo

El aprendizaje por refuerzo se refiere al proceso de crear sistemas capaces de aprender a controlar agentes autónomos, mediante interacciones por prueba y error con un ambiente dinámico desconocido, el cual les provee señales de refuerzo por cada acción que realizan [23]; es decir, que ante una situación determinada, sean capaces de seleccionar por sí mismos la mejor acción a ejecutar.

En este método de aprendizaje se manejan cuatro conceptos: el agente, el ambiente, la acción y la recompensa, estos cuatro elementos son los que interactúan entre sí para lograr el aprendizaje por refuerzo. A continuación, se define cual es la función de cada uno de estos elementos.

- Agente: El agente es el dispositivo, robot o artefacto que va a realizar las acciones en un ambiente determinado.
- Ambiente: Es el mundo real o virtual en el que el agente realiza acciones.
- Acción: Un movimiento realizado por el agente, que provoca un cambio de estado en el entorno.
- Recompensa: Es la retroalimentación recibida después de analizar si la acción realizada por el agente fue positiva o negativa según el objetivo planteado.

Si los objetivos del agente están definidos por la señal de refuerzo inmediata, la tarea del agente se reduce a aprender una estrategia de control (o política) que permita maximizar la recompensa acumulada a lo largo del tiempo. El aprendizaje por refuerzo es una opción adecuada, ya que ha mostrado ser eficiente en la resolución de problemas prácticos como robótica y manufacturación industrial; esto permite encontrar políticas de control óptimas en escenarios de aprendizaje en línea con un único agente.

Los conceptos vistos en este capítulo son de vital importancia para tener un claro entendimiento sobre el planteamiento, diseño e implementación de este proyecto. En el siguiente capítulo se presenta la implementación del brazo robótico, el cual será el dispositivo a controlar en este proyecto y se ocupará en las pruebas de funcionamiento del sistema BCI.

Capítulo 2: Implementación del brazo robótico

En este capítulo, se presentan la implementación, modelo cinemático y caracterización de movimientos del brazo robótico, utilizado en este proyecto como el dispositivo a controlar por parte de la BCI; además se especifican los materiales, circuitos y el microcontrolador utilizado en la implementación del brazo, así como el protocolo de comunicación empleado para crear una interacción entre la PC y el brazo robótico.

2.1. Brazo robótico

El brazo robótico implementado cuenta con 4 grados de libertad (gdl), está hecho de material PLA (ácido poliláctico) y utiliza servomotores SG90 TOWER PRO; adicionalmente a la estructura del brazo y los servomotores del mismo, se utilizó una tarjeta Arduino Uno, la cual sirve como un dispositivo de comunicación entre la BCI (implementada en la PC) y los servomotores que conforman el brazo robótico, además de una fuente externa de 5 V para alimentar los 4 servomotores con los que cuenta. El diseño del brazo es una modificación del ya conocido brazo tipo aura [24] y los archivos que sirvieron para la impresión 3D de las piezas que componen el brazo fueron descargados de la página thingiverse [25]; dentro del apéndice C se muestran las piezas y el ensamblaje en Solidworks del brazo robótico implementado. En la Figura 10 se muestra el brazo robótico armado y montado sobre una tabla de madera.

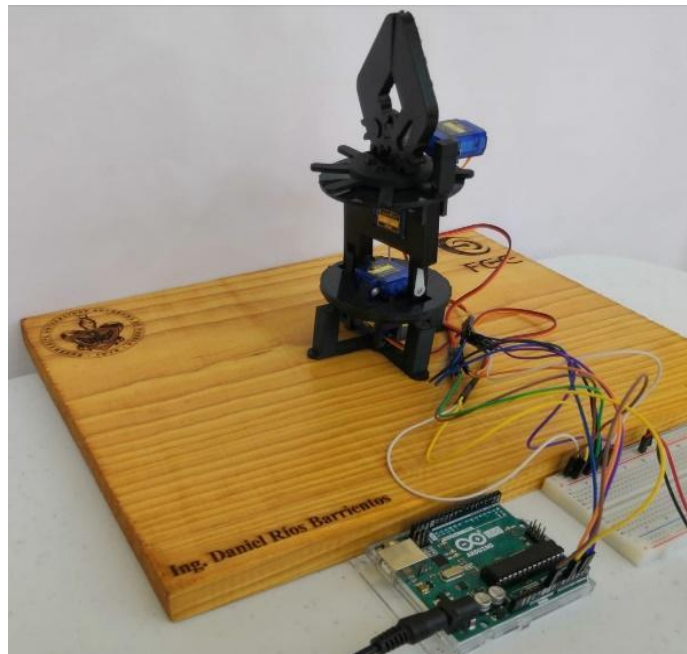


Figura 10: Brazo robótico.

2.1.1. Circuitos del brazo robótico

En la Figura 11 se muestra el circuito implementado para el funcionamiento del brazo robótico, considerando las dimensiones y el peso de las piezas que componen al brazo, se utilizaron 4 servomotores SG90, los cuales son energizados por una fuente de alimentación de 5 V, además se utilizó una tarjeta Arduino Uno, la cual funciona como un enlace entre la PC y los servomotores, por lo que se puede enviar señales PWM (pulse-width modulation) a los servomotores a través del Arduino y con ello realizar los movimientos deseados; un dato importante a considerar para que el circuito funcione de manera correcta es: conectar el pin de tierra (GND) del Arduino a la tierra de la fuente de alimentación.

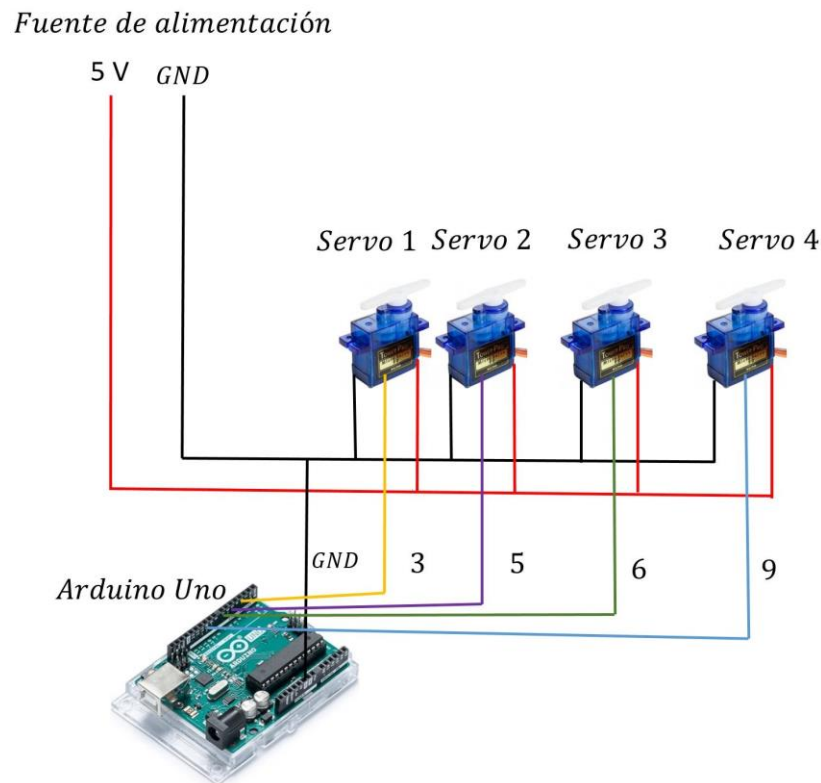


Figura 11: Circuito del brazo robótico.

Servomotor SG90 TOWER PRO

El servomotor SG90 TOWER PRO es un actuador rotativo con el que se puede realizar un control preciso en posición angular, tiene la capacidad de realizar un giro máximo de 180°, su peso es de 14.7 g, el voltaje de operación es de 4.8 - 6 V y tiene un torque de 2.5 kg/cm. En la Figura 12 se muestra el servomotor SG90 con sus dimensiones y especificaciones.

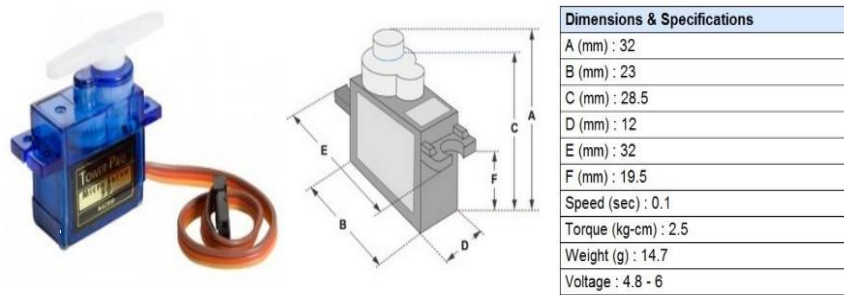


Figura 12: Especificaciones del servomotor SG90 [26].

2.1.2. Caracterización de los movimientos del brazo robótico

Los servomotores SG90 tienen la capacidad de girar de 0° hasta 180° ; considerando el diseño y funcionamiento de los algoritmos implementados en la BCI, se optó por establecer una relación entre las instrucciones que el usuario puede dar a través de sus señales cerebrales y el movimiento específico que realiza el brazo robótico. La BCI es capaz de detectar hasta 6 parpadeos en un lapso de 7 segundos y cada número de parpadeos (1, 2, 3, 4, 5 y 6) está asociado a una instrucción así como se muestra en la Tabla 2.

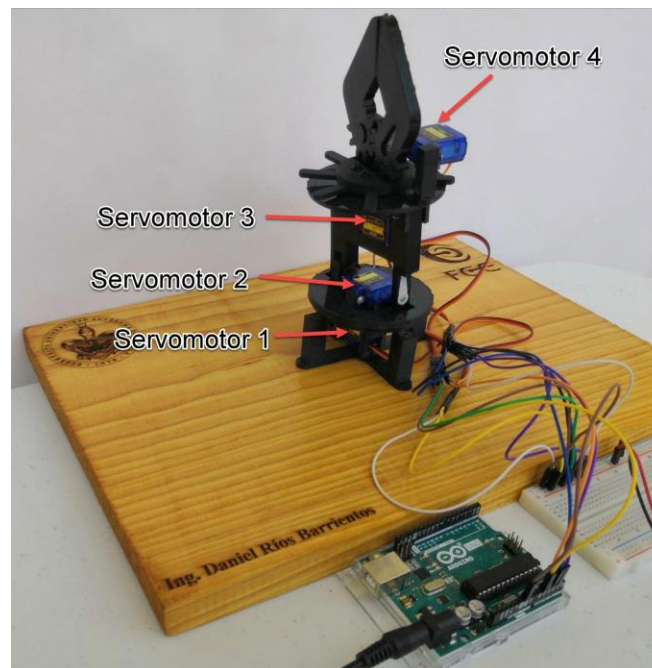


Figura 13: Numeración de los servomotores que componen el brazo robótico.

Una rotación de 90° en cualquiera de los 4 servomotores que componen al brazo, genera un cambio en la posición del brazo que puede ser descrito como una acción, y para efectos de un fácil entendimiento de los usuarios, se puede simplificar en términos como: subir, bajar,

abrir pinza, cerrar pinza, girar izquierda, girar derecha; por lo tanto, se ha establecido que cada instrucción que se muestra en la Tabla 2 se traduce como, la rotación de 90° o -90° (dependiendo de la instrucción y la posición del eslabón asociado al servomotor) de uno de los servomotores, según sea el caso. En la Figura 13 se muestra la posición de casa del brazo robótico, así como la numeración de cada uno de los servomotores del brazo, y como se puede observar en la Tabla 2, para las pruebas con la BCI únicamente se utilizan los servomotores 1, 2 y 4.

Tabla 2: Instrucciones establecidas en la BCI.

Número de parpadeos	Instrucción	Servomotor que gira
1	Bajar	Servomotor 2
2	Subir	Servomotor 2
3	Abrir pinza	Servomotor 4
4	Cerrar pinza	Servomotor 4
5	Girar izquierda	Servomotor 1
6	Girar derecha	Servomotor 1

2.1.3. Modelo cinemático

A continuación, se muestra el desarrollo matemático para obtener el modelo cinemático del robot de 4 gdl propuesto. Tomando como referencia el esquema que se muestra en la Figura 14, se realizó la ejecución del algoritmo de Denavit-Hartenberg y se obtuvo la Tabla 3.

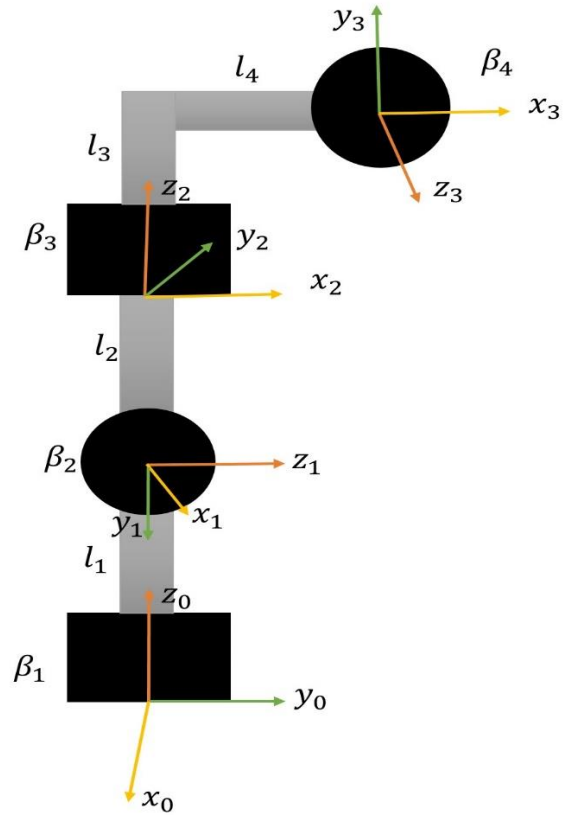


Figura 14: Esquema simplificado del brazo robótico.

Tabla 3: Tabla de Denavit-Hartenberg obtenida para el brazo robótico de 4 gdl.

Eslabón	l_i	α_i	d_i	θ_i
1	0	$-\frac{\pi}{2}$	$l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2}$	q_1
2	0	$\frac{\pi}{2}$	0	q_2
3	$l_4 + \frac{\beta_4}{2}$	$\frac{\pi}{2}$	$l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3$	q_3
4	0	0	0	q_4

Debido a que el eslabón 4 está acoplado a una herramienta de trabajo y no afecta la posición final del brazo robótico, el análisis se reduce a 3 eslabones. Por lo tanto, considerando únicamente los eslabones que repercuten en la posición del extremo final del brazo robótico, la tabla de Denavit-Hartenberg queda de la siguiente manera:

Tabla 4: Tabla de Denavit-Hartenberg simplificada.

Eslabón	l_i	α_i	d_i	θ_i
1	0	$-\frac{\pi}{2}$	$l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2}$	q_1
2	0	$\frac{\pi}{2}$	0	q_2
3	$l_4 + \frac{\beta_4}{2}$	$\frac{\pi}{2}$	$l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3$	q_3

Continuando con el desarrollo del algoritmo de Denavit Hartenberg, ya que se tienen los parámetros de cada eslabón, se procede a calcular la matriz de transformación homogénea del robot manipulador, la cual está compuesta por matrices de rotación y traslación entre eslabones, además cabe mencionar que se utilizó un giro auxiliar H_a de 90° en el eje z para pasar del sistema de referencia del eslabón 2 al 3, por lo que se incluye en el análisis matemático, como se muestra a continuación:

$$H_0^3 = H_0^1 H_1^2 H_a H_2^3,$$

donde:

$$H_0^1 = H_{R_{z0}}(\theta_1)H_{T_{z0}}(d_1; \beta_1)H_{T_{x0}}(l_1)H_{R_{x0}}(\alpha_1)$$

$$H_0^1 = \begin{bmatrix} \cos(q_1) & -\text{sen}(q_1) & 0 & 0 \\ \text{sen}(q_1) & \cos(q_1) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(-90) & -\text{sen}(-90) & 0 \\ 0 & \text{sen}(-90) & \cos(-90) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_0^1 = \begin{bmatrix} \cos(q_1) & 0 & -\text{sen}(q_1) & 0 \\ \text{sen}(q_1) & 0 & \cos(q_1) & 0 \\ 0 & -1 & 0 & l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_1^2 = H_{R_{z1}}(\theta_2)H_{T_{z1}}(d_2; \beta_2)H_{T_{x1}}(l_2)H_{R_{x1}}(\alpha_2)$$

$$H_1^2 = \begin{bmatrix} \cos(q_2) & -\text{sen}(q_2) & 0 & 0 \\ \text{sen}(q_2) & \cos(q_2) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(90) & -\text{sen}(90) & 0 \\ 0 & \text{sen}(90) & \cos(90) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_1^2 = \begin{bmatrix} \cos(q_2) & 0 & \text{sen}(q_2) & 0 \\ \text{sen}(q_2) & 0 & -\cos(q_2) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_a = \begin{bmatrix} \cos(90) & -\text{sen}(90) & 0 & 0 \\ \text{sen}(90) & \cos(90) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_2^3 = H_{Rz2}(\theta_3)H_{Tz2}(d_3; \beta_3)H_{Tx2}(l_3)H_{Rx2}(\alpha_3)$$

$$H_2^3 = \begin{bmatrix} \cos(q_3) & -\text{sen}(q_3) & 0 & 0 \\ \text{sen}(q_3) & \cos(q_3) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & l_4 + \frac{\beta_4}{2} \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(90) & -\text{sen}(90) & 0 \\ 0 & \text{sen}(90) & \cos(90) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H_2^3 = \begin{bmatrix} \cos(q_3) & 0 & \text{sen}(q_3) & \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) \cos(q_3) \\ \text{sen}(q_3) & 0 & -\cos(q_3) & \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) \text{sen}(q_3) \\ 0 & 1 & 0 & l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Por lo tanto, la matriz de transformación homogénea H_0^3 queda de la siguiente manera:

$$H_0^3 = H_0^1 H_1^2 H_a H_2^3$$

$$H_0^3 = \begin{bmatrix} \cos(q_1) & 0 & -\text{sen}(q_1) & 0 \\ \text{sen}(q_1) & 0 & \cos(q_1) & 0 \\ 0 & -1 & 0 & l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(q_2) & 0 & \text{sen}(q_2) & 0 \\ \text{sen}(q_2) & 0 & -\cos(q_2) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(q_3) & 0 & \text{sen}(q_3) & \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) \cos(q_3) \\ \text{sen}(q_3) & 0 & -\cos(q_3) & \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) \text{sen}(q_3) \\ 0 & 1 & 0 & l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Dado que la matriz obtenida al realizar el producto de las matrices homogéneas para obtener H_0^3 es demasiado extensa, se presenta columna por columna, para tener mayor claridad en la lectura.

$$\text{columna 1} = \begin{bmatrix} -\text{sen}(q_1) \cos(q_3) - \cos(q_1) \cos(q_2) \text{sen}(q_3) \\ \cos(q_1) \cos(q_3) - \cos(q_2) \text{sen}(q_1) \text{sen}(q_3) \\ \text{sen}(q_2) \text{sen}(q_3) \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{columna 2} = \begin{bmatrix} \cos(q_1) \text{sen}(q_2) \\ \text{sen}(q_1) \text{sen}(q_2) \\ \cos(q_2) \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{columna 3} = \begin{bmatrix} -\text{sen}(q_1) \text{sen}(q_3) + \cos(q_1) \cos(q_2) \cos(q_3) \\ \cos(q_1) \text{sen}(q_3) + \cos(q_2) \text{sen}(q_1) \cos(q_3) \\ -\cos(q_3) \text{sen}(q_2) \\ 0 \end{bmatrix}$$

columna 4

$$= \begin{bmatrix} -\left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) [\text{sen}(q_1) \cos(q_3) + \cos(q_1) \cos(q_2) \text{sen}(q_3)] + \left(l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3\right) \cos(q_1) \text{sen}(q_2) \\ \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) [\cos(q_1) \cos(q_3) - \cos(q_2) \text{sen}(q_1) \text{sen}(q_3)] + \left(l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3\right) \text{sen}(q_1) \text{sen}(q_2) \\ \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) \text{sen}(q_2) \text{sen}(q_3) + \left(l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3\right) \cos(q_2) + l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2} \\ 1 \end{bmatrix}$$

El modelo de cinemática directa del brazo robótico está dado de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) [\text{sen}(q_1) \cos(q_3) + \cos(q_1) \cos(q_2) \text{sen}(q_3)] + \left(l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3\right) \cos(q_1) \text{sen}(q_2) \\ \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) [\cos(q_1) \cos(q_3) - \cos(q_2) \text{sen}(q_1) \text{sen}(q_3)] + \left(l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3\right) \text{sen}(q_1) \text{sen}(q_2) \\ \left(l_4 + \frac{\beta_4}{2}\right) \text{sen}(q_2) \text{sen}(q_3) + \left(l_2 + \frac{\beta_2}{2} + l_3 + \beta_3\right) \cos(q_2) + l_1 + \beta_1 + \frac{\beta_2}{2} \\ 1 \end{bmatrix}$$

El brazo robótico implementado en este capítulo, es el dispositivo que la persona que haga uso de la BCI podrá controlar mediante sus señales eléctricas cerebrales, y para realizar pruebas de funcionamiento se llevó a cabo un proceso de adquisición de señales eléctricas cerebrales mediante el estudio de electroencefalograma; los detalles de la adquisición de las señales se presentan en el siguiente capítulo.

Capítulo 3: Registro de las señales eléctricas cerebrales

En este capítulo, se presenta el proceso realizado para la adquisición de las señales eléctricas cerebrales que se usaron en este proyecto; para ello se diseñó un protocolo en donde se establece en qué consiste el estudio y en qué condiciones se debe presentar la persona que se realizará el estudio, este documento se encuentran contenido en el apéndice A de este trabajo.

3.1. Protocolo de pruebas

En el documento completo del protocolo de pruebas se proporciona información sobre en qué consiste el estudio, el uso que se le dará a los registros obtenidos y las condiciones en las que se debe presentar la persona voluntaria el día en que se le realizará el estudio. A continuación se mencionan estas recomendaciones.

