

Pontificia Universidad Javeriana

Trabajo de grado

**BCI Drone Control:**  
**Diseño e implementación de una Interfaz Cerebro-**  
**computadora para el movimiento de un Dron**

*Nicolás Alberto Bravo Silva*

*Nicolás Enrique Rodríguez Villate*

Dirigido por:

Catalina Alvarado Rojas, Ph.D.

Cliente

Julián David Colorado Montaño, Ph.D.



Pontificia Universidad  
**JAVERIANA**  
Bogotá

—  
Facultad de Ingeniería  
Carrera de Ingeniería Electrónica

| VIGILADA MINEDUCACIÓN |

25 de noviembre de 2022

## **Agradecimientos**

A mi familia que han estado conmigo en cada momento y me han aconsejado siempre, en especial mi abuela, mi tía, mi mamá, mi hermano mayor, mi hermanito, mi tío que me sigue apoyando desde lejos, Jaime e Ian; quienes son mi motor y mi felicidad. Quiero agradecer a Alejo, Héctor, Nicolás, David, Daniel y Víctor que me acompañaron en esta etapa y espero que me sigan acompañando por mucho tiempo más, a mis amigos y amigas del equipo de voleibol de la Universidad Javeriana, con quienes he compartido muchas experiencias maravillosas, y todas aquellas personas que pasaron por mi vida e hicieron este ciclo tan especial. A todos mis profesores que me formaron y a los cuales les debo mucho lo que soy. A Catalina Alvarado mi directora de tesis y Julián Colorado el cliente, que me guiaron en el proceso de esta tesis.

Fue un increíble proceso en el cuál pasaron mil cosas buenas y mil malas, todas las llevo en mi memoria y las recordaré con mucho cariño y mucha nostalgia. Usaré todo lo aprendido para destacarme siempre en lo que haga y llevar una vida de profesional muy provechosa. Gracias Jave.

Nicolás Enrique Rodríguez Villate

Agradecer en primer lugar a mis padres Gladys Silva y Carlos Bravo, mis abuelos Yolanda Cuevas y Octavio Silva, quien hoy en día no nos acompaña en este mundo, gracias a ellos por apoyarme durante el transcurso de mi vida universitaria, a mis amigos que estuvieron presentes en las buenas y malas situaciones que se presentaron durante esta etapa de mi vida y que gracias a ellos hicieron más amena esta experiencia, a mi directora de tesis Catalina Alvarado y cliente Julián Colorado ya que sin el apoyo e instrucciones de ellos no hubiese sido posible la realización de este proyecto.

Todos los momentos que viví durante el transcurso de estos años fueron simplemente únicos y me sirvieron para forjarme como mejor persona y me ayudaran a mejorar en esta nueva etapa que viene como profesional.

Nicolas Alberto Bravo Silva

# Contenido

Agradecimientos .....	2
1. Introducción .....	4
1.1. Problemática .....	5
2. Objetivos .....	7
2.1. Objetivo General .....	7
2.2. Objetivos Específicos .....	7
3. Estado del arte .....	7
4. Marco teórico .....	10
5. Requerimientos .....	16
6. Solución propuesta .....	16
6.1. Diagrama de bloques .....	16
7. Diseño de protocolo experimental .....	18
7.1. Estímulos .....	18
7.2. Fases Protocolo Experimental .....	19
7.3. Protocolo de pruebas para el uso del dron .....	20
8. Adquisición .....	21
8.1. Visualización .....	21
8.2. Filtrado y efecto de borde .....	21
8.3. Estímulos EOG .....	23
8.4. Ubicación de los electrodos .....	24
8.4.1 Electroencefalografía .....	24
8.4.2. Electrooculografía .....	25
9. Entrenamiento .....	26
9.1. Conexión CoppeliaSim-Matlab .....	26
9.2. Diseño de mapa de entrenamiento .....	27
10. Clasificación de estímulos .....	30
11. Simulación .....	33
11.1. Diseño de niveles .....	34
12. Movimientos AR Drone 2.0 .....	36
12.1. ARDrone_Matlab_V1 .....	36
13. Resultados .....	37
13.1. Voluntario 2 .....	37
13.2. Voluntario 5 .....	41
13.3. Métricas .....	45
13.4. Resultados experimentales dron .....	46
14. Análisis de resultados .....	48
15. Conclusiones .....	49