- Lavar el cabello con jabón neutro, sin usar shampoo.
- Al peinarlo, no usar fijador, cera, aceite, gel o acondicionador en su cabello, pues esto podría afectar los resultados del estudio.
- Horario de sueño normal.
- Horarios de comida normales.
- El día del estudio, no consumir café, chocolates, dulces o cualquier otro alimento con alto contenido de azúcar o cafeína, ya que podría afectar los resultados del estudio.

El estudio de electroencefalograma no causa ningún daño o reacción secundaria a la persona que se lo realiza, sin embargo, adicionalmente se propuso una carta de consentimiento informado, la cual se muestra en el apéndice B; de manera resumida, en la carta de consentimiento la persona acepta participar como voluntaria para realizarse el estudio de electroencefalograma y que no recibirá compensación económica ni de ningún tipo, además de que se le hace saber que en cualquier momento se puede retirar y cancelar el estudio del electroencefalograma si así lo desea.

La BCI es capaz de interpretar hasta 6 instrucciones diferentes que están asociadas a movimientos específicos, por lo que, tomando en cuenta el tipo de movimiento que realiza el brazo robótico por cada instrucción, se diseñaron secuencias de movimientos que para poder llevarlas a cabo, las personas deben realizar las secuencias de parpadeos que se muestran en las Tablas 5 y 6. Dentro del protocolo de pruebas se establece que los parpadeos a realizar durante el registro de la señal deben ser parpadeos con una duración de aproximadamente 0.5 segundos, con la finalidad de que el incremento en el voltaje de la señal eléctrica cerebral sea mayor.

Tabla 5: Secuencia de parpadeos 1 para la etapa de entrenamiento.

	Momento en el que se le indica a la persona parpadear (segundos)	Número de parpadeos	Instrucción	Ventana de tiempo para realizar los parpadeos (segundos)
		0		0 – 7
	7	3	Abrir pinza	7-14
	14	1	Bajar	14 – 21
	21	4	Cerrar pinza	21 – 28
	28	5	Girar izquierda	28 - 35
	35	3	Abrir pinza	35 – 42
	42	2	Subir	42 – 49
	49	4	Cerrar pinza	49 – 56
Total		22		56

El dispositivo utilizado para la obtención de las señales eléctricas cerebrales fue la diadema Emotiv Epoc +, la empresa Emotiv provee a sus clientes un software en donde se puede visualizar en tiempo real la información que es captada por los 14 canales de la diadema, además de que posee la funcionalidad de registrar y almacenar los datos de las señales en la nube de Emotiv; la información registrada puede ser descargada en archivos “csv” con el fin de utilizarla en otros softwares. Los archivos “csv” descargados del software de Emotiv fueron almacenados en carpetas dentro de la PC, con esta información se logró generar 2 conjunto de datos, con el objetivo de que al momento de ejecutar el programa de la BCI pueda utilizar los registros de las señales en el proceso de entrenamiento y validación.

Tabla 6: Secuencia de parpadeos 2 para la etapa de validación.

	Momento en el que se le indica a la persona parpadear (segundos)	Número de parpadeos	Instrucción	Ventana de tiempo para realizar los parpadeos (segundos)
		0		0 – 7
	7	3	Abrir pinza	7-14
	14	1	Bajar	14 - 21
	21	4	Cerrar pinza	21 – 28
	28	5	Girar izquierda	28 - 35
	35	3	Abrir pinza	35 - 42
	42	2	Subir	42 - 49
	49	4	Cerrar pinza	49 - 56
	56	6	Girar derecha	56 - 63
Total		28		63

3.2. Adquisición de señales eléctricas cerebrales

El proceso de adquisición de las señales eléctricas cerebrales consistió en hacerles un electroencefalograma a 10 personas (voluntarias), las cuales durante el estudio de EEG realizaron las secuencias de parpadeos establecidas en el protocolo de pruebas que se muestran en las Tablas 5 y 6. En la Figura 15 se muestra una de las personas voluntarias a las que se les realizó el estudio de EEG y completaron las 2 secuencias de parpadeos establecidas en el protocolo.



Figura 15: Voluntaria con la diadema Emotiv Epoc + en la cabeza.

Dentro de un electroencefalograma, los parpadeos pueden ser vistos como picos de voltaje que aparecen por un pequeño instante, y que sobresalen de los valores promedio que se están presentando en ese momento. En la gran mayoría de las pruebas realizadas se pudo observar que los picos de voltaje generados por los parpadeos se visualizan de mejor manera en el canal AF3, que es uno de los electrodos que está más cercano a los ojos; y es por ello que en este proyecto se trabajó específicamente con los datos registrados por este canal. En la Figura 16 se muestra un fragmento del registro de la señal EEG de una persona, en esta se puede observar cómo existen picos de voltaje que sobresalen de los valores que se vienen presentando en la señal EEG, estos picos de voltaje son producto de los parpadeos (provocados) realizados por la persona. Cabe destacar que los parpadeos utilizados para dar instrucciones al sistema deben realizarse de una manera pausada en relación con los parpadeos de lubricación, estos deben durar entre 0.5 s – 1 s para generar un mayor

incremento en el voltaje y esto pueda ser identificado como una instrucción del usuario; en el registro, se etiquetaron con la letra P seguido de un número a los parpadeos que realizó la persona con la intención de dar una instrucción, y adicionalmente se etiquetaron con las letras PL seguido de un número a los parpadeos de lubricación que llegó a realizar la persona, estos últimos están encerrados en rectángulos amarillos. La intensidad en el voltaje de la señal EEG tiene diferentes incrementos dependiendo si se trata de un parpadeo de instrucción o de lubricación, es por ello que el valor de umbral debe ser lo suficientemente grande para no detectar parpadeos de lubricación, pero sin excederse para evitar el no detectar parpadeos de instrucción.

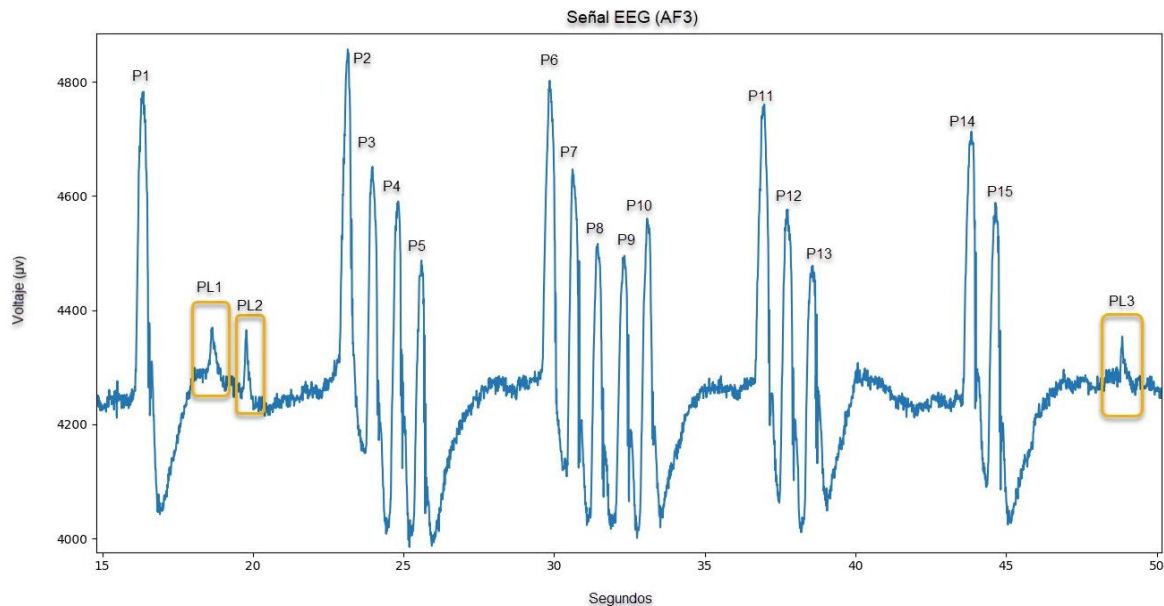


Figura 16: Parpadeos registrados en el estudio de electroencefalograma.

La BCI desarrollada en este proyecto funciona a partir de la detección de parpadeos, es por ello que uno de los algoritmos desarrollados está enfocado en la detección de estos, sin embargo, en la Figura 16 se puede observar que el incremento en el voltaje de la señal no es el mismo en los parpadeos de instrucción, esto es relativamente común, puesto que la persona no realiza los parpadeos exactamente iguales (escenario ideal); sin embargo, esta variación puede ser aún mayor si se compara con la señal de otra persona, es por ello que adicional al algoritmo de detección de parpadeos, se diseñó un algoritmo de inteligencia artificial que trabaja en conjunto con el algoritmo de detección de parpadeos, y con ello disminuir la posibilidad de que la variación del potencial reflejado en la señal EEG, producto de los parpadeos, afecte la adecuada detección y por ende afecte la interpretación de las instrucciones. Los registros obtenidos de las 10 personas voluntarias que realizaron las secuencias de parpadeos establecidas en el protocolo, se utilizaron para los procesos de entrenamiento y validación del sistema que se explican a detalle en el siguiente capítulo.

Capítulo 4: Desarrollo de la Interfaz Cerebro-Computadora

En este capítulo, se presenta el diseño, implementación, entrenamiento y arquitectura del sistema de la BCI; se incluyen los algoritmos implementados dentro de este y la integración de todos los bloques que lo componen; adicionalmente, se presenta la metodología de la técnica de aprendizaje utilizada para el entrenamiento del algoritmo de inteligencia artificial y el impacto que tiene en el funcionamiento de la BCI.

4.1. Arquitectura de la Interfaz Cerebro-Computadora

La arquitectura de la BCI está compuesta por varios bloques de desarrollo que trabajan en conjunto para analizar e interpretar registros de señales EEG, y asociarlos con instrucciones que el usuario del sistema desea dar a través de sus señales eléctricas cerebrales. En la Figura 17, se muestra un diagrama de la arquitectura del sistema BCI, en este se observan los bloques que componen la parte del software y la conectividad entre ellos, así como la parte del hardware que está orientada a la conectividad entre la PC y el brazo robótico.

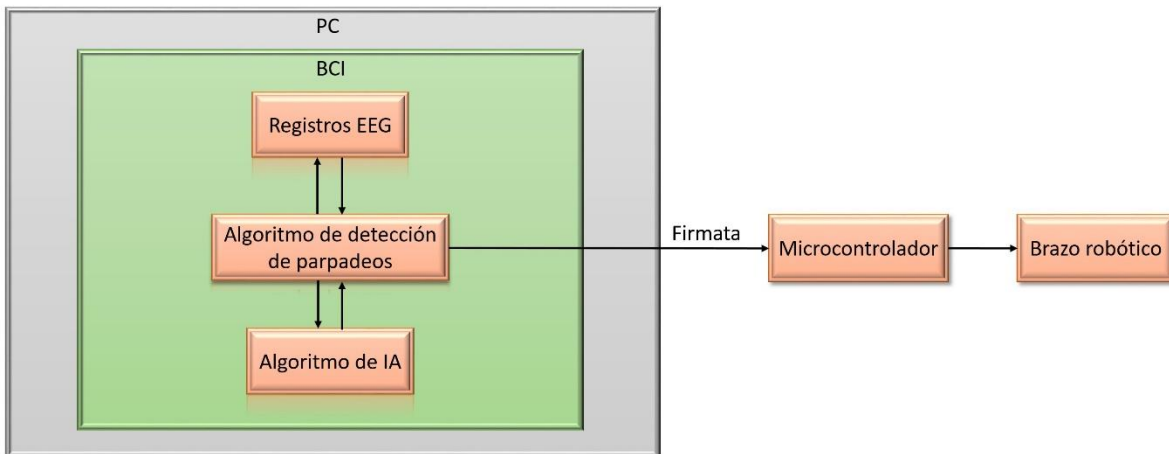


Figura 17: Arquitectura del sistema BCI.

En el desarrollo del software se implementaron 2 algoritmos que trabajan en conjunto; el algoritmo principal del sistema es el de detección de parpadeos, pues este es el encargado de analizar la señal EEG e identificar el número de parpadeos que hay en las ventanas de análisis de 7 segundos que utiliza, además accede a la carpeta que contiene los registros EEG en formato csv para utilizarlos en las pruebas; el algoritmo de IA funciona únicamente cuando se realiza el proceso de explotación (término que hace referencia a hacer uso del conocimiento adquirido en la etapa de entrenamiento), el cual está enfocado en ajustar

parámetros que utiliza el algoritmo de detección de parpadeos, estos ajustes los realiza con base en el aprendizaje obtenido en su previo entrenamiento, y con ello se busca mejorar el desempeño de la BCI en la interpretación de las instrucciones.

4.2. Algoritmo de detección de parpadeos

Considerando que el comportamiento de las señales EEG al momento de hacer un parpadeo, es un aumento en la amplitud por un pequeño instante de tiempo, se planteó un algoritmo para la detección de parpadeos provocados; este consiste en proponer un valor máximo que puede tomar la señal EEG, a ese valor lo llamaremos “umbral”, por lo tanto, si se presenta un valor superior al del umbral, podemos asociar este evento a la posible presencia de un parpadeo dentro de la señal. En la Figura 18, se observa una línea horizontal negra dentro de la señal EEG, que hace referencia al valor de un umbral de prueba, y se puede visualizar que únicamente los picos de voltaje asociados a los parpadeos son los que sobrepasan ese valor, sin embargo, superar el valor del umbral no garantiza que se trate específicamente de un parpadeo, por lo que se agregó una segunda condición que garantice que la señal sube y baja en décimas de segundo.

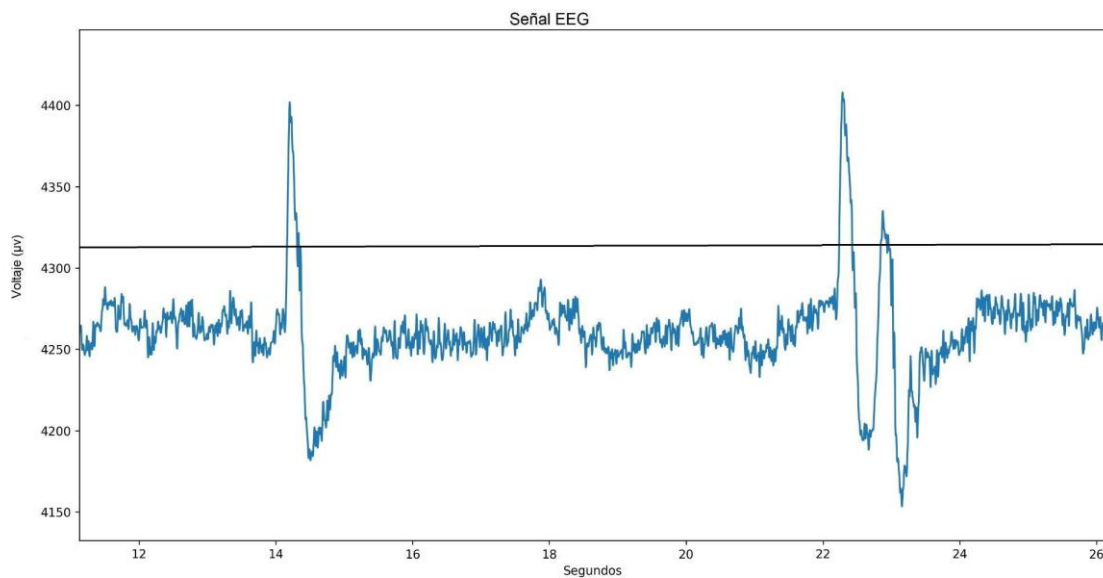


Figura 18: Funcionalidad del umbral.

La manera en que se analiza la señal EEG consiste en monitorearla por ventanas de tiempo de 7 segundos, en ese lapso se pretende captar alguna instrucción del usuario, es decir,

detectar de 1 a 6 parpadeos en caso de que exista una instrucción, o en caso contrario, no se debe detectar ningún parpadeo; para lograr este objetivo, la ventana de 7 segundos es dividida en 14 subventanas de 0.5 segundos, con la finalidad de monitorear las características de la señal y verificar si dentro de las subventanas se cumplen las 2 condiciones establecidas para determinar la existencia de un parpadeo, estas son:

- La existencia de al menos un punto de la señal EEG superior al valor del umbral.
- El último dato de la señal EEG dentro de la subventana de análisis de 0.5 segundos, debe ser menor al valor del umbral.

La primera condición establecida para la detección de un parpadeo, garantiza que la señal tiene un aumento en la amplitud que sobrepasa los valores normales de la misma, además, al cumplirse la segunda condición se puede interpretar que la señal subió y bajó en un pequeño instante de tiempo, teniendo un comportamiento característico de las señales EEG ante la presencia de un parpadeo; adicionalmente este comportamiento se presenta en sentido opuesto, es decir que hay un decremento en la señal EEG por un pequeño instante, por lo que un umbral inferior puede ser un tercer parámetro importante en el análisis que determina la existencia de un parpadeo de instrucción, sin embargo, debido al diseño del algoritmo y diversas condiciones adicionales que se agregaron dentro del código del sistema, en esta versión del algoritmo no fue utilizado un umbral inferior. En la Figura 19, se muestra un fragmento de una señal EEG y cómo es segmentada en ventanas de 7 segundos y subventanas de 0.5 segundos. El análisis en las subventanas está enfocado en identificar la existencia de 1 parpadeo, mientras que el análisis en las ventanas está enfocado en identificar instrucciones (1 – 6 parpadeos) en el rango de tiempo que abarca la ventana de 7 segundos, es decir, obtiene la sumatoria de todos los parpadeos identificados en las subventanas de 0.5 segundos.

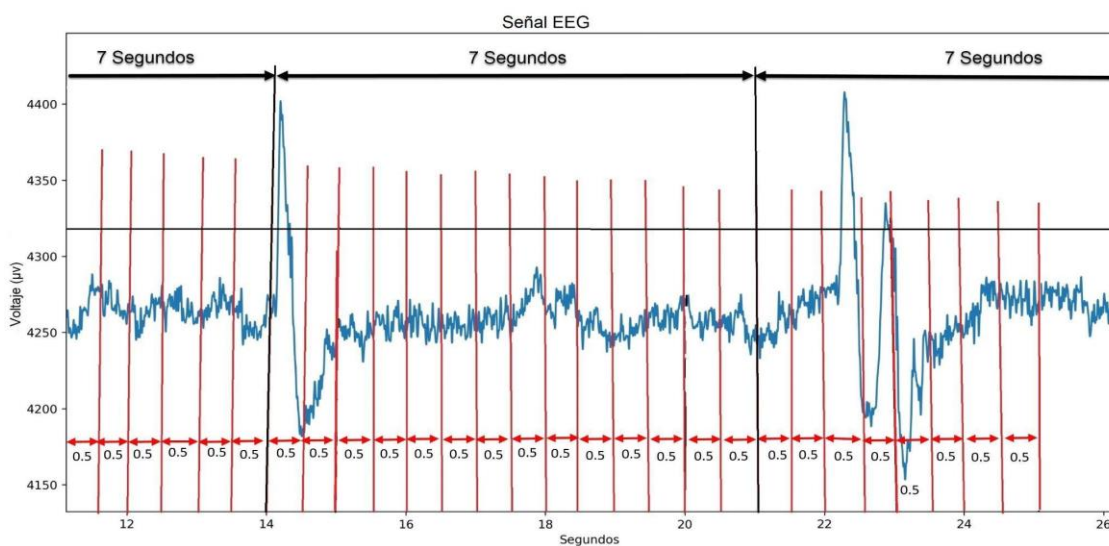


Figura 19: Ventanas y subventanas de tiempo en el análisis de señales electroencefalográficas.

El primer algoritmo implementado en el sistema de la BCI fue el de detección de parpadeos, al cual se le realizaron algunas pruebas para evaluar el desempeño en la detección de parpadeos sin el algoritmo de IA. Los valores de los parámetros del umbral y las subventanas fueron establecidos considerando los valores promedio de los registros EEG ante la presencia de un parpadeo; en las primeras pruebas con el registro EEG de una persona se identificó que la efectividad en la detección de parpadeos fue de un 60 %, por lo que se hizo un análisis numérico de la señal y, se realizaron ajustes de forma manual en el valor del umbral; con estos cambios realizados, se repitió la prueba y el porcentaje de efectividad incrementó a un 90 %; posteriormente se realizaron pruebas con la señal de una segunda persona, y al igual que en el primer caso, la efectividad del algoritmo era muy baja, por lo que se tuvo que ajustar el valor del umbral y además disminuir el valor de las subventanas de tiempo de 0.5 segundos a 0.3 segundos, debido a que la persona realizaba los parpadeos muy rápido y en ocasiones en las subventanas de 0.5 segundos estaban presentes 2 parpadeos, sin embargo el algoritmo está diseñado para detectar 1 parpadeo por subventana.

Una vez concluidas las primeras pruebas, se determinó como valores ideales un umbral de $4450 \mu v$ y subventanas de 0.5 segundos, dado que en la mayoría de los casos donde se utilizaron estos valores en los parámetros se obtuvo un alto porcentaje de efectividad en la detección de parpadeos, además se identificó que para una segunda versión del algoritmo en donde se utilice un umbral inferior el valor ideal para este tercer parámetro sería de $4200 \mu v$, sin embargo, se identificaron registros de algunas personas en los que se necesitaban ajustar los parámetros para poder detectar de manera adecuada los parpadeos, por tal motivo los valores de umbral y subventanas de tiempo tienen que ser modificados según las características de la señal con la que se esté trabajando, esto debido a que la amplitud y frecuencia de las señales al momento de realizar un parpadeo varían de persona a persona; tomando esto en consideración, se diseñó e implementó un algoritmo de IA capaz de ajustar los parámetros utilizados en la detección de manera automática, en caso de ser necesario, y lograr que un mayor número de personas puedan hacer uso de la BCI con un funcionamiento adecuado. En la Figura 20 se muestra un diagrama de flujo del algoritmo de detección de parpadeos, en este se puede visualizar la funcionalidad que tienen los parámetros de umbral y subventana en el análisis.

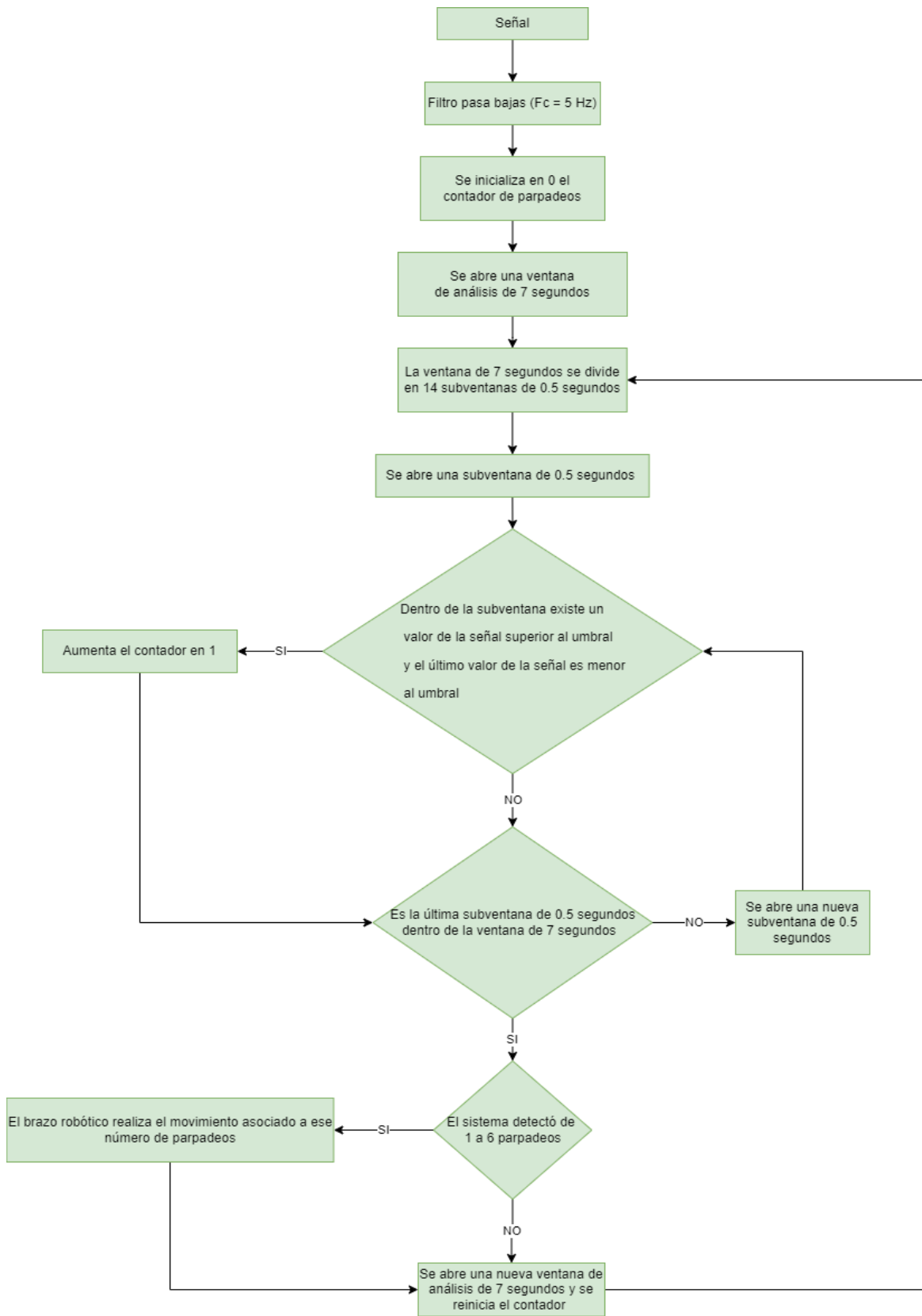


Figura 20: Diagrama de flujo del algoritmo de detección de parpadeos.

4.3. Algoritmo de IA

En el área de aprendizaje automático existen 3 formas de entrenar un sistema para que aprenda a realizar una tarea en específico, estas son: aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado y aprendizaje por refuerzo; para la implementación del algoritmo de IA se utilizó el aprendizaje por refuerzo combinado con algunos conceptos utilizados en el aprendizaje supervisado. En la Figura 21 se observa el principio del aprendizaje por refuerzo, estos sistemas reciben como entrada estados (situaciones) en las que se encuentra el sistema y, con base en la experiencia del sistema, proporciona como salida la acción más viable a realizar en el estado actual, con el fin de lograr el objetivo para el que fue diseñado.



Figura 21: Principio de aprendizaje por refuerzo [27].

Dentro del campo del aprendizaje por refuerzo existen diversas técnicas de aprendizaje, estas se dividen principalmente en *on policy* y *off policy*; la política (*policy*) es el conjunto de reglas o estrategias que utiliza un agente para decidir qué acciones llevar a cabo. Los aprendizajes basados en *on policy* son aquellos que en el proceso de entrenamiento, seleccionan la acción a realizar utilizando el poco o mucho aprendizaje que han acumulado hasta ese momento, y van actualizando su política en cada iteración, a diferencia de los aprendizajes basados en *off policy*, que durante el entrenamiento seleccionan las acciones de manera aleatoria, para explorar de forma continua diferentes acciones ante ciertas situaciones, y el conocimiento obtenido lo utilizan hasta el proceso de explotación; en la Figura 22 se observa un diagrama con las técnicas de aprendizaje más utilizadas en el aprendizaje por refuerzo.

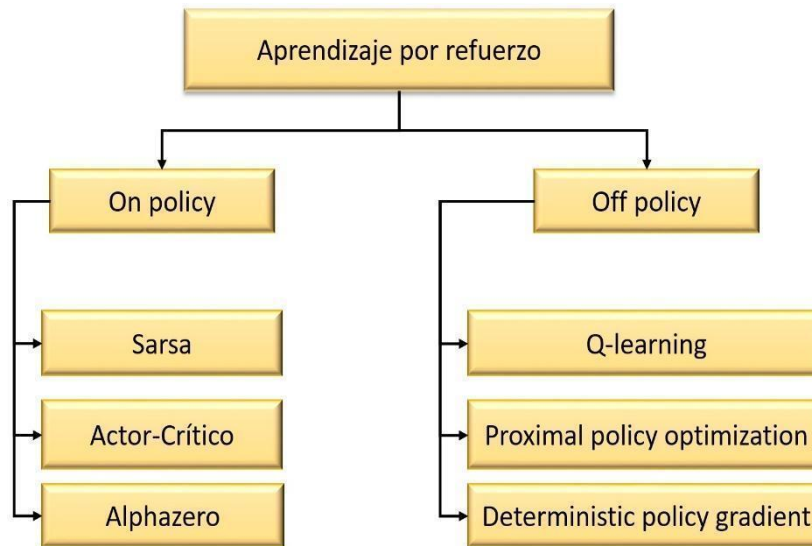


Figura 22: Técnicas de aprendizaje.

4.3.1. Aprendizaje implementado

La técnica de aprendizaje que se ha implementado en el algoritmo de IA de la BCI está basada en *Q-learning* [27], esta técnica utiliza una matriz para almacenar el conocimiento que va generando a partir de su experiencia (proceso de exploración), en esta matriz existe una relación entre los estados en los que se podría encontrar el sistema y las acciones que puede realizar en dichos escenarios; los valores que se encuentran dentro de la matriz se conocen como valores $Q(s,a)$ y están en función del estado actual y la posible acción a realizar; la principal diferencia entre el aprendizaje implementado en el algoritmo de la BCI y el aprendizaje *Q-learning* es que el algoritmo recibe como recompensa un 1 cuando la acción realizada acercó al agente al objetivo y 0 en caso contrario, esta recompensa es enviada directamente a la matriz donde se almacena el aprendizaje, pero en *Q-learning* la recompensa (0 o 1) es una variable numérica de entrada a una función que toma en consideración estado actual, estado futuro, variable de tasa de aprendizaje, factor de descuento, entre otras, y entrega a la salida un valor $Q(s,a)$ que posteriormente se almacena en la matriz de aprendizaje. El almacenar directamente la recompensa en la matriz de aprendizaje es una variación que se propone en este trabajo a la forma tradicional en que funciona el aprendizaje *Q-learning*, considerando los datos con los que se cuenta, dada la ventaja que proporciona de acelerar el proceso de aprendizaje.

El algoritmo de IA trabaja en conjunto con el algoritmo de detección de parpadeos, es por ello que en la estructura de la matriz de aprendizaje que se muestra en la Tabla 7 se relacionan los 3 estados en los que se puede encontrar el algoritmo de detección de parpadeos y las 5 acciones (ajustes) que puede realizar el algoritmo de IA para mejorar el desempeño en la

detección de parpadeos, y, por ende, en el funcionamiento global del sistema BCI. Cada valor $Q(s,a)$ se puede interpretar como una variable que almacena las recompensas recibidas por realizar la acción “a” en el estado “s”; la matriz inicialmente es declarada como una matriz llena de ceros y en el proceso de entrenamiento se van almacenando las recompensas; posteriormente, en los procesos de explotación y validación, la matriz de aprendizaje será la política que utilizará el algoritmo de IA para tomar una decisión sobre qué parámetro modificar o si debe mantener los mismos valores.

Tabla 7: Estructura de la matriz de aprendizaje.

Estados	Acciones				
	Aumentar umbral	Disminuir umbral	Aumentar subventana de tiempo	Disminuir subventana de tiempo	No realizar ajuste
Detección de falsos positivos	$Q(1,1)$	$Q(1,2)$	$Q(1,3)$	$Q(1,4)$	$Q(1,5)$
Detección de falsos negativos	$Q(2,1)$	$Q(2,2)$	$Q(2,3)$	$Q(2,4)$	$Q(2,5)$
Detección exacta	$Q(3,1)$	$Q(3,2)$	$Q(3,3)$	$Q(3,4)$	$Q(3,5)$

4.3.2. Entrenamiento

El aprendizaje *Q-learning* es *off policy*, es decir, que solo aprende en el proceso de entrenamiento, y no existe un refuerzo del conocimiento en los procesos de explotación y validación, o sea, la matriz de aprendizaje ya no sufre ninguna modificación, sin embargo, para el algoritmo propuesto en esta tesis se planteó que en el proceso de entrenamiento el algoritmo se comporte como un sistema *off policy*, en donde independientemente de cual sea el estado o desempeño del algoritmo de detección de parpadeos, el algoritmo de IA, realice una acción de manera aleatoria, con el fin de explorar qué acciones puede realizar ante diversas situaciones (estados) y evaluar si la recompensa es positiva, para que gradualmente pueda asociar que la acción realizada es una buena elección cuando se vuelva a presentar el mismo escenario; una vez terminado el proceso de entrenamiento, en el proceso de explotación el algoritmo se comporta como un sistema *on policy*, esto es, utilizar el conocimiento adquirido en el entrenamiento y, además, con el fin de reforzarlo, continuar evaluando las acciones realizadas y almacenar las recompensas para estar en un constante aprendizaje.

En el proceso de entrenamiento se utilizaron los registros del canal AF3 de las señales EEG de 10 personas que realizaron la secuencia 1 de parpadeos establecida en el protocolo de pruebas. Para cada registro se realizó un proceso de entrenamiento que consistió en ingresar la señal al algoritmo de detección de parpadeos, este último le envía al algoritmo de IA el número de parpadeos detectados en toda la señal, y el algoritmo de IA evalúa el estado (desempeño) en la detección de parpadeos, posteriormente selecciona una acción de manera aleatoria, y una vez realizados los ajustes se repite el proceso y se evalúa si la acción realizada ayudó o no a mejorar el desempeño en la detección de parpadeos, y con base en ello se envía una recompensa (1 o 0) a la matriz de aprendizaje. Todo el proceso descrito previamente fue automatizado, lo que permitió hacer un gran número de rondas de entrenamiento en poco tiempo. En la Figura 23 se muestra el diagrama de la secuencia realizada en el proceso de entrenamiento.

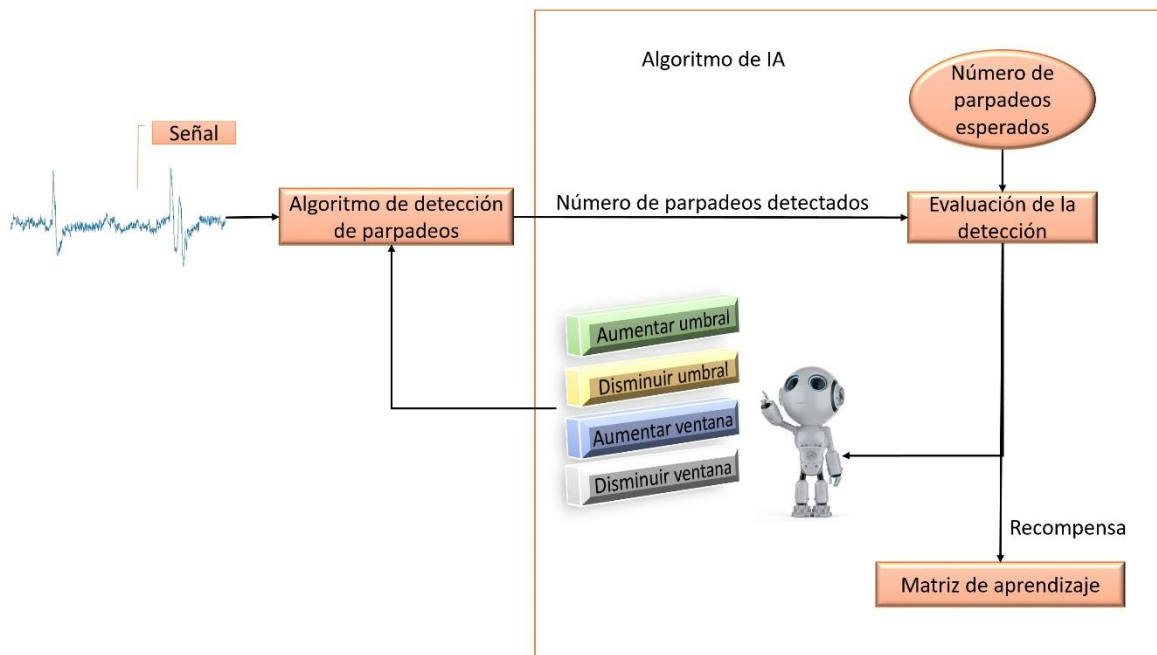


Figura 23: Diagrama de bloques del proceso de entrenamiento.

El utilizar un valor de referencia como la meta que debe lograr el sistema, es una práctica que se utiliza en el aprendizaje supervisado, ya que se le está proporcionando al sistema el valor esperado a la salida, esto fue implementado así con la idea de optimizar el proceso de entrenamiento. Considerando que se utilizaron las señales EEG de 10 personas y con cada una se hicieron 100 rondas de entrenamiento, el algoritmo tuvo un total de 1,000 rondas de entrenamiento, en donde fue desarrollando una política que le sirve para decidir qué acción realizar con base en la experiencia obtenida.

Tabla 8: Matriz de aprendizaje obtenida después del proceso de entrenamiento.

Estados	Acciones				
	Aumentar umbral	Disminuir umbral	Aumentar subventana de tiempo	Disminuir subventana de tiempo	No realizar ajuste
Detección de falsos positivos	87	19	31	0	0
Detección de falsos negativos	22	104	0	68	0
Detección exacta	0	0	0	0	2

En la Tabla 8 se observa el resultado de la matriz de aprendizaje después de haber realizado las 1,000 rondas de entrenamiento, en esta podemos observar que en cada renglón asociado a un estado existe una acción que acumuló un mayor número de recompensa, por lo tanto, esa acción será la que el sistema realizará cuando se encuentre de nuevo en ese estado, sin embargo, si realiza la acción con mayor recompensa y el error no disminuye, pero se mantiene en el mismo estado, intentará por segunda ocasión esa misma acción y, en caso de continuar en el mismo estado y que no exista disminución en el error, el algoritmo realizará la segunda mejor opción que tiene dentro de su matriz de aprendizaje.

4.3.3. Explotación

En la Figura 24 se muestra el diagrama de bloques del proceso de explotación. En esta etapa el algoritmo de IA ya desarrolló una política, por lo tanto se pone a prueba el aprendizaje que se obtuvo en el entrenamiento; para ello se utilizaron registros de señales EEG que fueron usados en el entrenamiento, pero en esta ocasión el algoritmo realiza acciones en caso de ser necesario, basado en la política que desarrolló y no de forma aleatoria como en el entrenamiento. El proceso de explotación puede ser descrito como el instante en el que el algoritmo ajusta los parámetros utilizados en la detección de parpadeos de acuerdo a las características de la señal de una persona, estos ajustes pueden ser realizados con diferente intensidad dependiendo de la magnitud del error. Tomando en cuenta la importancia de reforzar el conocimiento del algoritmo de IA, en el proceso de explotación el sistema continúa evaluando sus acciones realizadas y el impacto positivo o negativo que llega a tener en la detección de parpadeos, por lo que continúa acumulando las recompensas dentro de la matriz de aprendizaje para que el sistema esté en un constante entrenamiento.

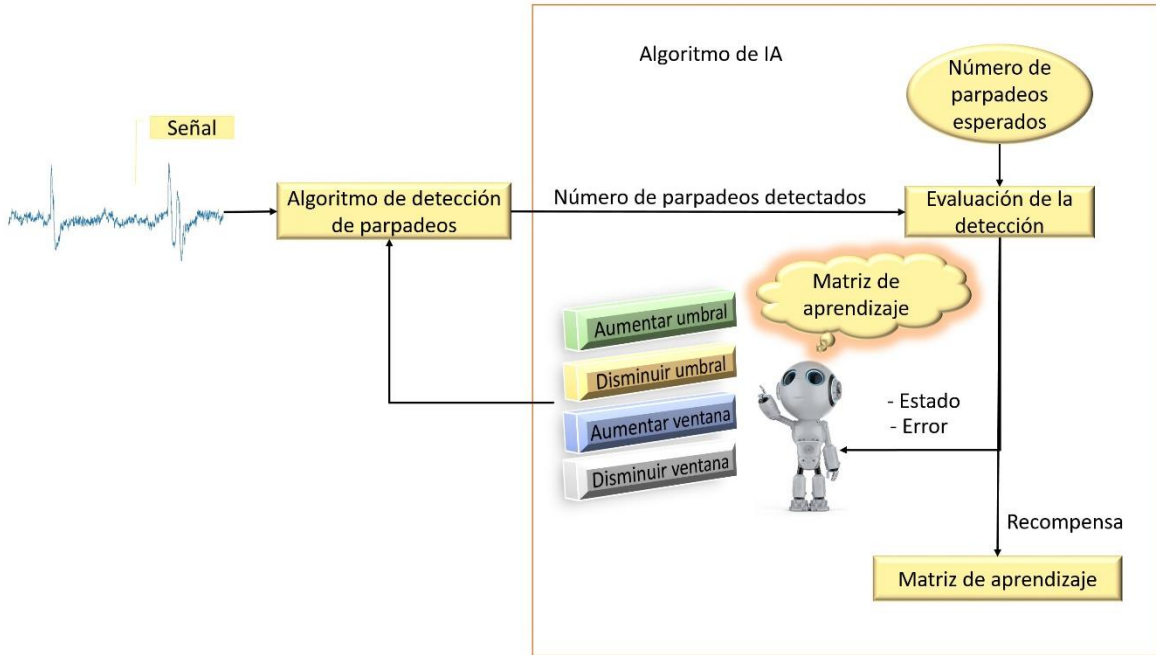


Figura 24: Diagrama de bloques del proceso de explotación, en el cual el sistema toma decisiones basado en su aprendizaje (matriz de aprendizaje).

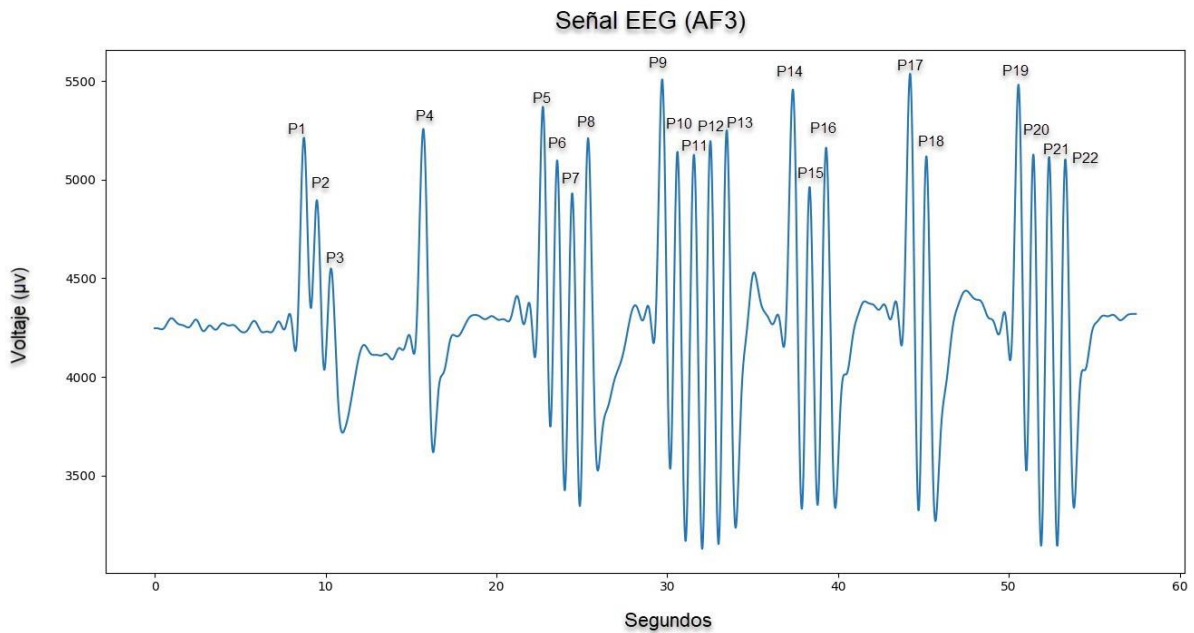


Figura 25: Señal EEG de una persona que realizó la secuencia de parpadeos 1 del protocolo de pruebas.