16.	Trabajos futuros.....	51
17.	Anexos.....	51
	Referencias.....	52

## **1. Introducción**

La OPS (Organización Panamericana de la salud) define la discapacidad como “aquellas personas que tienen deficiencias físicas, mentales, intelectuales o sensoriales a largo plazo que, en interacción con diversas barreras, pueden obstaculizar su participación plena y efectiva en la sociedad en igualdad de condiciones con los demás” [5]. Sin embargo, al adquirir una discapacidad física, debería buscarse la manera de integrar y no aislar a este grupo de personas, con el fin de devolverles cierta autonomía. Para esto, los gobiernos, entre ellos el colombiano, generan vías de acceso al empleo para las personas en condición de discapacidad, pero pese a esto la situación laboral en todo el mundo no es satisfactoria, y Colombia no es indiferente a esta situación. Por ejemplo, existe una relación entre discapacidad y pobreza que se fortalece además con una red de entornos discapacitantes tanto físicos, sociales y actitudinales que impiden el acceso al mundo laboral [3].

Con el propósito de aportar y mejorar la calidad de vida tanto física como emocional de este grupo social, desde hace varios años se ha venido desarrollando el estudio de las interfaces cerebro computador (BCI por sus siglas en inglés) las cuales tienen como objetivo restaurar parcial o totalmente algunas funciones de personas que están severamente discapacitadas por una amplia gama de trastornos neuromusculares [1]. El desarrollo de estas interfaces cerebro computador tiene como objetivo brindar a los usuarios la capacidad de relacionarse con su entorno a través del pensamiento [1].

Para lograr realizar la conexión entre los pensamientos de la persona que padece la discapacidad física, con un dispositivo electrónico (interfaz cerebro-computador), es necesario que la actividad cerebral de la persona persista, puesto que algunas discapacidades físicas son derivadas de daño cerebral tales como el DAC<sup>1</sup> (daño cerebral adquirido) o la parálisis cerebral<sup>2</sup>. Un individuo que presente alguna discapacidad motriz asociada a estas causas podría no tener la actividad cerebral suficiente para realizar el manejo de un sistema cerebro computador mediante el método no invasivo. Teniendo en cuenta esto podemos tomar la actividad electroencefalográfica (EEG) obtenida a partir de las señales generadas del funcionamiento cerebral procesar y clasificar para generar una acción de respuesta, y así lograr la conexión cerebro-máquina [4].

## 1.1. Problemática

Según el Registro para la Localización y Caracterización de las Personas con Discapacidad (RLCPD) para el año 2017 la alteración que más afecta a las personas con discapacidad es el movimiento de su cuerpo, manos, brazos y piernas con un 34,05% (457.081 personas), donde el 31% (179.318) de esta población está dentro del rango de edad de productividad 19-59 años [6].



Figura 1 Personas con discapacidad según afectación [6].

<sup>1</sup> Lesión cerebral repentina, la cual aparece de forma abrupta y deja secuelas, entre ellas alteraciones físicas.[2]

<sup>2</sup> Afección crónica generada durante el desarrollo cerebral del feto, produce graves efectos a la motricidad.[2]

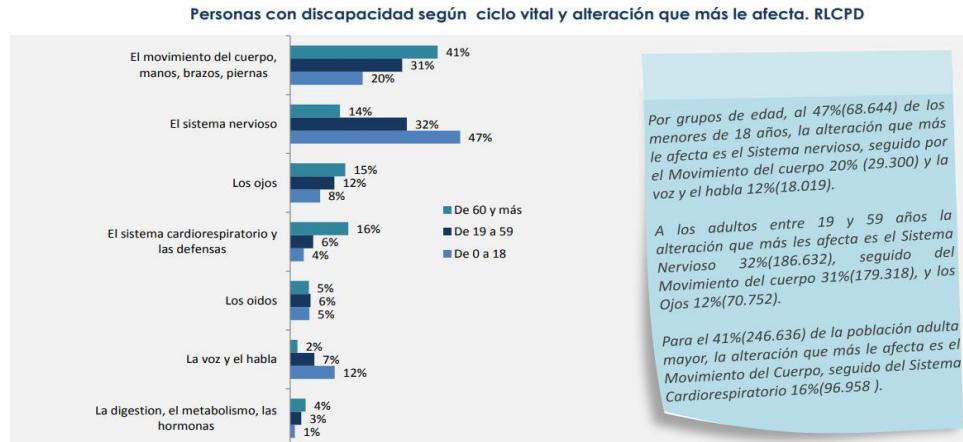


Figura 2 Personas con discapacidad según edad y afectación [6].

El objetivo de este proyecto gira entorno al ámbito investigativo, pero no dejando atrás las problemáticas base como lo es la discapacidad motriz, para esto se enfocará en realizar un sistema BCI (interfaz cerebro computador) no invasiva con el fin de obtener avances en este campo, que permitan en un futuro desarrollar tecnologías con base en BCI no invasiva que mejoren parcial o totalmente la calidad de vida de las personas con este tipo de discapacidad, ya que la mayor parte de esta población ve afectada su capacidad motriz, pero conservan parcial o totalmente normal su capacidad neurológica.