En la Figura 25 se muestra el registro del canal AF3 de la señal EEG de una persona que realizó 22 parpadeos como lo establece la secuencia 1 del protocolo de pruebas (Tabla 5), a cada uno de estos se le agrega una etiqueta con la letra P (parpadeo) seguido de un número que hace referencia a la secuencia del conteo, con el fin de identificarlos fácilmente al momento de visualizar el registro. En la Figura 26 se observa la ejecución del código en el símbolo del sistema de Windows al momento de realizar el proceso de explotación con este registro, en donde se pueden visualizar varios mensajes que manda la BCI para indicar que está ejecutando el algoritmo de IA y cuál es el estatus del sistema; el algoritmo de IA realiza ajustes hasta determinar los valores ideales para los parámetros del umbral y las subventanas de tiempo, en este ejemplo los valores ideales que ha determinado el algoritmo son: $4530 \mu v$ de umbral y 0.5 segundos en las subventanas de tiempo; estos se muestran dentro de 2 cuadrados de color rojo.

```

Command Prompt - python completo3g/py
Despues del ajuste numero 5 el error es 1
La recompensa de la accion 5 es 0
umbral 4510 subventana 0.5
Se aumento el umbral

hay 3 parpadeos entre el segundo 7.0 y 14.0
hay 1 parpadeos entre el segundo 14.0 y 21.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 21.0 y 28.0
hay 5 parpadeos entre el segundo 28.0 y 35.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 35.0 y 42.0
hay 2 parpadeos entre el segundo 42.0 y 49.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 49.0 y 56.0
El número de parpadeos detectados es MAYOR al realizado, el sistema esta reajustando parametros
El numero de parpadeos realizados son 22 y el numero de parpadeos detectados son 23
Despues del ajuste numero 6 el error es 1
La recompensa de la accion 6 es 0
umbral 4520 subventana 0.5
Se aumento el umbral

hay 3 parpadeos entre el segundo 7.0 y 14.0
hay 1 parpadeos entre el segundo 14.0 y 21.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 21.0 y 28.0
hay 5 parpadeos entre el segundo 28.0 y 35.0
hay 3 parpadeos entre el segundo 35.0 y 42.0
hay 2 parpadeos entre el segundo 42.0 y 49.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 49.0 y 56.0
Se han detectado correctamente sus parpadeos, el error es 0
El numero de parpadeos realizados son 22 y el numero de parpadeos detectados son 22
Despues del ajuste numero 7 el error es 0
La recompensa de la accion 7 es 1
El valor final de umbral es: 4530 y el de la subventana de tiempo es: 0.5

```

Figura 26: Proceso de explotación ejecutándose en el símbolo del sistema de Windows de la PC.

4.3.4. Validación

El proceso de validación consiste en evaluar el desempeño del algoritmo en lazo abierto y con señales EEG que el sistema no haya empleado previamente para los procesos de entrenamiento o explotación; uno de los aspectos a considerar es que las señales utilizadas en la validación deben ser de la misma persona de la cual usaron sus registros para el proceso de explotación, puesto que el algoritmo realizó ajustes basado en las características de las señales de la persona en cuestión. En esta etapa ya no existe una retroalimentación en el lazo de control, pues en teoría ya se realizaron los ajustes necesarios en el proceso de explotación;

si el sistema BCI es capaz de hacer una detección de parpadeos con un alto porcentaje de efectividad, se considera que se ha validado el aprendizaje del algoritmo de IA. Las señales EEG utilizadas para el proceso de validación son los registros obtenidos de las 10 personas que realizaron la secuencia 2 del protocolo de pruebas. En la Figura 27 se muestra un diagrama de bloques del proceso de validación.

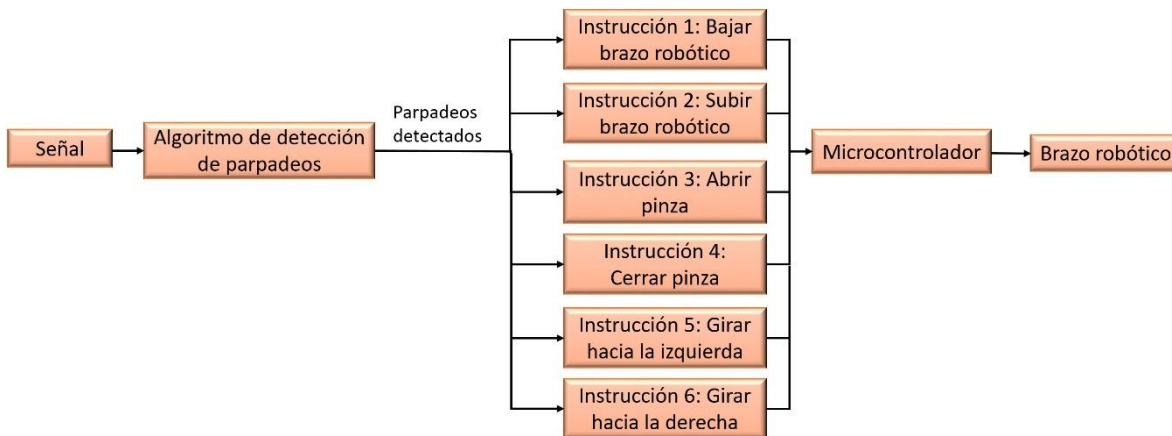


Figura 27: Diagrama de bloques del proceso de validación.

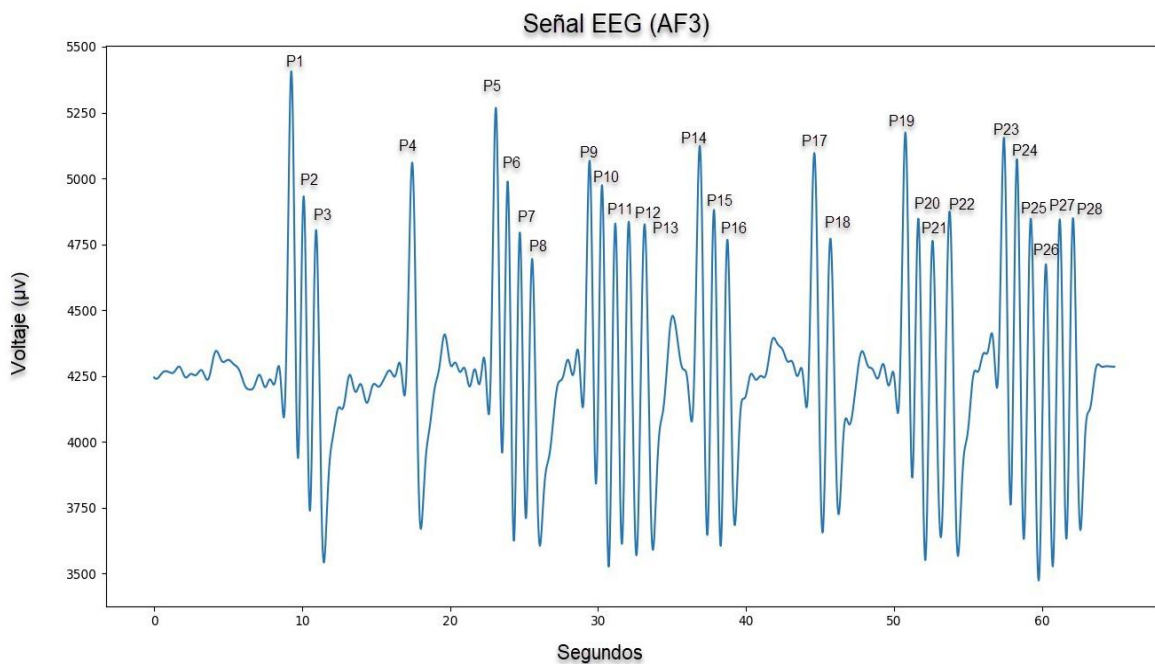


Figura 28: Señal EEG de una persona que realizó la secuencia de parpadeos 2 del protocolo de pruebas.

En la Figura 28 se muestra el registro de la señal EEG de la misma persona para la cual se realizó el proceso de explotación, no obstante, durante este registro la persona realizó 28 parpadeos como lo establece la secuencia 2 del protocolo de pruebas (Tablas 6), y al igual que en el registro del proceso de explotación, a cada parpadeo se les agregó una etiqueta con la letra P y el número correspondiente a la secuencia del conteo. En la Figura 29 se muestra el proceso de validación realizado desde el símbolo del sistema de Windows; en este se observan el número de parpadeos que detecta el sistema en cada ventana de análisis de 7 segundos, el número total de parpadeos detectados dentro del registro, los valores utilizados de umbral y subventanas de tiempo, así como la matriz de aprendizaje con la que cuenta el sistema hasta ese momento; en este ejemplo en particular se obtuvo un desempeño bastante bueno, pues la BCI fue capaz de identificar de manera precisa cada uno de los parpadeos dentro de la señal; en la sección de resultados se presenta el desempeño que tuvo el sistema de la BCI para cada uno de los registros de las señales EEG de las 10 personas a las que se les realizó el electroencefalograma y cumplieron con los 2 protocolos. En la Figura 29 se resaltan con cuadrados de color rojo los datos más importantes que devuelve el sistema, tales como, el umbral y tamaño de subventanas utilizadas en el análisis, así como el número total de parpadeos detectados en el registro EEG.

```
Command Prompt - python completo29.py
Si desea entrenar la interfaz presione 1, si desea hacer uso de la interfaz para controlar el brazo robótico presione 2
2
hay 3 parpadeos entre el segundo 7.0 y 14.0
hay 1 parpadeos entre el segundo 14.0 y 21.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 21.0 y 28.0
hay 5 parpadeos entre el segundo 28.0 y 35.0
hay 3 parpadeos entre el segundo 35.0 y 42.0
hay 2 parpadeos entre el segundo 42.0 y 49.0
hay 4 parpadeos entre el segundo 49.0 y 56.0
hay 6 parpadeos entre el segundo 56.0 y 63.0
Se detectaron 8 instrucciones con un total de 28 parpadeos

El umbral utilizado es: 4530
El tamaño de las subventanas utilizadas es: 0.5
Matriz de aprendizaje:
[[189 19 31 0 0]
 [ 22 279 0 68 0]
 [ 0 0 0 0 2]]
```

Figura 29: Proceso de validación ejecutándose en el símbolo del sistema de Windows de la PC.

Capítulo 5: Resultados

El desempeño de la BCI es evaluado con respecto a la efectividad que tiene para interpretar las instrucciones que el usuario desea dar, y tomando en cuenta que las instrucciones se dan a partir de parpadeos, la efectividad del sistema depende de una adecuada detección de estos. Detectar más o menos de los que realmente hay, ocasiona un error en la interpretación, puesto que, por ejemplo, el movimiento asociado a 3 parpadeos es diferente al de 2 y 4. En esta tesis, consideraremos un falso positivo a la detección de más parpadeos de los realmente realizados; mientras que, por otra parte, consideraremos un falso negativo a la detección de menos parpadeos de los realmente realizados; finalmente, llamaremos verdadero positivo a la detección del número correcto de parpadeos.

El valor F, también conocido como F1-Score es una de las métricas más utilizadas en el campo del aprendizaje computacional [28], que sirve para evaluar el desempeño en la precisión y sensibilidad (recall) de algoritmos clasificadores; de cierta forma, el algoritmo encargado de la detección de parpadeos funciona como un sistema clasificador, es decir, determina si existe o no existe parpadeo dentro de cada subventana de tiempo; es por ello que se utilizó el F1-Score como métrica para evaluar el desempeño de la BCI. Las ecuaciones utilizadas para calcular el valor de F1-Score se presentan a continuación.

$$F1 = \frac{2 * P_{model} * S_{model}}{P_{model} + S_{model}}$$

$$Precisión = \frac{\text{verdaderos positivos}}{\text{verdaderos positivos} + \text{falsos positivos}} \cdot 100$$

$$Sensibilidad(Recall) = \frac{\text{verdaderos positivos}}{\text{verdaderos positivos} + \text{falsos negativos}} \cdot 100$$

La metodología utilizada para determinar los verdaderos positivos, falsos positivos y falsos negativos fue mediante una comparación entre los datos que arrojó el sistema y los datos establecidos en el protocolo con respecto al número de parpadeos que debía existir en cada ventana de 7 segundos; adicionalmente, se realizó una inspección visual de cada una de las señales para verificar el número de parpadeos en cada ventana de análisis.

La evaluación del desempeño de la BCI consistió en realizar 3 etapas para las señales de cada persona, en la primera etapa se evaluó la adecuada detección de parpadeos con el registro de la secuencia 1, en esta etapa la BCI trabajó con los parámetros establecidos de forma predeterminada y no se utilizó la funcionalidad de ajuste de parámetros que realiza el algoritmo de IA, los resultados de esta prueba se muestran en la Tabla 9; la segunda etapa

consistió en evaluar el desempeño de la BCI con la misma señal utilizada en la primera etapa, con la diferencia que ahora sí se utilizó el algoritmo de IA y se ajustaron los parámetros acorde a las características de la señal de la persona en cuestión, los resultados obtenidos en esta etapa se muestran en la Tabla 10; finalmente, en la tercera etapa se utilizó el registro de la secuencia 2, cabe destacar que, previamente, en la etapa 2, la BCI ajustó los parámetros para realizar una adecuada detección con la persona en cuestión, por lo que en esta etapa se evaluó el desempeño de la BCI en lazo abierto y con un registro diferente al de las primeras 2 etapas, los resultados obtenidos de esta prueba se muestran en la Tabla 11.

En la Tabla 9 se presentan datos estadísticos sobre el desempeño de la BCI utilizando los registros de las señales EEG de las 10 personas que realizaron la secuencia de parpadeos 1; en términos generales se obtuvo un desempeño bastante aceptable, sin embargo, existen casos puntuales en los que se presentó desempeño muy por debajo de la media obtenida en precisión y sensibilidad, ejemplo de ello son los casos de las personas 5, 8 y 9. En el análisis del registro de la persona 5 se obtuvo un porcentaje en la precisión de 68.75%, muy por debajo de la media obtenida (94.80%), aunque en la sensibilidad se obtuvo un 100%; caso similar ocurrió con el análisis del registro de la persona 8, donde se obtuvo un 88% en precisión y 100% en sensibilidad, no obstante el valor de la precisión obtenido está por debajo del 90%; por último, los resultados obtenidos en el análisis del registro de la persona 9 comparte esta tendencia, en el que se obtuvo un 100% en precisión, sin embargo la sensibilidad obtuvo un 86.36%, valor que está por debajo del 90%, por lo que de igual manera se considera dentro de los casos en los que el sistema obtuvo un valor F1-Score menor a 95%. Cabe mencionar que de manera general se podría considerar un buen desempeño el tener un resultado igual o mayor a 85% en F1-Score, sin embargo, en este sistema BCI, la interpretación de las instrucciones que el usuario desea dar depende directamente de la adecuada detección de parpadeos, por lo que obtener un F1-Score igual o mayor a 95% se considera el escenario ideal.

Tabla 9: Estadísticas del desempeño de la BCI (señales de la secuencia 1).

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 1	22	23	22	1	0	95.65%	100%	97.77%
Persona 2	22	23	22	1	0	95.65%	100%	97.77%
Persona 3	22	21	21	0	1	100%	95.45%	97.67%
Persona 4	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 5	22	32	22	10	0	68.75%	100%	81.48%
Persona 6	22	20	20	0	2	100%	90.90%	95.23%

Persona 7	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 8	22	25	22	3	0	88%	100%	93.61%
Persona 9	22	19	19	0	3	100%	86.36%	92.68%
Persona 10	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Porcentajes promedio						94.80%	97.27%	95.62%

En la segunda etapa (proceso de explotación) de la evaluación de la BCI, se utilizó la funcionalidad del algoritmo de IA que ajusta los parámetros empleados en la detección de parpadeos acorde a las características de la señal con la que se está trabajando; cabe destacar que se utilizaron los mismos 10 registros de la secuencia 1 y en esta ocasión el desempeño de la BCI fue sobresaliente, pues logró un 100% de efectividad con los registros de las 10 personas, lo que implica una mejoría en la interpretación de las instrucciones. Los datos estadísticos de la evaluación en esta segunda etapa se muestran en la Tabla 10.

Tabla 10: Estadísticas del desempeño de la BCI posterior a los ajustes realizados en el proceso de explotación (señales de la secuencia 1).

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 1	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 2	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 3	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 4	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 5	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 6	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 7	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 8	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 9	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 10	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Porcentajes promedio						100%	100%	100%

Finalmente, en la tercera y última etapa (proceso de validación), se evaluó el desempeño de la BCI luego de que el algoritmo de IA realizará los ajustes correspondientes, obteniendo como resultado un valor promedio de 98.28% en F1-Score. Los datos estadísticos de la evaluación en esta etapa se muestran en la Tabla 11, cabe destacar que el desempeño del sistema en 9 de los 10 registros fue superior al 95% en las métricas de F1-Score, únicamente

con el registro de la persona 10 se obtuvo un valor de 90.14%, por lo que en términos generales se puede concluir que se ha validado exitosamente el sistema BCI.

Tabla 11: Estadísticas del desempeño de la BCI en el proceso de validación (señales de la secuencia 2).

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 1	28	28	28	0	0	100%	100%	100%
Persona 2	28	28	28	0	0	100%	100%	100%
Persona 3	28	27	27	0	1	100%	96.43%	98.18%
Persona 4	28	28	28	0	0	100%	100%	100%
Persona 5	28	29	28	1	0	96.55%	100%	98.24%
Persona 6	28	28	28	0	0	100%	100%	100%
Persona 7	28	28	28	0	0	100%	100%	100%
Persona 8	28	29	28	1	0	96.55%	100%	98.24%
Persona 9	28	27	27	0	1	100%	96.43%	98.18%
Persona 10	28	23	23	0	5	100%	82.14%	90.14%
Porcentajes promedio						99.31%	97.40%	98.28%

Durante los registros de las señales EEG se supervisó que las personas, cumplieran con la secuencia como se les indicó, sin embargo, se presentaron 2 casos en los que no pudieron completar de manera correcta las 2 secuencias del protocolo de pruebas y por ello se les considera como casos especiales. La persona 11 realizó de manera adecuada la secuencia 1, sin embargo, al momento de realizar la secuencia 2 tuvo dificultades y en su último intento realizó 27 de los 28 parpadeos que se le indicó realizar; por otro lado, la persona 12 tuvo ciertas dificultades para realizar la secuencia 1, no obstante, después de varios intentos consiguió realizarla de manera adecuada, sin embargo, al momento de intentar realizar la secuencia 2 no pudo completarla correctamente.

De la misma manera en que se realizó el análisis del desempeño de la BCI con los registros que cumplen los estándares establecidos en el protocolo, en las Tablas 12, 13 y 14 se presentan las estadísticas del rendimiento de la BCI utilizando los registros de las personas que no realizaron correctamente las secuencias de parpadeos, esto con el fin de documentar el desempeño del sistema ante escenarios en los que las personas no son capaces de dar instrucciones de manera adecuada. En la Tabla 12 se muestran los valores F1-Score obtenidos con los parámetros establecidos de forma predeterminada, en esta se puede observar que el desempeño del sistema con la persona 11 fue bastante bueno, obteniendo un 97.77% en F1-Score, sin embargo, con la persona 12 se obtuvo un valor de 0%.

Tabla 12: Estadísticas del desempeño de la BCI con los casos especiales (señales de la secuencia 1).

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 11	22	23	22	1	0	95.65%	100%	97.77%
Persona 12	22	0	0	0	22	0%	0%	0%

En la Tabla 13 se muestran las estadísticas de la BCI posterior a los ajustes realizados en el proceso de explotación, en donde se puede observar un gran incremento en los valores de F1-Score, especialmente en el caso de la persona 12 que logró incrementar un 95.45% después de los ajustes realizados por el sistema, y con la persona 11 se incrementó un 2.23% logrando llegar al 100% en el valor de F1-Score. Finalmente, en la Tabla 14 se muestran los resultados del desempeño en el proceso de validación, en donde la persona 11 obtuvo un 98.18% y el registro de la persona 12 no pudo ser analizado debido a que no logró completar ni el 30% de la secuencia de parpadeos que se estableció.

Tabla 13: Estadísticas del desempeño de la BCI posterior a los ajustes realizados en el proceso de explotación con los casos especiales (señales de la secuencia 1).

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 11	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 12	22	22	21	1	1	95.45%	95.45%	95.45%

Tabla 14: Estadísticas del desempeño de la BCI en el proceso de validación con los casos especiales (señales de la secuencia 2).

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 11	28	27	27	0	1	100%	96.43%	98.18%
Persona 12	28	No pudo realizar el protocolo de manera correcta						

Conclusiones

Conclusiones generales

- En el desarrollo de este trabajo se logró diseñar e implementar una nueva técnica de aprendizaje (basada en *Q-learning*) y un nuevo algoritmo de detección de parpadeos, los cuales forman parte del sistema de la BCI y son fundamentales en la interpretación de instrucciones que el usuario da implícitamente a través de señales eléctricas cerebrales.
- Durante las pruebas que se le realizaron al sistema se pudo identificar que la efectividad en la detección de parpadeos aumenta en promedio un 4.38% cuando el algoritmo de IA realiza ajustes en los parámetros del algoritmo de detección de parpadeos.
- El sistema BCI desarrollado en este trabajo puede ser utilizado para controlar diversos dispositivos de interés mediante parpadeos, por lo que se le pueden dar diversas aplicaciones.
- Los registros de las señales EEG utilizados en este trabajo cumplen con los estándares establecidos en el protocolo de pruebas, y además fueron examinados visualmente con el fin de garantizar que dentro del registro se visualicen los picos de voltaje que se producen por efectuar parpadeos.
- Después de realizar un análisis de los datos estadísticos sobre el rendimiento de la BCI, se puede concluir que el haber implementado un algoritmo de aprendizaje computacional le da la capacidad al sistema de adaptarse acorde a la señal que se le presente y con ello se aumenta el número de personas que podrán hacer uso correcto de la BCI.

Trabajo futuro

- En el proceso de la adquisición de señales se presentó el escenario en el que 2 personas no pudieron completar de manera correcta las 2 secuencias de parpadeos establecidas en el protocolo, por lo que esto es un aspecto a considerar para trabajos futuros, puesto que pone en evidencia que es relativamente sencillo encontrar potenciales usuarios de una BCI que presentarán dificultades para el uso de la misma,

incluso ante un sistema adaptativo, como el aquí propuesto, que tenga un buen desempeño en otros casos.

- La estructura de programación utilizada en el algoritmo de detección de parpadeos es altamente escalable respecto al número de instrucciones que puede interpretar, y sumado a que existe 1 servomotor del brazo robótico que no fue utilizado para estas pruebas, son factores a considerar par un trabajo futuro.
- El umbral inferior es uno de los principales factores a considerar en la elaboración de una segunda versión del algoritmo de detección de parpadeos, esto puede robustecer aún más su desempeño en la detección de parpadeos y por ende en la interpretación de instrucciones que el usuario desee dar.

Bibliografía

- [1] Moreno, I., Batista, E., Serracín S., Moreno R., Gómez L., Serracín J., Boya C., and Quintero J. (2019). Los sistemas de interfaz cerebro-computadora basado en EEG: características y aplicaciones. Revista de I+D Tecnológico, vol. 15, no. 2, pp. (13-26). doi: <https://doi.org/10.33412/idt.v15.2.2230>.
- [2] Brodnik, A., Carlsson, S., Sedgewick, R., Munro, J., Demaine, E. (2013). Resizable Arrays in Optimal Time and Space. Department of Computer Science (University of Waterloo). (Technical Report CS-99-09).
- [3] Barrett, K. E. (2013). Ganong fisiología médica (24a. ed.), McGraw Hill México.
- [4] Koeppen, B. M. and B. A. Stanton (2017). Berne and Levy Physiology E-Book, Elsevier Health Sciences.
- [5] Jeunet, C., Jahanpour, E. and Lotte, F. (2016). Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study. Journal of Neural Engineering, vol. 13, n° 3, p. 036024.
- [6] Vidal, J. (1973). Toward Direct Brain-Computer Communication. Annual Review of Biophysics and Bioengineering, vol.2, pp.(157-180). doi:10.1146/annurev.bb.02.060173.001105.
- [7] Vidal, J.(1977). Real-time detection of brain events in EEG. Proceedings. IEEE, vol. 65, no. 5, pp. (633–641).
- [8] Millan, J. (2010). Silla de ruedas conectada con el sistema nervioso del usuario. Recuperado de https://www.tendencias21.es/Sillas-de-ruedas-y-robots-hacen-el-trabajo-de-la-medula-espinal_a40121.html
- [9] UPCM (2012). La paciente del experimento acerca una tableta de chocolate a su boca ayudándose del brazo robótico. Recuperado de <http://esmateria.com/2012/12/17/una-nueva-tecnologia-crea-el-brazo-robotico-controlado-por-la-mente-mas-avanzado/#prettyPhoto>
- [10] University of Florida (2015). Controlling drones with your mind. Recuperado de <https://www.emotiv.com/videos/world-first-brain-drone-race/>
- [11] Michio, K. (2014). Future of the Mind. United States: Doubleday.

[12] Ubilluz, C., Delgado, R., López, R. (2020). Prototipo de sistema para análisis de ondas cerebrales del personal militar y determinar su capacidad para la toma de decisiones en situaciones de estrés. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, N° E 29, pp. (395-405).

[13] Aldana, C., Buitrago, E. (2013). Actualidad en la investigación de electroencefalograma - resonancia magnética funcional simultáneos en el estudio de epilepsia y dolor. *Revista Cubana de Investigaciones Biomédicas*, vol.32, no.1, ISSN 0864-0300.

[14] Sharbrough, F. & Chatrian, G.E. & Lesser, Ronald & Luders, H. & Nuwer, M. & Picton, Terence. (1991). "American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature". *Clinical Neurophysiology*. 8. 200-202.

[15] Rodríguez, Y., González, T., Marañón, E., Montoya, A., Sanabria, F. (2015). Aplicación de la corrección de artefactos en el electroencefalograma para el monitoreo del estado anestésico. *Revista cubana de neurología y neurocirugía*. 5 (Supl. 1): S9–S14, ISSN 2225 – 4676.

[16] García, E., and Gentiletti, G. (2008). Interfaz Cerebro Computadora (ICC) Basada en el potencial relacionado con eventos P300: Análisis del efecto de la dimensión de la matriz de estimulación sobre su desempeño. *Ingeniería Biomédica* (Vol. 2, No.4).

[17] Alagia, R., Quiles, E. (2018). Procesamiento de artefactos en EEG para aplicaciones de comunicación y control. *Escuela Técnica Superior de Ingeniería del Diseño Universidad Politécnica de Valencia*.

[18] Recuperado de <https://www.emotiv.com/epoc/>.

[19] Recuperado de <https://www.emotiv.com/setup/epoc/>.

[20] K. D. W. J. R. Shih J.J. (2012). Brain-computer interfaces in medicine. In *Mayo Clinic Proceedings*. Elsevier, vol. 87, n° 3, pp. 268-279.

[21] Badaró, S., Ibañez, L., and Agüero, M. (2013). Sistemas expertos: fundamentos, metodologías y aplicaciones. *Ciencia y tecnología*, 13, 349-364. Doi: <http://dx.doi.org/10.18682/cyt.v1i13.122>.

[22] Wiemken TL, Kelley RR., (2020). Machine learning in epidemiology and health outcomes research. *Annual Review of Public Health*. Vol. 41 (1): 21-36.

[23] Sutton, R., Barto, A., (2014). *Reinforcement Learning: An Introduction*. The MIT Press.

[24] AURA Advanced Use Robotics Arms, COMAU. (2021). <https://www.comau.com/wp-content/uploads/2021/07/Comau-AURA-ENG-WEB-HD.pdf>.

[25] Recuperado de <https://www.thingiverse.com/thing:436096>.

[26] Recuperado de http://www.ee.ic.ac.uk/pcheung/teaching/DE1_EE/stores/sg90_datasheet.pdf.

[27] De Ponteves, H. (2019). AI crash course. Packt, ISBN: 1838645357, 9781838645359.

[28] Ward, D., (2008). Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. Journal of Machine Learning Technologies. Vol. 2.

Apéndice

Apéndice A. Protocolo de pruebas



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA



PROTOCOLO DE PRUEBAS

TÍTULO DEL ESTUDIO: "Adquisición de señales eléctricas cerebrales mediante el estudio de electroencefalograma"

Puebla, Puebla a _____ del año _____.

El estudio que se le realizará consiste en registrar las señales eléctricas cerebrales mediante un electroencefalograma, posteriormente esta información se utilizará para el entrenamiento y validación de un software que es capaz de identificar parpadeos dentro de las señales y asociarlo con instrucciones para realizar el control de un brazo robótico.

El electroencefalograma es un estudio indicado principalmente para la detección y análisis de enfermedades del sistema nervioso; también nos permite analizar los cambios que existen en la actividad eléctrica cerebral durante alguna estimulación externa o incluso cuando la persona realiza algún movimiento voluntario, por lo que las señales eléctricas cerebrales de una persona pueden ser utilizadas como señales de mando para sistemas de interfaz cerebro-computadora.

El estudio a realizar consiste en la colocación de una diadema Emotiv Epoc +, la cual tiene 14 electrodos, estos electrodos serán colocados sobre el cuero cabelludo de la persona voluntaria. Antes de colocar los electrodos se aplicara un líquido conductor sobre cada electrodo para tener un mejor registro de las señales, posteriormente se colocara la diadema en el cuero cabelludo y se le indicara que realice las secuencias de parpadeos que se muestran en las Tablas A1 y A2; el tiempo estimado para realizar el estudio de electroencefalograma y todo lo que este conlleva es aproximadamente de 40 minutos.

Tabla A1: Secuencia 1.

	Momento en el que se da la instrucción de parpadear (segundos)	Número de parpadeos	Ventana de tiempo para realizar los parpadeos (segundos)
		0	0 – 7
	7	3	7-14
	14	1	14 – 21
	21	4	21 – 28
	28	5	28 - 35
	35	3	35 – 42
	42	2	42 – 49
	49	4	49 – 56
Total		22	56

Tabla A2: Secuencia 2.

	Momento en el que se da la instrucción de parpadear (segundos)	Número de parpadeos	Ventana de tiempo para realizar los parpadeos (segundos)
		0	0 – 7
	7	3	7-14
	14	1	14 - 21
	21	4	21 – 28
	28	5	28 - 35
	35	3	35 - 42
	42	2	42 - 49
	49	4	49 - 56
	56	6	56 - 63
Total		28	63

Usted es voluntario para participar en el presente estudio por estar completamente sano, antes de realizar el electroencefalograma y antes de acudir al lugar donde se realizará el registro es necesario seguir las siguientes recomendaciones:

- 1.- Lavar el cabello con jabón neutro, sin usar shampoo.
- 2.- Al peinarlo, no usar fijador, cera, aceite, gel o acondicionador en su cabello, pues esto podría afectar los resultados del estudio.
- 3.- Horario de sueño normal.

- 4.- Horarios de comida normales.
- 5.- El día del estudio No consumir café, chocolates, dulces o cualquier otro alimento con alto contenido de azúcar o cafeína, ya que podría afectar los resultados del estudio.
- 6.- Por favor llegue 15 minutos antes de la hora indicada al lugar donde se hará el estudio.

A continuación se muestra un listado de los pasos a seguir durante el electroencefalograma.

- 1.- En primer lugar se sentará cómodamente en una silla.
- 2.- Se aplicara una solución salina (suero) a los electrodos de la diadema para tener una mejor captación de la señal, posteriormente se colocarán sobre su cabeza estos pequeños electrodos.
- 3.- Se le solicitara realizar algunos parpadeos durante el estudio de electroencefalograma.
- 4.- Las señales registradas se guardarán en una computadora para el análisis e interpretación.
- 5.- El tiempo estimado del estudio es de 40 a 60 minutos.
- 6.- Al término del estudio se retiran los electrodos, se limpiará su cabeza y se podrá retirar de inmediato.

Todos los datos obtenidos en el electroencefalograma serán almacenados y utilizados en proyectos científicos sin fines de lucro. Los datos y análisis del electroencefalograma serán conservados por los investigadores responsables del proyecto de la BUAP, y únicamente serán usados para los fines de la investigación. En caso de publicación de los mismos serán usados con una etiqueta de referencia (sin nombre).

El beneficio principal de este estudio será el aporte que el proyecto de investigación dará para la implementación de nuevas tecnologías que permitan a personas con discapacidad motora poder controlar dispositivos o artefactos mediante la actividad eléctrica cerebral y esto a su vez les ayude a llevar una mejor calidad de vida y no dependan necesariamente de otras personas para realizar actividades elementales.

Apéndice B. Carta de consentimiento informado



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA



Carta de consentimiento informado

Yo _____ he leído y comprendido la información anterior y mis preguntas han sido respondidas de manera satisfactoria. He sido informado y entiendo que mi participación es totalmente voluntaria, que el estudio no tendrá ningún riesgo, ningún costo y tampoco recibiré ningún beneficio económico por mi participación. Entiendo que los datos obtenidos en el estudio pueden ser publicados o difundidos con fines científicos y que en caso de no desear continuar en el estudio me puedo retirar en cualquier momento sin ninguna consecuencia. De igual manera me comunicaron que si me llega a surgir alguna duda sobre los resultados del estudio que me realizaron, me puedo comunicar con la Dra. María Monserrat Morín Castillo directora del proyecto al correo electrónico morin.monserrat@gmail.com.

Por lo anterior, convengo en participar en este estudio y en que recibiré una copia firmada y fechada de esta forma de consentimiento.

Fecha: _____

Nombre y firma del
ciudadano

Dirección

Testigo 1
Nombre y Firma

Dirección

Testigo 2
Nombre y Firma

Dirección

Apéndice C. Diseño del brazo robótico en Solidworks

En esta sección se muestran las piezas modeladas en Solidworks, así como el ensamblaje completo del diseño del brazo robótico utilizado en este proyecto.

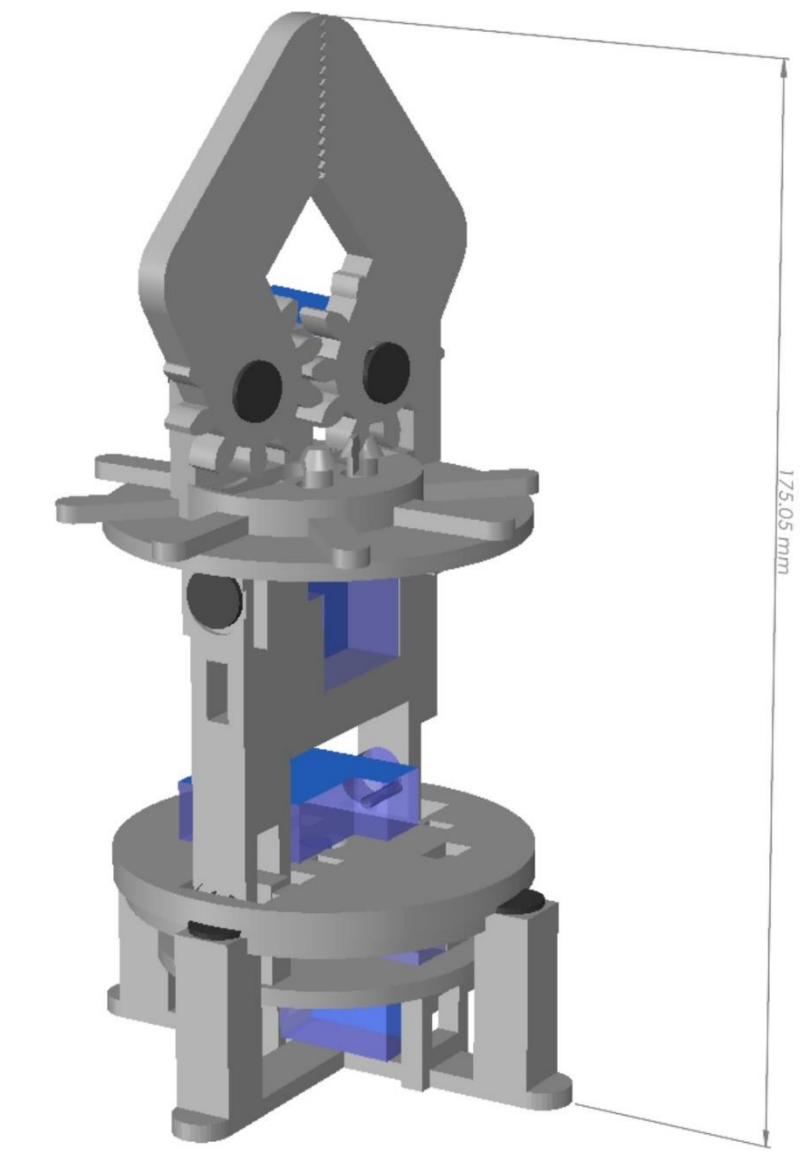


Figura C1: Diseño en Solidworks del brazo robótico implementado en este proyecto (ensamblaje).

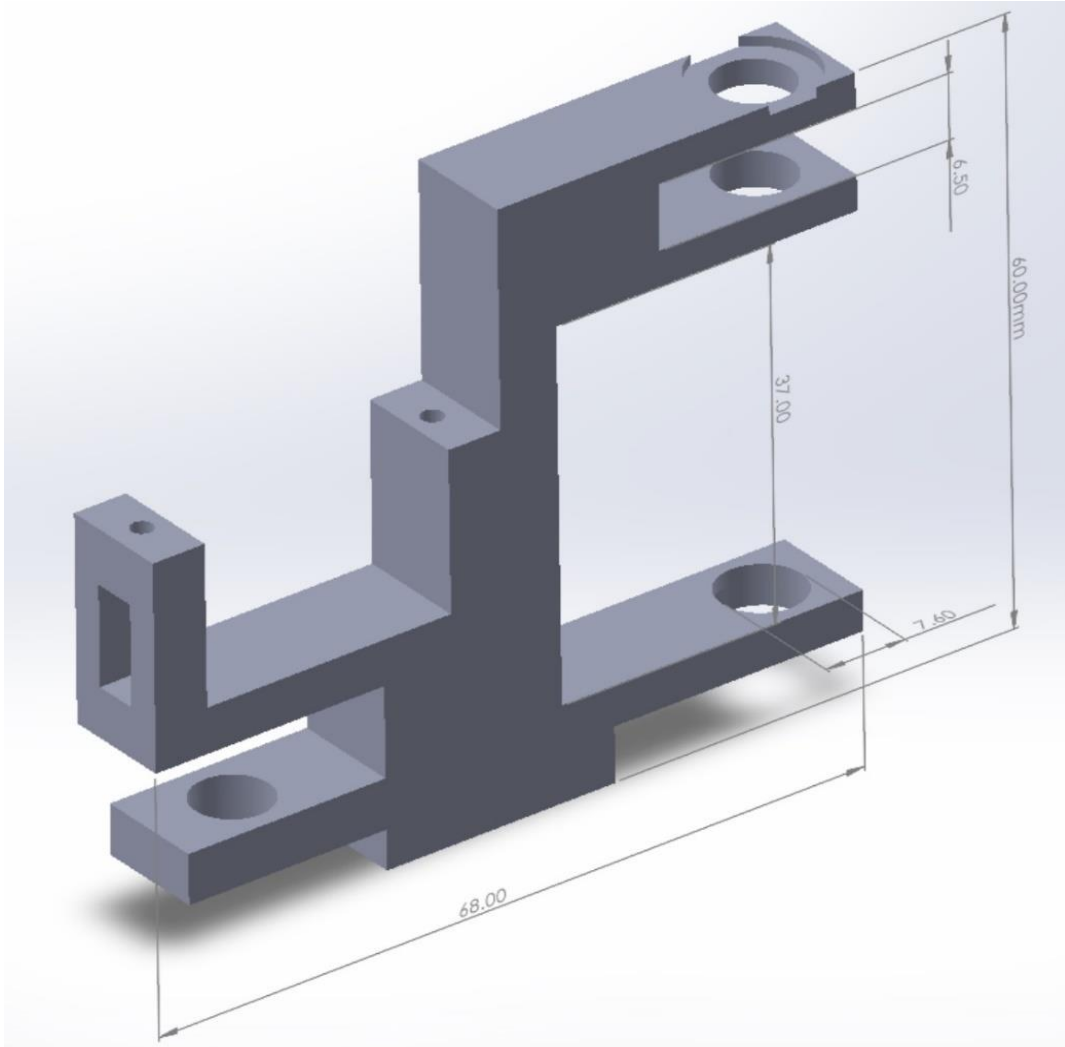


Figura C 2: Pieza del brazo robótico llamada "arm".

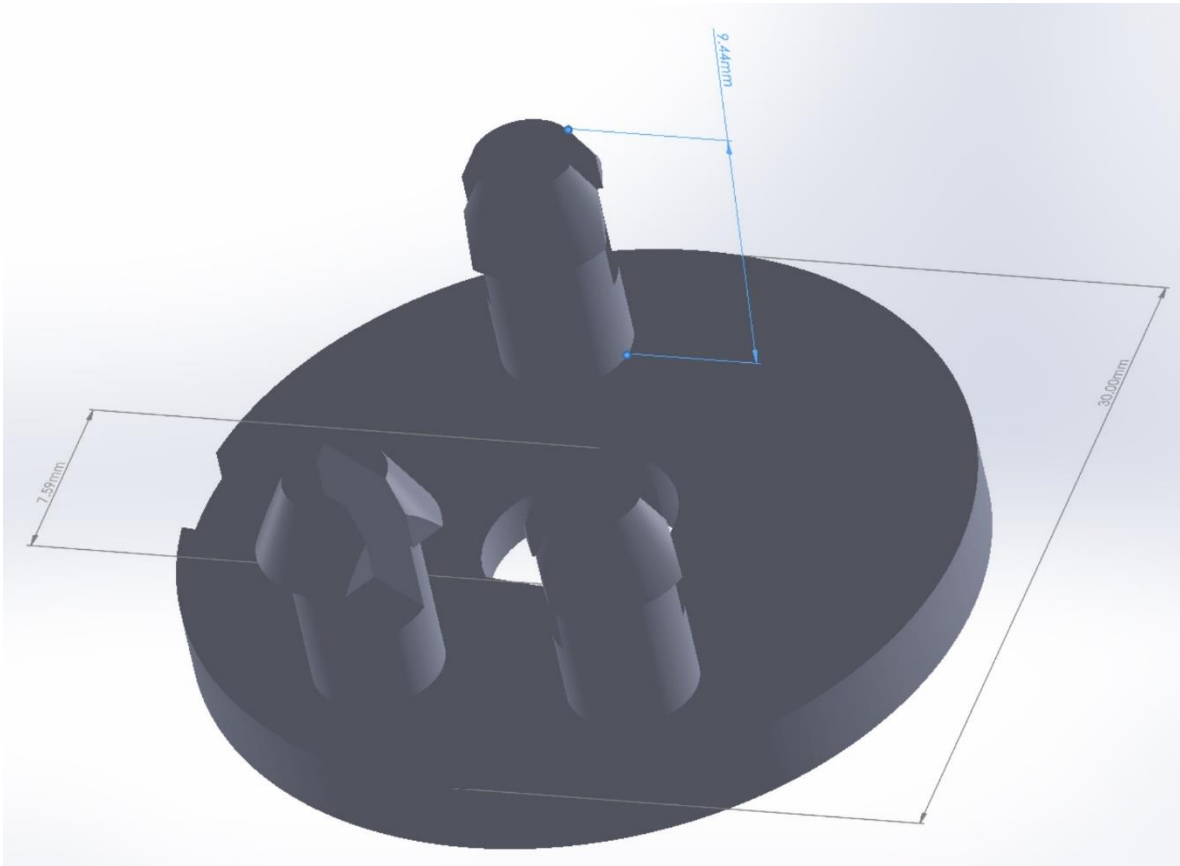


Figura C 3: Pieza del brazo robótico llamada "axle".