Las personas con discapacidad motriz, también se ven afectadas económicamente al no tener acceso equitativo a empleo [3]. Por esta razón mejorar en el campo de los sistemas BCI en un futuro puede ser de gran beneficio para reducir esta brecha, ya que, a través de estos sistemas se podría controlar básicamente cualquier dispositivo electrónico de forma remota y mediante las señales generadas por nuestro pensamiento.

Para este caso se usará el feedback otorgado por el sistema BCI para la manipulación de un dron. El sistema BCI puede ser diseñado para controlar distintos tipos de aparatos electrónicos, como pueden ser robots, brazos robóticos, sillas de ruedas electrónicas entre otros, lo cual genera un sinfín de posibilidades para usar nuestro cerebro como parte de un sistema de control electrónico.

## 2. Objetivos

### 2.1. Objetivo General

Diseñar e implementar un sistema de control BCI, el cual pueda maniobrar un Dron.

### 2.2. Objetivos Específicos

- Adquirir señales EEG o EOG a través de un dispositivo comercial (G.tec o Emotiv EPOC+), para posteriormente construir una base de datos tomando la información en tiempo real.
- Implementar técnicas o algoritmos de DSP para extraer características de las señales EEG y EOG.
- Implementar un algoritmo de clasificación de cuatro movimientos: despegar, aterrizar, derecha e izquierda.
- Diseñar una estrategia de control para los movimientos que va a realizar nuestro Dron (mencionados en el objetivo específico 3).
- Validar el sistema BCI por medio de un protocolo de pruebas experimental (simulación y experimental) probado en personas, usando diferentes métodos y medidas estadísticos para tal fin.

## 3. Estado del arte.

En los últimos años ha crecido el interés en el desarrollo de técnicas para lograr entender las señales electroencefalográficas (EEG) y electro-oculográficas (EOG), y se han realizado varias aplicaciones para profundizar más en este campo de estudio, como por ejemplo el uso de sistemas BCI (interfaz cerebro computador) por sus siglas en inglés, para el manejo de robots, aeronaves no tripuladas y distintos sistemas de control.

La tecnología desarrollada durante las últimas dos décadas ha permitido el uso de la interfaz cerebro-computador, aunque la investigación en BCI se encuentra aún en sus primeras etapas, esta ha demostrado gran eficacia en una amplia gama de aplicaciones. Una de las aplicaciones de mayor relevancia en BCI, es el desarrollo de sistemas de control para rehabilitación de personas que padecen de trastornos neuromusculares o traumatismos crónicos tales como la esclerosis lateral amiotrófica, la epilepsia y accidente cerebrovascular [9].

En un futuro los sistemas de control de UAV (vehículo aéreo no tripulado) con BCI podrían tener propósitos más prácticos, como por ejemplo en hospitales donde los pacientes con discapacidades podrían utilizarlos para el transporte de objetos, en la industria militar más precisamente en el campo de batalla donde los soldados heridos podrían utilizarlos para continuar activos, y en la industria aeroespacial donde los astronautas podrían utilizarlos para realizar tareas fuera de la nave espacial sin ponerse en riesgo [9].

Los BCI endógenos, por ejemplo basan su funcionamiento en la autorregulación del ritmo cerebral y no requieren de ningún estímulo externo, estos están asociados a la intención de movimiento del ser humano, las BCI exógenas funcionan comúnmente mediante *motor imagery*<sup>3</sup>(MI BCI), las ventajas de este sistema son que mantiene una señal estable, gastan menos tiempo de entrenamiento y cuentan con una señal de control sencilla de configurar, lo cual genera que el sistema sea ampliamente aplicable en varios campos entre los cuales se encuentran rehabilitación médica, educación e investigación, militar e industrias especiales [4].

---

<sup>3</sup> Estado mental en el que la persona genera simula en su mente la ejecución de una acción física. [52].