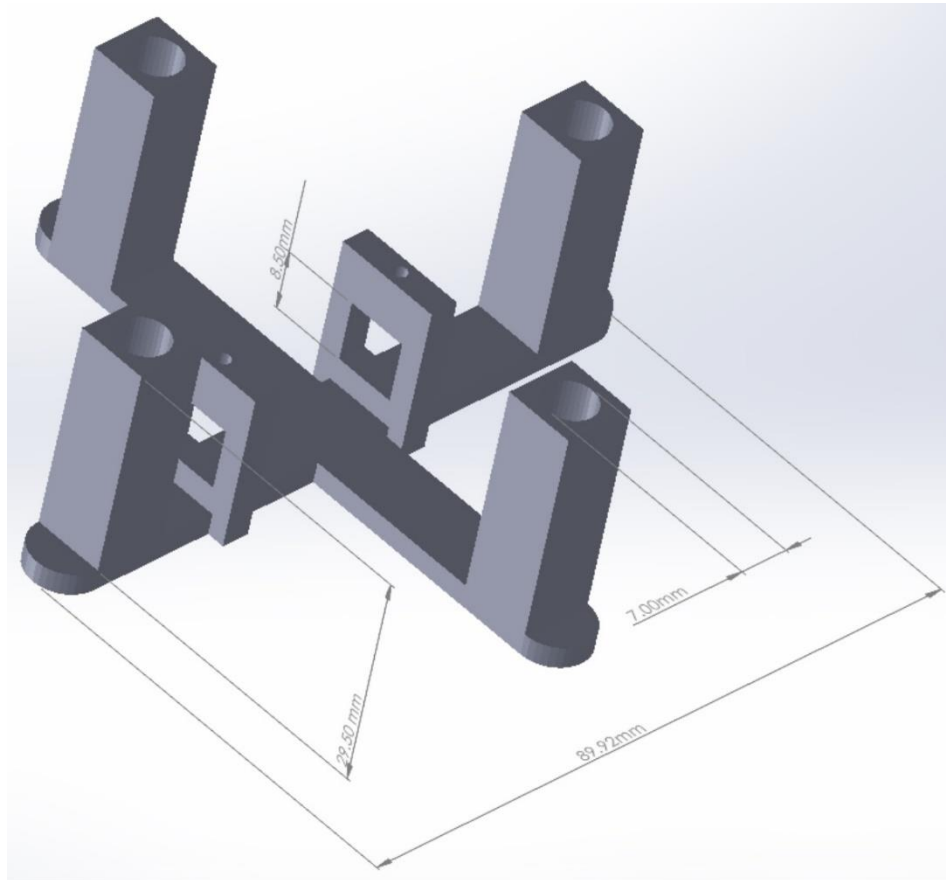


Figura C 4: Pieza del brazo robótico llamada "feet".

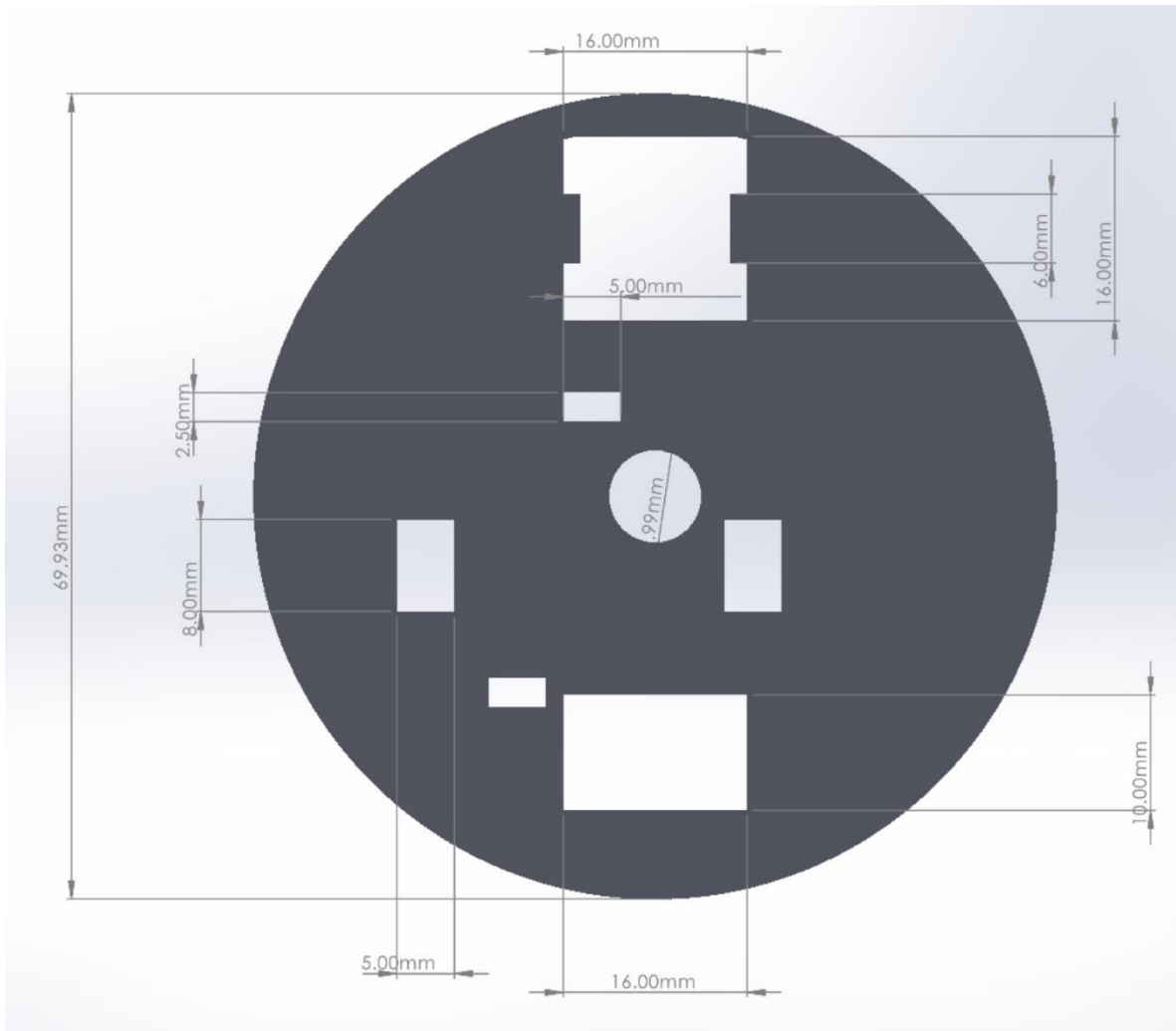


Figura C 5: Pieza del brazo robótico llamada "plate".

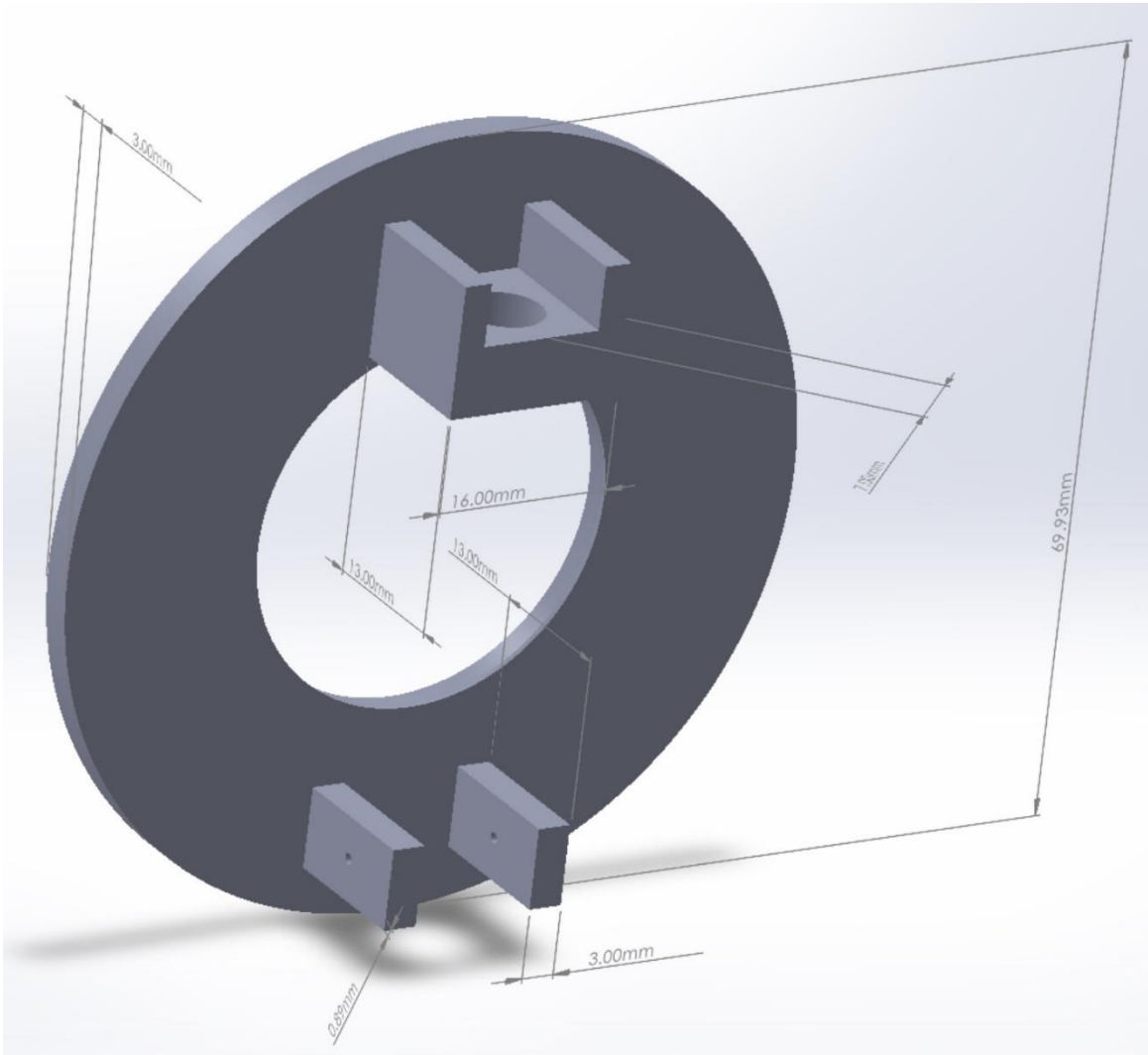


Figura C 6: Pieza del brazo robótico llamada "rest".

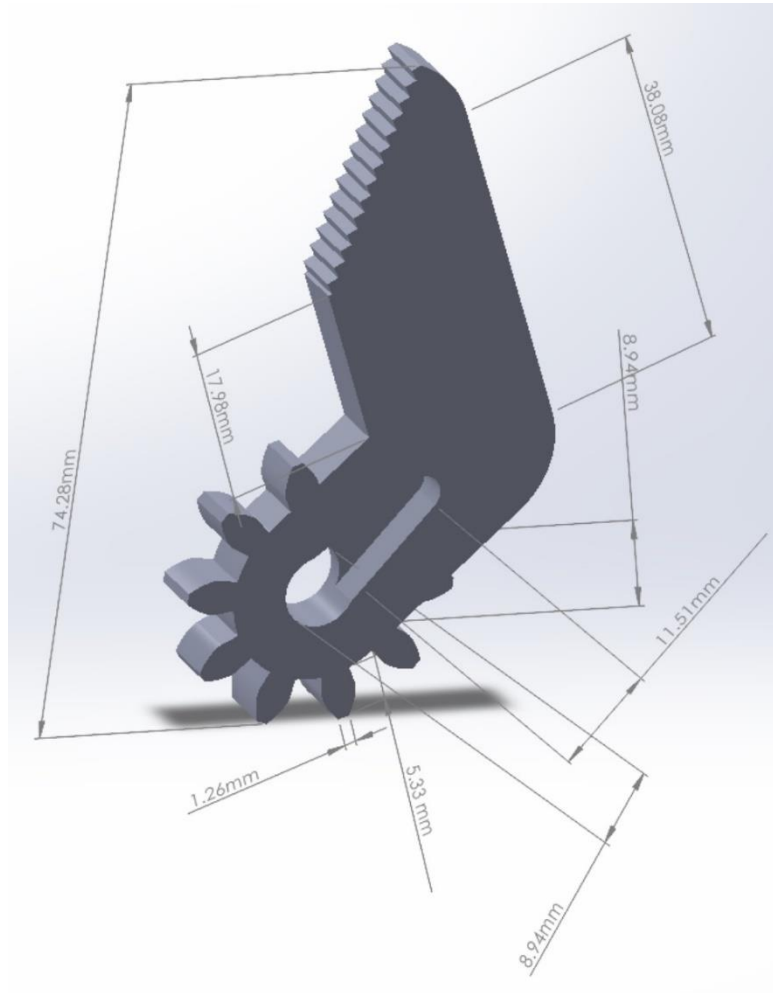


Figura C 7: Pieza del brazo robótico llamada "right jaw".

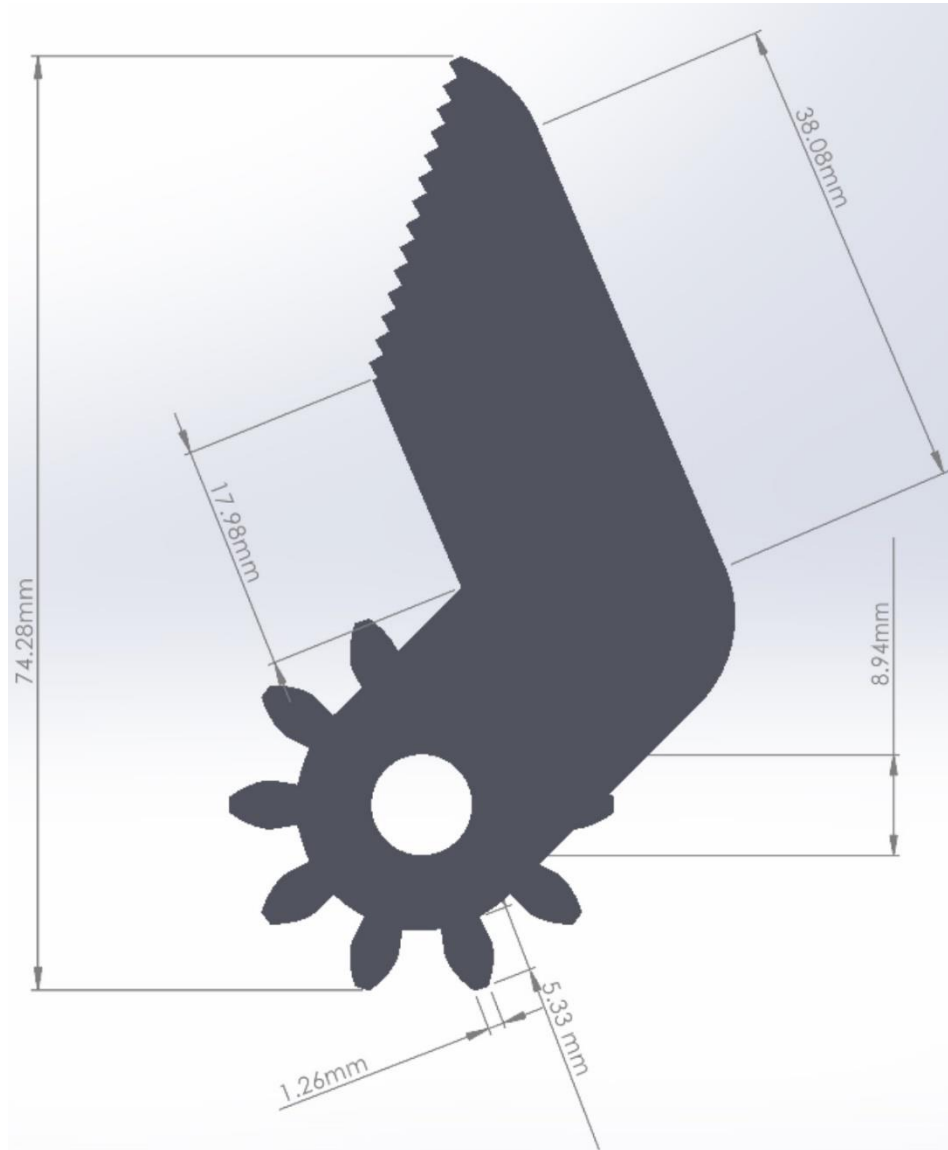


Figura C 8: Pieza del brazo robótico llamada "left jaw".

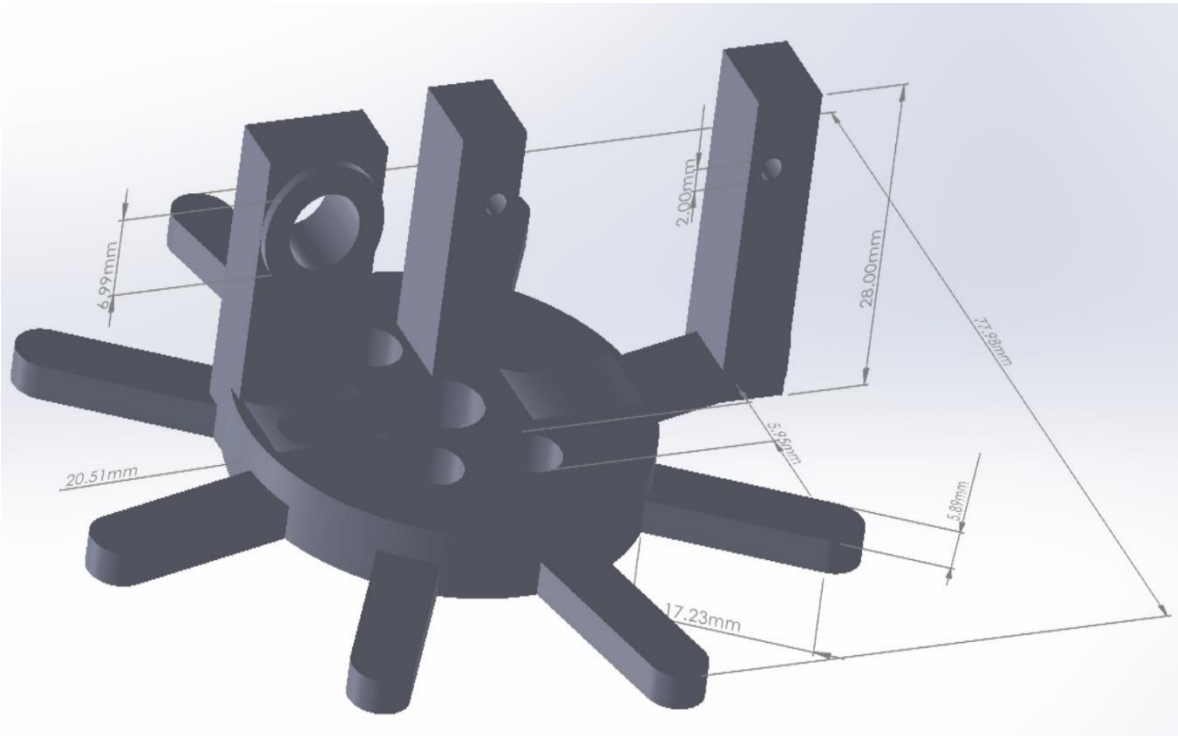


Figura C 9: Pieza del brazo robótico llamada "gripper".

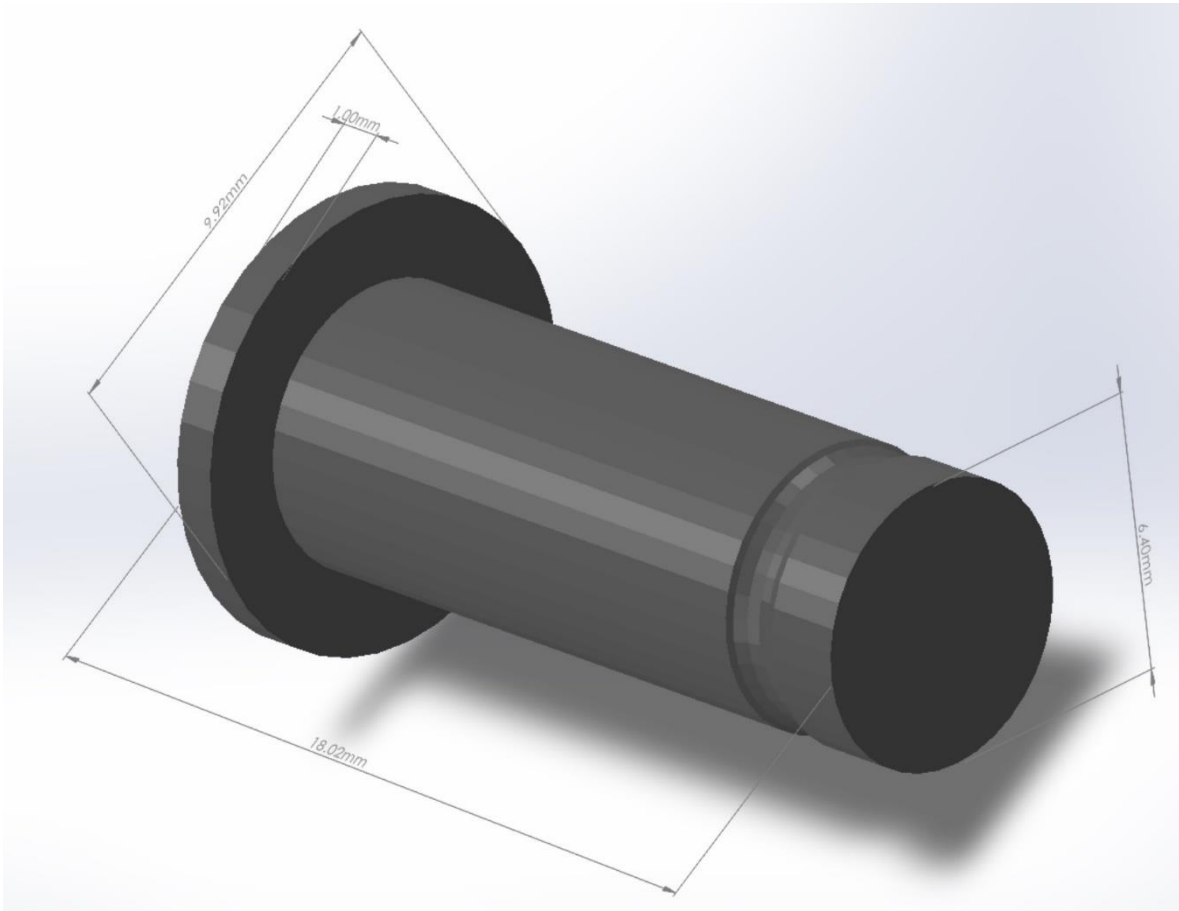


Figura C 10: Pieza del brazo robótico llamada "fastener".

Apéndice D. Constancias



BUAP



8CIMA
EIGHTH INTERNATIONAL CONFERENCE
ON MATHEMATICS AND
ITS APPLICATIONS

Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
Facultad de Ciencias Físico Matemáticas
Eighth International Conference on Mathematics and
its Applications (8CIMA)

This certifies that
Daniel Ríos Barrientos

has participated as speaker of the talk

*Propuesta de desarrollo de una Interfaz Cerebro-Computadora
inteligente para el control de un brazo robótico*

at the 8 CIMA, held on August 31 -September 3, 2021 at the
School of Physics and Mathematics of BUAP.

“Pensar bien, para vivir mejor”
September 3, 2021, Puebla, México

Dra. Martha Alicia Palomino Ovando
Head of the School of Physics and Mathematics



Dr. Fernando Macías Romero
Chairman of the 8CIMA



El Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica,
 la Universidad Nacional Autónoma de México, a través del
 Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología y la Facultad de Medicina,
 la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
 la Universidad Iberoamericana Puebla y
 la Universidad Popular Autónoma del Estado de Puebla

otorgan la presente

CONSTANCIA


a:

Daniel Ríos Barrientos, María Monserrat Morín Castillo, José Eligio Moisés Gutiérrez Arias,
 Carlos Arturo Hernández Gracidas, Gregorio García Aguilar, Isabel Stange Espínola

por su valiosa participación en el XI Congreso Nacional y I Internacional de Tecnología
 Aplicada a Ciencias de la Salud, con la presentación del cartel intitulado
 "Implementación de un brazo robótico de 4 grados de libertad
 para validar una interfaz cerebro computadora"

Ciudad de México, 10, 11 y 12 de junio de 2021


 Dra. Maquina Campos Castolo
 Presidente del Comité Organizador Local
 FACMED-UNAM


 Dr. Eduardo Tapia Rodríguez
 Presidente del Comité Organizador Nacional
 INAOE





BUAP FCFM



Secretaría
de Educación
Gobierno de Puebla



Benemérita Universidad Autónoma de Puebla
Facultad de Ciencias Físico Matemáticas

El comité organizador otorga la presente

CONSTANCIA

A:

Daniel Ríos Barrientos

Por su participación con la ponencia de manera virtual

Interfaz Cerebro-Computadora inteligente para el control de un brazo robótico

en el IX Coloquio Internacional sobre Modelación Matemática en Ciencias Biológicas e Ingeniería que se llevó a cabo dentro de la XXVII Feria de las Matemáticas, los días 16 y 17 de marzo del año 2022.

"PENSAR BIEN PARA VIVIR MEJOR"
Atlixco, Puebla, México, marzo del 2022

Dra. Martha Alicia Palomino Ovando
Directora de la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas



Dr. José Jacobo Oliveros Oliveros
Organizador Responsable

XXVII Feria de las Matemáticas
IX Coloquio Internacional sobre Modelación
Matemática en Ciencias Biológicas e Ingeniería

CONSTANCIA

A

DANIEL RÍOS BARRIENTOS

POR SU PARTICIPACIÓN COMO ASISTENTE EN EL
XI CONGRESO NACIONAL Y I INTERNACIONAL
DE TECNOLOGÍA APLICADA A CIENCIAS DE LA SALUD
VALOR CURRICULAR: 16 HORAS



DR. FRANCISCO JAVIER RENERO CARRILLO
ENCARGADO DEL DESPACHO DE LOS ASUNTOS
DE LA DIRECCIÓN DE FORMACIÓN ACADÉMICA



CIUDAD DE MÉXICO, 10-12 DE JUNIO DE 2021



Apéndice E. Artículos publicados

*Revista Latinoamericana
el Ambiente
y las Ciencias*

BUAP

www.rlac.buap.mx

Algoritmo de detección de parpadeos para interfaces cerebro-computadora

Blink detection algorithm for brain-computer interfaces

¹Daniel Rios Barrientos*, ¹María Monserrat Morín Castillo, ¹J. E. Moisés Gutiérrez Arias, ²Carlos Arturo Hernández Gracidas, ³Gabriela Pérez Osorio

¹Facultad de Ciencias de la Electrónica, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Av. San Claudio y 18 sur, Ciudad Universitaria, 72570 Puebla, Puebla, México. Tel. 222-229-5500, daniel.rios@alumno.buap.mx, maria.morin@correo.buap.mx, jose.gutierrez@correo.buap.mx

²CONACYT - Facultad de Ciencias Físico Matemáticas, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Av. San Claudio y 18 sur, 72572 Puebla, Puebla, México. Tel. 222-229-5500, cahernandezgr@conacyt.mx

³Facultad de Ingeniería Química, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, Av. San Claudio S/N, Ciudad Universitaria, Jardines de San Manuel, 72570 Puebla, Puebla, México. Tel. 222-229-5500, gabriela.perez@correo.buap.mx

*Autor de correspondencia: daniel.rios@alumno.buap.mx

RESUMEN. En este trabajo, se presenta el diseño e implementación de un algoritmo de detección de parpadeos que forma parte de un sistema interfaz cerebro-computadora (comúnmente conocida por sus siglas en inglés como BCI). Una BCI es un sistema que le permite a un individuo controlar un dispositivo de interés a través de sus señales eléctricas cerebrales (Moreno y col., 2019). En este trabajo se caracterizó las instrucciones que se le dan al sistema BCI mediante parpadeos, teniendo en cuenta que, al momento de realizar un parpadeo se genera un incremento en el voltaje de las señales eléctricas cerebrales; por lo que el funcionamiento del algoritmo implementado consiste en analizar registros de señales eléctricas cerebrales e identificar los incrementos de voltaje asociados con la acción de parpadear, y con ello el sistema interprete la instrucción, la cual depende del número de parpadeos detectados.

ABSTRACT. In this work, we present the design and implementation of a blink detection algorithm that is part of a brain-computer interface system (commonly known by its English acronym as BCI). A BCI is a system which allows an individual to control a device of interest through his/her brain electrical signals. In this work, we characterized the instructions that can be given to a BCI system through blinking, considering that, at the moment of accomplishing a blink, an increase in the voltage of the brain electrical signal is generated. Therefore, the operation of the implemented algorithm consists of analyzing records of brain electrical signals, identifying the voltage increases associated with performing the action of blinking and, with that, the system interprets the instruction, which depends on the number of blinks detected.

Palabras clave: Interfaz cerebro-computadora, señales eléctricas cerebrales.

Keywords: Brain-computer interface, brain electrical signal.

INTRODUCCIÓN

Una BCI es un sistema (software y hardware) que permite a un individuo controlar un dispositivo de interés a partir de la actividad eléctrica cerebral sin la ayuda de los nervios periféricos o de la actividad motora (Moreno y col., 2019). Existen diversas formas de medir la actividad cerebral, una de las más utilizadas y no invasivas, y que, por ende, no pone en riesgo la salud del usuario, es el electroencefalograma (EEG); con este estudio se pueden registrar las señales eléctricas que produce el cerebro humano a raíz de una interacción entre neuronas. Una forma de interpretar estas señales dentro de un sistema computacional es semejante al comportamiento de un arreglo dinámico (concepto computacional que se refiere a una estructura de almacenamiento de datos cuya dimensión crece o disminuye conforme se incluyen o eliminan elementos del mismo (Brodnik y col., 2013)), en donde dentro de cada casilla del arreglo se encuentra un número que representa la magnitud de la señal en microvoltios, en el momento específico en que se midió el voltaje de la señal eléctrica cerebral. A la frecuencia con la que se toma una muestra de la señal en este estudio se le conoce como frecuencia de muestreo, y esta establece cuántas muestras se toman en 1 segundo.

Como ya se mencionó, el principal objetivo de las BCI es controlar un dispositivo o sistema con las señales eléctricas cerebrales de una persona, para ello siempre se establece un protocolo sobre qué evento dentro de las señales será interpretado como una instrucción; para este trabajo se estableció el uso de parpadeos como la base para generar instrucciones, ya que cuando una persona realiza un parpadeo se genera un incremento en el voltaje por un pequeño instante (Barrett, 2013; Koeppen, 2018).

Un problema que se presenta comúnmente en la fase de prueba de los sistemas BCI es la dificultad para entrenar tanto al usuario como al propio sistema para poder interpretar las instrucciones de manera adecuada, lo que ha llevado a que, con frecuencia, el usuario se vea frustrado al no poder conseguir que el sistema realice sus órdenes (Jeunet, 2016). Considerando esta recurrente problemática, en este trabajo se plantea desarrollar e integrar un algoritmo de IA que pueda integrarse en el sistema de la BCI, capaz de ajustar parámetros utilizados por el algoritmo de detección de parpadeos en caso de ser necesario, para así lograr tener un sistema adaptativo capaz de funcionar de manera adecuada sin importar las características de las señales de la persona que hace uso de la interfaz. Las señales utilizadas para las pruebas de funcionamiento del algoritmo de detección de parpadeos son registros electroencefalográficos realizados con la diadema Emotiv Epoc +, para realizar estos registros se siguieron las instrucciones establecidas de un protocolo de pruebas diseñado para este proyecto.

METODOLOGÍA

En esta sección se presenta el diseño y arquitectura del sistema BCI, profundizando especialmente en el algoritmo de detección de parpadeos; además se presenta el protocolo utilizado para realizar los registros de señales eléctricas cerebrales por medio del estudio de electroencefalograma, así como el dispositivo utilizado para realizarlo.

Emotiv Epoc +

La diadema Emotiv Epoc + es un dispositivo que sirve para realizar electroencefalogramas, se conecta vía bluetooth a una PC y en ella se puede visualizar en tiempo real los registros de la actividad eléctrica cerebral, además una de las funcionalidades que ofrece la empresa Emotiv, creadora de la diadema, es poder guardar los registros en formato csv. En la **Figura 1** se muestra el dispositivo Emotiv Epoc + y en la **Figura 2** la forma en que este debe ser colocado en la cabeza del usuario.



Figura 1. Diadema Emotiv Epoc +.

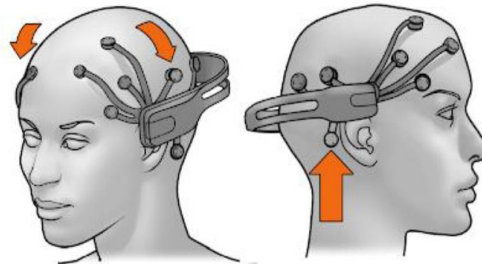


Figura 2. Colocación de la diadema Emotiv Epoc +.

Protocolo de pruebas

El protocolo de pruebas consiste en proporcionarle información a la persona voluntaria sobre en qué consta el estudio, el uso que se le dará a los registros obtenidos y las condiciones en las que se debe presentar la persona el día en que se le realizará el estudio. A continuación, se mencionan las condiciones en que se debe presentar la persona voluntaria.

- Lavar el cabello con jabón neutro, sin usar shampoo.
- Al peinarlo no usar fijador, cera, aceite, gel, acondicionador en su cabello, pues esto podría afectar los resultados del estudio.
- Horario de sueño normal.
- Horarios de comida normales.
- El día del estudio, no consumir café, chocolates, dulces o cualquier otro alimento con alto contenido de azúcar o cafeína ya que podría afectar los resultados del estudio.

La BCI que se está desarrollando, fue diseñada para interpretar hasta 6 instrucciones diferentes, por lo que, tomando en cuenta que cada instrucción está asociado con un número de parpadeos, se diseñó una secuencia de estos que se muestra en la **Tabla I**. Dentro del protocolo de pruebas se establece que los parpadeos a realizar durante el registro de la señal, deben ser parpadeos con una duración de aproximadamente 0.5 segundos, con la finalidad de que el incremento en el voltaje de la señal eléctrica cerebral sea mayor al de un parpadeo de lubricación.

Tabla I. Secuencia de parpadeos establecida en el protocolo de pruebas.

	Momento en el que se le indica a la persona parpadear (segundos)	Número de parpadeos	Ventana de tiempo para realizar los parpadeos (segundos)
		0	0 – 7
	7	3	7-14
	14	1	14 – 21
	21	4	21 – 28
	28	5	28 - 35
	35	3	35 – 42
	42	2	42 – 49
	49	4	49 – 56
Total		22	56

Dentro de un electroencefalograma los parpadeos pueden ser vistos como picos de voltaje que aparecen por un pequeño instante, y que sobresalen de los valores promedio que se están presentando en ese momento. En la gran mayoría de las pruebas realizadas se pudo observar que los picos de voltaje generados por los parpadeos se visualizan de mejor manera en el canal AF3 (nombre que se le otorga a la posición del electrodo de acuerdo con la nomenclatura del sistema internacional 10-20 (Sharbrough, 1991)), que es uno de los electrodos que está más cercano a los ojos; y es por ello que en este proyecto se trabajó específicamente con los datos registrados por el canal AF3. En la **Figura 3**, se muestra un

fragmento del registro de la señal EEG de una persona, en esta imagen se puede observar cómo existen 3 picos de voltaje que están encerrados en rectángulos rojos, y sobresalen de los valores que se vienen presentando en la señal EEG, estos picos de voltaje son parpadeos (provocados) realizados por la persona.

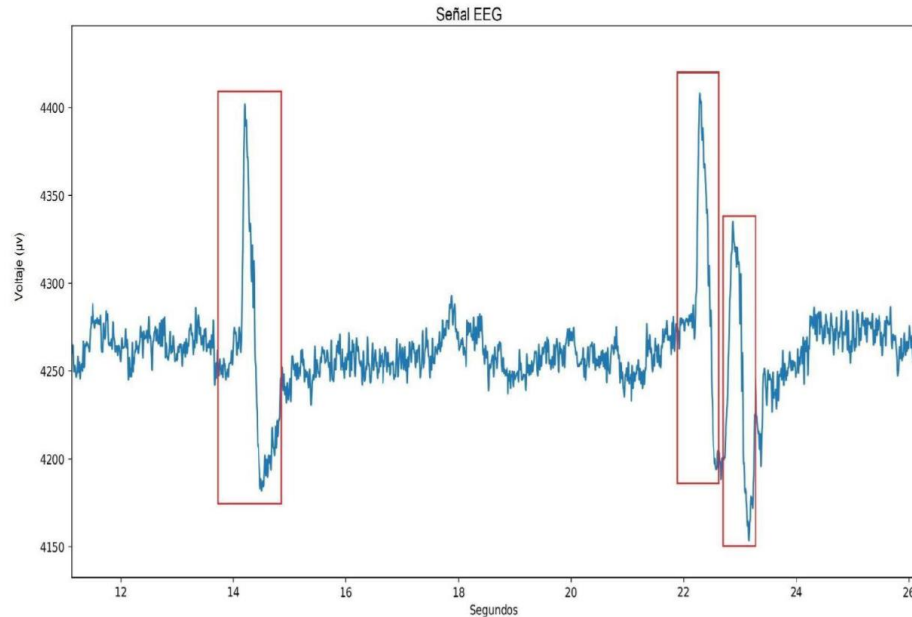


Figura 3. Parpadeos registrados en el estudio de electroencefalograma.

Arquitectura de la Interfaz Cerebro-Computadora

La arquitectura de la Interfaz Cerebro-Computadora o BCI, está compuesta por varios bloques de desarrollo que trabajan en conjunto para analizar e interpretar registros de señales EEG, y asociarlo con instrucciones que el usuario del sistema desea dar a través de sus señales eléctricas cerebrales. En la **Figura 4** se muestra un diagrama de la arquitectura del sistema BCI, en este se observan los bloques que componen la parte del software y la conectividad entre ellos, así como la parte del hardware que está orientada a la conectividad entre la PC y el dispositivo a controlar.

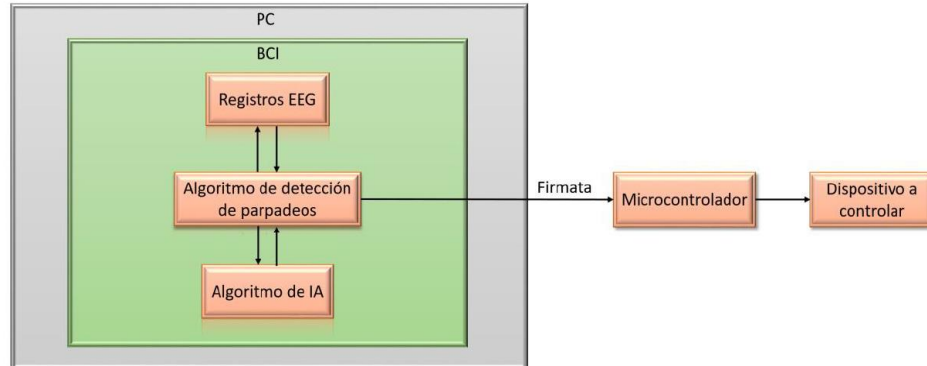


Figura 4. Arquitectura del sistema BCI.

Algoritmo de detección de parpadeos

Considerando que el comportamiento de las señales EEG al momento de hacer un parpadeo, es un aumento en la amplitud por un pequeño instante de tiempo, se implementó un algoritmo para la detección de parpadeos; este consiste en proponer un valor máximo que puede tomar la señal EEG, a ese valor lo llamaremos “umbral”, por lo tanto, si se presenta un valor superior al del umbral, podemos asociar este evento a la posible presencia de un parpadeo dentro de la señal. En la **Figura 5**, se observa una línea horizontal negra dentro de la señal EEG, que hace referencia al valor de un umbral de prueba, y se puede visualizar que únicamente los picos de voltaje asociados a los parpadeos son los que sobrepasan ese valor, sin embargo, superar el valor del umbral no garantiza que se trate específicamente de un parpadeo, por lo que se agregó una segunda condición que garantice que la señal sube y baja en décimas de segundo.

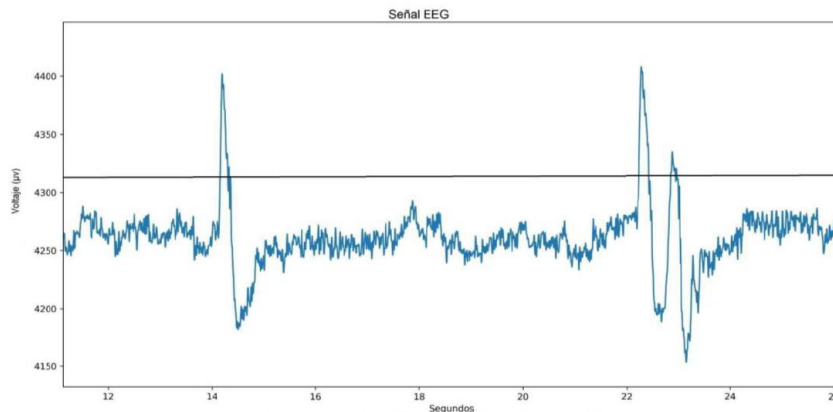


Figura 5. Funcionalidad del umbral.

La manera en que se analiza la señal EEG consiste en monitorearla por ventanas de tiempo de 7 segundos, en ese lapso se pretende captar alguna instrucción del usuario, es decir, detectar de 1 a 6 parpadeos en caso de que exista una instrucción, o en caso contrario, no se debe detectar ningún parpadeo; para lograr este objetivo, la ventana de 7 segundos es dividida en 14 subventanas de 0.5 segundos, con la finalidad de monitorear las características de la señal cada 0.5 segundos y verificar si dentro de las subventanas se cumplen las 2 condiciones establecidas para determinar la existencia de un parpadeo, estas son:

- La existencia de al menos un punto de la señal EEG superior al valor del umbral.
- El último dato de la señal EEG dentro de la subventana de análisis de 0.5 segundos, debe ser menor al valor del umbral.

La primera condición establecida para la detección de un parpadeo garantiza que la señal tiene un aumento en la amplitud que sobrepasa los valores normales de la misma señal, además, al cumplirse la segunda condición se puede interpretar que la señal subió y bajó en una pequeña fracción de tiempo, teniendo un comportamiento característico de las señales EEG ante la presencia de un parpadeo. En la **Figura 6**, se muestra un fragmento de una señal EEG y cómo es segmentada en ventanas de 7 segundos y subventanas de 0.5 segundos. El análisis en las subventanas está enfocado en identificar la existencia de 1 parpadeo, mientras que el análisis en las ventanas está enfocado en identificar instrucciones (1 – 6 parpadeos) en el rango de tiempo que abarca la ventana de 7 segundos, es decir, obtiene la sumatoria de todos los parpadeos identificados en las subventanas de 0.5 segundos.

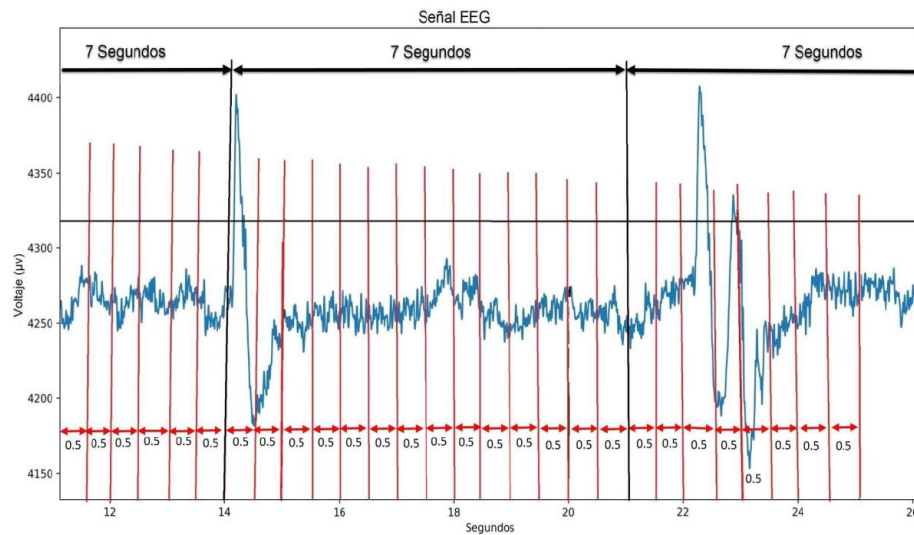


Figura 6. Ventanas y subventanas de tiempo en el análisis de señales electroencefalográficas.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El desempeño de la BCI es evaluado con respecto a la efectividad que tiene para interpretar las instrucciones que el usuario desea dar, y tomando en cuenta que las instrucciones se dan a partir de parpadeos, la efectividad del sistema depende de una adecuada detección de estos. Detectar más o menos de los que realmente hay ocasiona un error en la interpretación, puesto que, por ejemplo, el movimiento asociado a 3 parpadeos es diferente al de 2 y 4. En este trabajo, consideraremos un falso positivo a la detección de más parpadeos de los realmente realizados; mientras que, por otra parte, consideraremos un falso negativo a la detección de menos parpadeos de los realmente realizados; finalmente, llamaremos verdadero positivo a la detección del número correcto de parpadeos.

El valor F, también conocido como F1-Score, es una de las métricas más utilizadas en el campo del aprendizaje automático, que sirve para evaluar el desempeño en la precisión y sensibilidad (recall) de algoritmos clasificadores (Ward, 2008); de cierta forma el algoritmo encargado de la detección de parpadeos funciona como un sistema clasificador, es decir, determina si existe o no existe parpadeo dentro de cada subventana de tiempo, es por ello que se utilizó el F1-Score como métrica para evaluar el desempeño de la BCI. La Ecuación 1 se utiliza para obtener la precisión del algoritmo, con la Ecuación 2 se obtiene la sensibilidad y finalmente en la Ecuación 3 se utilizan los valores obtenidos de precisión y sensibilidad para calcular el valor F1-Score con el cual se evalúa el desempeño general del algoritmo.

$$\text{Precisión} = \frac{\text{verdaderos positivos}}{\text{verdaderos positivos} + \text{falsos positivos}} \cdot 100 \quad (\text{Ecuación 1})$$

$$\text{Sensibilidad(Recall)} = \frac{\text{verdaderos positivos}}{\text{verdaderos positivos} + \text{falsos negativos}} \cdot 100 \quad (\text{Ecuación 2})$$

$$F1 = \frac{2 \cdot P_{\text{model}} \cdot S_{\text{model}}}{P_{\text{model}} + S_{\text{model}}} \quad (\text{Ecuación 3})$$

En la Tabla II se presentan datos estadísticos sobre el desempeño de la BCI utilizando los registros de las señales EEG de las 10 personas que realizaron la secuencia de parpadeos establecida en el protocolo de pruebas; en términos generales se obtuvo un buen desempeño de acuerdo al valor promedio de F1-Score obtenido, sin embargo, existen casos puntuales en los que se presentó un bajo desempeño, especialmente con las personas 5, 8 y 9, producto de la diversidad que existe en las características de las señales eléctricas cerebrales, estos escenarios se presentan continuamente en este tipo de sistemas, por lo que al integrar el

algoritmo de IA que se está desarrollando se pretende reducir o incluso eliminar estos casos en los que la efectividad en la interpretación de instrucciones baja.

Tabla II. Estadísticas del desempeño de la BCI.

Persona	Parpadeos esperados	Parpadeos detectados por el sistema	Verdaderos positivos	Falsos positivos	Falsos negativos	Precisión	Sensibilidad	F1-Score
Persona 1	22	23	22	1	0	95.65%	100%	97.77%
Persona 2	22	23	22	1	0	95.65%	100%	97.77%
Persona 3	22	21	21	0	1	100%	95.45%	97.67%
Persona 4	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 5	22	32	22	10	0	68.75%	100%	81.48%
Persona 6	22	20	20	0	2	100%	90.90%	95.23%
Persona 7	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Persona 8	22	25	22	3	0	88%	100%	93.61%
Persona 9	22	19	19	0	3	100%	86.36%	92.68%
Persona 10	22	22	22	0	0	100%	100%	100%
Porcentajes promedio						94.80%	97.27%	95.62%

CONCLUSIONES

En el desarrollo de este trabajo se logró diseñar un algoritmo de detección de parpadeos con una efectividad promedio de un 95.62% de acuerdo a la métrica de F1-Score, sin embargo, en las pruebas realizadas, se observó que para tener un mayor porcentaje de efectividad en la detección de parpadeos, los valores del umbral y las subventanas de tiempo tienen que ser modificados según las características de la señal con la que se esté trabajando, esto debido a que la amplitud y frecuencia de las señales al momento de realizar un parpadeo varía de persona a persona; tomando esto en consideración, se está trabajando en desarrollar un algoritmo de IA capaz de ajustar los parámetros utilizados en la detección de manera automática en caso de ser necesario y, con ello, lograr que un mayor número de personas puedan hacer uso de la interfaz cerebro-computadora con un funcionamiento adecuado.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco al Laboratorio Nacional de Supercómputo del Sureste de México por brindarme el acceso a la diadema Emotiv Epoc + con la cual se realizaron los registros electroencefalográficos; de igual forma agradezco al CONACYT por el apoyo de la beca que me proporcione durante mis estudios de maestría.

BIBLIOGRAFÍA

- Barrett, K. E. (2013). **Ganong fisiología médica**. Ed. McGraw Hill. México. 9781456235147.
- Brodnik, A.; Carlsson, S.; Sedgewick, R.; Munro, J.; Demaine, E. (2013). *Resizable Arrays in Optimal Time and Space*. Department of Computer Science (University of Waterloo). (Technical Report CS-99-09).
- Jeunet, C.; Jahanpour, E.; Lotte, F. (2016). *Why standard brain-computer interface (BCI) training protocols should be changed: an experimental study*. J. Neural Eng. Volumen (13).
- Koeppen, B. M.; Stanton B. A. (2018). **Berne and Levy Physiology**. Ed. Elsevier Health Sciences. 9780323523400.
- Moreno, I.; Batista, E.; Serracín S.; Moreno R.; Gómez L.; Serracín J.; Boya C.; Quintero J. (2019). *Los sistemas de interfaz cerebro-computadora basado en EEG: características y aplicaciones*. RIDTEC. Volumen (15): 13-26.
- Sharbrough, F.; Chatrian, G.E.; Lesser, R.; Luders, H.; Nuwer, M.; Picton, T. (1991). *American Electroencephalographic Society guidelines for standard electrode position nomenclature*. Clinical Neurophysiology. Volumen (8): 200-202.
- Ward, D. (2008). *Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation*. J. Mach. Learn. Technol. Volumen (2).

IMPLEMENTACIÓN DE UN BRAZO ROBÓTICO DE 4 GRADOS DE LIBERTAD PARA VALIDAR UNA INTERFAZ CEREBRO-COMPUTADORA

Daniel Ríos Barrientos^a, M. Monserrat Morín Castillo^a, J.E. Moisés Gutiérrez Arias^a,
Carlos A. Hernández Gracidas^b, Isabel Stange Espínola^c

^aFacultad de Ciencias de la Electrónica, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
daniel.rios@alumno.buap.mx, maria.morin@correo.buap.mx,
jose.gutierrez@correo.buap.mx

^bCONACYT - Facultad de Ciencias Físico Matemáticas, Benemérita Universidad
Autónoma de Puebla,
cahernandezgr@conacyt.mx

^cFacultad de Psicología, Benemérita Universidad Autónoma de Puebla,
isabel.stange@correo.buap.mx

RESUMEN

En este trabajo se presenta el desarrollo de uno de los bloques que conforman un sistema de interfaz cerebro-computadora, a saber, bloque 1: Registro de señales eléctricas cerebrales, bloque 2: Interfaz cerebro-computadora, bloque 3: Brazo robótico. En este trabajo nos enfocaremos en la implementación de un brazo robótico de 4 grados de libertad, con sus respectivos circuitos de alimentación y control; el brazo realiza una secuencia de movimientos programados en lenguaje Arduino, cuya secuencia permite visualizar cada uno de sus movimientos posibles. La importancia del desarrollo de este sistema se debe a que las interfaces cerebro-computadora sirven como un intermediario para la comunicación entre el cerebro y un dispositivo de interés; esto puede facilitar el uso de diversos dispositivos a personas que tienen alguna dificultad en utilizar sus músculos como normalmente lo hacen los humanos.

Palabras clave: Interfaz cerebro-computadora, Brazo robótico, Señales-eléctricas

ABSTRACT

In this work, the development of one of the blocks that make up a brain-computer interface system is presented, namely block 1: Brain electrical signal recording, block 2: Brain-computer interface, block 3: Robotic arm. In this work we will focus on the implementation of a robotic arm with 4 degrees of freedom, with its respective power and control circuits; the arm performs a sequence of movements programmed in Arduino language, the sequence of which allows each of its possible movements to be visualized. The importance of the development of this system is due to the fact that brain-computer interfaces serve as an intermediary for communication between the brain and a device of interest; this can facilitate the use of various devices for people who have some difficulty using their muscles as humans normally do.

Keywords: Brain-computer interface, Robotic arm, Electrical-signal

1. INTRODUCCIÓN

Una interfaz cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en inglés) es un sistema que le permite a un individuo una comunicación con el mundo externo a partir de la actividad eléctrica cerebral sin la ayuda de los nervios periféricos o de la actividad motora, esta actividad cerebral puede ser medida a través del estudio de electroencefalograma (EEG). Una vez adquiridas las señales provenientes de la actividad cerebral, dentro de la BCI esta información se procesa, interpreta y se asocia a intenciones voluntarias e involuntarias del sujeto para ser utilizadas como señales de mando para el control de brazos robóticos, sillas de ruedas, prótesis, comunicadores, entre otras aplicaciones importantes [1, 2, 3].

Ante la problemática de adaptabilidad de los usuarios con los sistemas BCI se plantea este proyecto; el cual tiene la finalidad de mejorar la interacción que existe entre el usuario y la interfaz. El algoritmo de control que se implementará posteriormente, utilizará la técnica de aprendizaje por refuerzo; los sistemas que la utilizan se caracterizan por tener un comportamiento inicial de prueba y error, de los cuales por cada acierto que tenga el sistema recibe una recompensa que en términos de programación se refleja a través del aumento de un contador establecido y en caso de error con una penalización, así la interfaz interpretará que la acción realizada fue errónea y necesitará probar con una acción diferente de las que posee en su base de datos, previamente definidas por el desarrollador.

Por las características de la técnica de aprendizaje, se usará una estructura de control en lazo cerrado, la cual permite tener una retroalimentación de la posición del brazo y evaluar el desempeño del sistema; el brazo implementado en este proyecto cuenta con 4 grados de libertad [4]. Adicionalmente se diseñaron e implementaron 2 sistemas de detección de posición empleando sensores de luz infrarroja, cuyo objetivo es detectar si el brazo se encuentra en la posición asociada al sensor para mandar una señal (alto/bajo). Con ello la interfaz interpreta si la acción realizada ante la entrada recibida es adecuada y así pueda asociar esa información para situaciones futuras y tener un aprendizaje automático por parte de la BCI.

2. TEORÍA

Los brazos robóticos son dispositivos programables compuestos de varias piezas que interconectadas forman una estructura similar a las de uno real, éstos son capaces de realizar movimientos de traslación y rotación, con los cuales pueden emular trayectorias de movimiento de un brazo humano. Una estructura de este tipo generalmente presenta en el extremo final una herramienta de interés para darle una funcionalidad específica al mismo y este pueda realizar una tarea de forma repetitiva sin bajar su rendimiento en cuanto a precisión y velocidad; siendo así un dispositivo útil en el sector de la industria, automatización de procesos y salud; uno de los más utilizados es el brazo robótico tipo Aura que cuenta con 6 grados de libertad y que por la combinación de movimientos que puede realizar lo hace bastante funcional; el brazo implementado en este proyecto está inspirado en él, que a diferencia de este último, cuenta con 4 grados de libertad (rotacionales) que permiten una buena funcionalidad.

3. DESARROLLO

Se realizó la impresión en 3D de las piezas que conformarían la estructura del brazo robótico, posteriormente se ensamblaron con sus respectivos servomotores SG90 los cuales se muestran en la Figura 1, además en la Figura 2 se muestran las características de este último.



Figura 1. Servomotor SG90

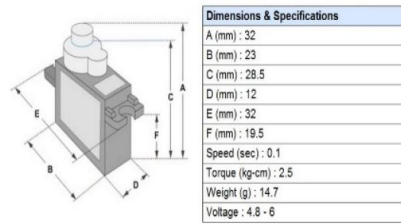


Figura 2. Características del servomotor SG90

En la Figura 3 se muestra el circuito implementado para alimentar los servomotores y establecer los pines a utilizar del Arduino, para realizar este circuito se utilizaron: 1 Arduino Uno, 4 servomotores SG90, una fuente de alimentación de 5 volts, además en el circuito se observan 2 bloques referentes a los sensores los cuales contienen más elementos y conexiones, se muestran a detalle en la Figura 4.

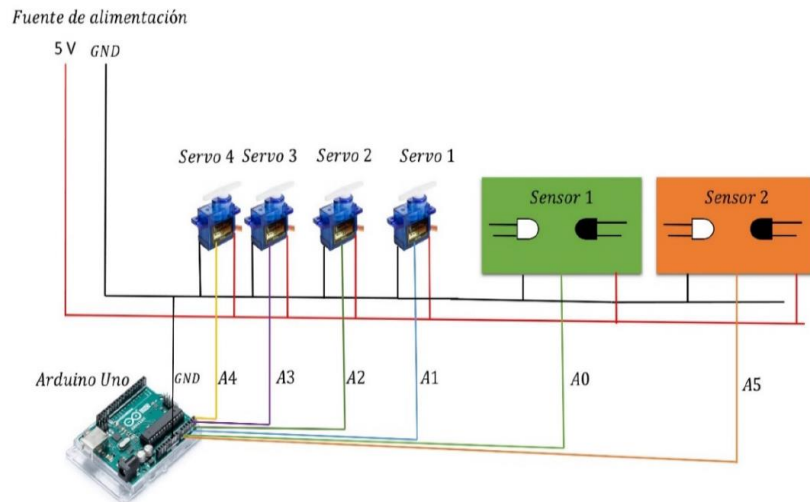


Figura 3. Circuito implementado para el funcionamiento del brazo robótico

Los bloques correspondientes a “Sensor 1” y “Sensor 2” de la Figura 3 son los sistemas de detección de posición implementados, para ello se realizó el diseño y la implementación del circuito que se muestra en la Figura 4; este último detecta si el brazo se encuentra en las posiciones de interés y genera la señal de retroalimentación al sistema de la interfaz.

El funcionamiento del circuito consiste en un emisor de luz infrarroja y un receptor de luz infrarroja; a saber en la parte izquierda del circuito se tiene un led de luz infrarroja (imperceptible por el ojo humano) y del lado derecho un fototransistor el cual es un dispositivo cuyo funcionamiento es parecido al de un interruptor, inicialmente el fototransistor funciona como un circuito abierto, esto es, no permite el flujo de la corriente y por lo tanto no se estimula la base del transistor 2N2222 y no se envía señal en alto al Arduino, hasta que el led infrarrojo y el fototransistor estén alineados y este último capte la luz infrarroja entonces se estimulará la base del transistor 2N2222 y se enviará una señal en alto al Arduino de tal modo que tanto el led infrarrojo como el fototransistor fueron colocados de manera estratégica para asociar la activación de cada sensor a una posición del brazo robótico; ya sea que este último se encuentre de manera vertical u horizontal.

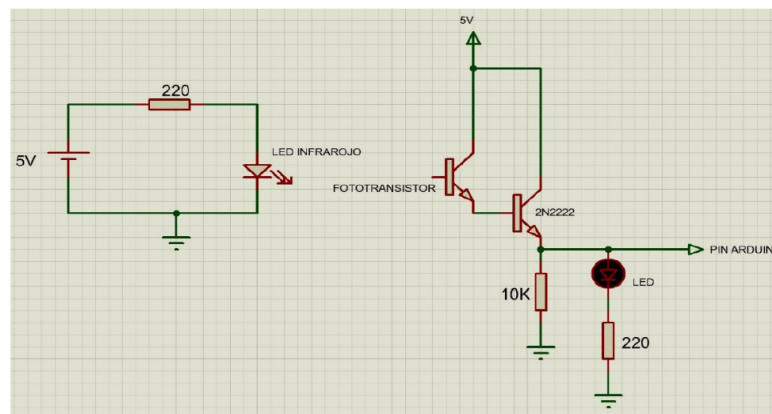


Figura 4. Circuito utilizado para implementar cada uno de los sensores

En la Figura 5 se observa el brazo robótico armado y montado sobre una tabla de madera. Si enumeramos los servomotores del 1 al 4 tomando como número 1 el servomotor que está pegado a la tabla de madera y continúa la numeración en forma ascendente hasta llegar al servomotor 4 que esta acoplado a la pinza del brazo robótico, los servomotores 1 y 3 giran respecto al eje z, el servomotor 2 gira respecto al eje y y el servomotor 4 gira respecto al eje x del sistema de referencia propuesto.

Una vez armado el brazo y el circuito, se desarrolló una rutina de prueba su funcionamiento en lenguaje Arduino; por otra parte se implementaron los sistemas de detección de posición, empleando sensores de luz infrarroja como se muestra en la Figura 6, en donde se observan 2 postes de madera en donde fueron colocados los fototransistores y sobre la estructura del brazo se acoplaron los diodos led de luz infrarroja, además en la esquina inferior derecha de la tabla se colocaron 2 diodos de luz verde y roja, los cuales encenderán cuando esté activo el sensor en cuestión y por lo tanto se estará enviando una señal en alto al Arduino.

Finalmente se desarrolló una rutina de prueba adicional a la ya implementada que consistía en que el servomotor 2 realizará un giro de -90° y posteriormente de 90° respecto al eje y, esto con la finalidad de verificar que el funcionamiento de los sensores implementados sea el deseado.

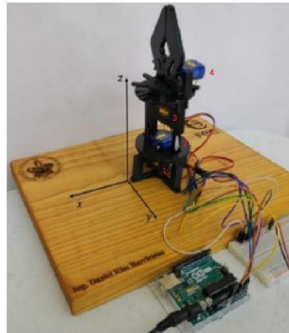


Figura 5. Brazo robótico

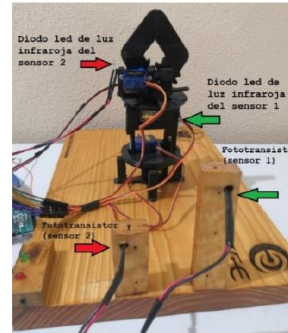


Figura 6. Ubicación de los diodos de luz infrarroja y los fototransistores

4. EXPERIMENTOS

Una vez implementado el brazo robótico y los sensores, se realizaron pruebas de funcionamiento con la finalidad de validar un buen desempeño por parte del brazo y los sensores, en las figuras 7 y 8 se observan fotografías tomadas mientras el brazo robótico realizaba la primer secuencia de prueba, la cual consistía en tomar un bombón desde una posición establecida y colocarlo en un recipiente transparente en otra posición dentro del rango de trabajo del brazo, la rutina implementada fue desarrollada en lenguaje Arduino y dicha rutina se realizaba de forma repetitiva ya que la secuencia está dentro de un bucle, después de varios minutos realizando la rutina y moviendo los bombones sin ningún problema, se consideró que el brazo cumplió satisfactoriamente la secuencia de prueba y para los objetivos futuros del desarrollo del proyecto es bastante aceptable.

Una vez verificado el buen funcionamiento del brazo, se implementó una rutina diferente, la cual sólo consta de 2 movimientos (arriba-abajo) y en esta rutina se pudo verificar que los sistemas de detección de posición implementados están funcionando según lo esperado; dependiendo de la posición del brazo es el sensor que debe estar activo y además se interpreta por el Arduino como una señal en alto, estas señales servirán de retroalimentación a la BCI. En las figuras 9 y 10 se observan las dos posiciones en las que se activan los sensores y de igual manera se enciende el led verde o rojo según sea el caso.

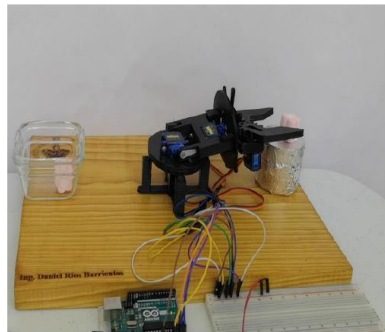


Figura 7. Brazo robótico tomando el bombón



Figura 8. Brazo robótico colocando el bombón en el recipiente

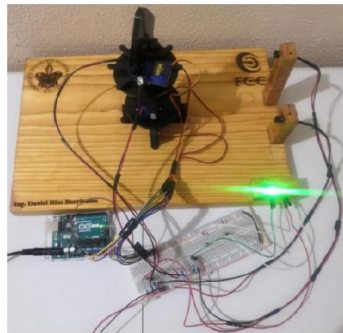


Figura 9. Posición del brazo en la que se activa el sensor 1

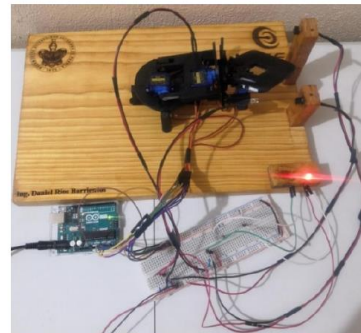


Figura 10. Posición del brazo en la que se activa el sensor 2

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se implementaron un brazo robótico de 4 grados de libertad y un sistema de detección de posición. Lo más destacado es que se logró verificar el buen funcionamiento de ambos sistemas que posteriormente servirán para realizar la conectividad con la interfaz cerebro-computadora. Uno de los detalles que surgieron, al momento de probar el funcionamiento del sistema de detección de posición, fue que su rango de trabajo era muy corto y no cumplía con el objetivo de detectar las posiciones de interés; por lo que, basado en la forma usual de implementar un sensor infrarrojo, se realizaron algunas modificaciones agregando un transistor 2N2222 para lograr un mayor rango y fuese funcional para la detección de las posiciones deseadas.

6. REFERENCIAS

- [1] Moreno, I., Batista, E., Serracín S., Moreno R., Gómez L., Serracín J., Boya C., and Quintero J., “Los sistemas de interfaz cerebro-computadora basado en EEG: características y aplicaciones,” *Revista de I+D Tecnológico*. 15 (2), 13-26 (2019).
- [2] Morín, M., Santillán, A., Sainos, S. and Oliveros, J., “Prototipo de silla de ruedas dirigida usando parpadeos”. *Ingeniería Biomédica*, 3 (1), 1-13 (2019).
- [3] J. R. Wolpawa, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, T. M. Vaughana, “Brain- computer interfaces for communication and control,” *Clinical Neurophysiology*. 113, 767-791 (2002).
- [4] Vilela M. and Hochberg L.R., “Applications of brain-computer interfaces to the control of robotic and prosthetic arms,” *Handb Clin Neurol*. 168, 87-99 (2020).