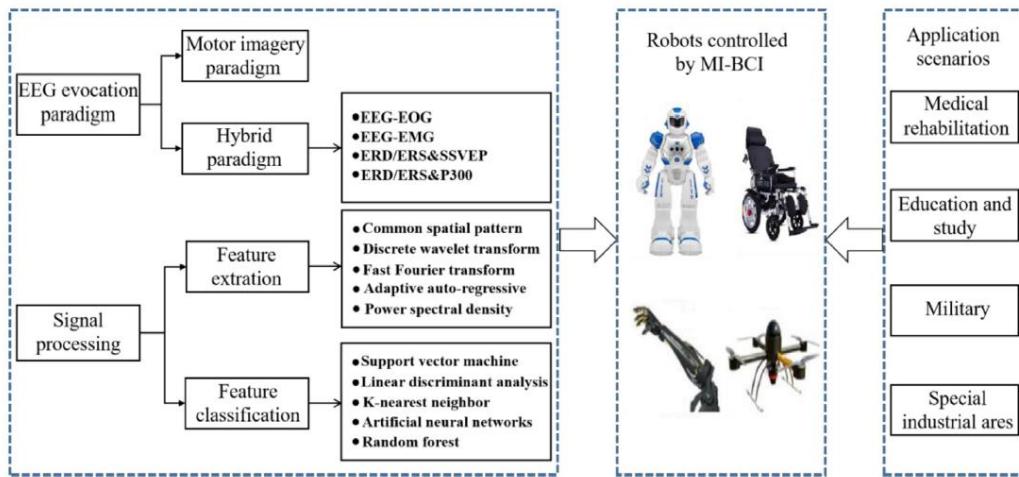


Figura 3 Distintos tipos de adquisición de señales EEG, tipo de procesamiento aplicado y posibles aplicaciones. [4].

Debido a estos avances en los últimos años se han ido perfeccionando las técnicas para la toma de estas señales, así como los respectivos algoritmos para el pre y posterior procesamiento de dichas señales, y los algoritmos de clasificación más relevantes para usar.

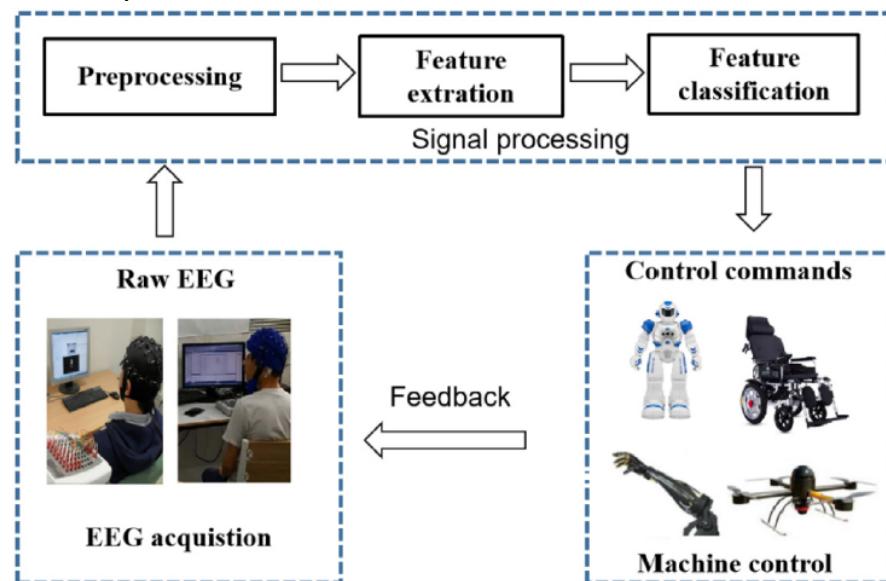


Figura 4 Estructura general de un sistema MI BCI [4].

En el área de las MI BCI (Motor Imagery BCI) se han desarrollado varias aplicaciones con drones, tales como controlar un robot volador en un espacio físico tridimensional (3D), utilizando señales EEG adquiridas de manera no invasiva. En este estudio se demostró por primera vez la capacidad de controlar un robot de tipo volador en un espacio 3D, para esta investigación los sujetos lograron el control preciso en el espacio 3D, aunque con estos resultados se plantea que la implementación de control en robots voladores está bien establecida en entornos virtuales, el problema se centró en llevar dicho control al mundo físico, dado que este cambio introdujo varios obstáculos técnicos que no estaban previstos [1].

Otro desarrollo propuesto cuenta con el uso de un sistema BCI con capacidad de controlar un dron en el espacio 3D, con rotación hacia adelante, en el sentido de las agujas del reloj y en sentido contrario a estas. Además de movimiento hacia arriba y abajo, con el fin de ser útil en un futuro para personas con parálisis y sanas. En este trabajo se implementa una versión modificada del algoritmo FBCSP (bancos de filtros de patrones comunes espaciales), como clasificadores

utiliza SVM (máquina de vectores de soporte), y CNN (red neuronal convolucional) [7].

Titulo	Tipo de documento	Autores	Tipo de señal	Dispositivo	Canales EEG	Numero de movimiento	Filtro	Metodo de extraccion	Clasificador	Tipo de control
Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface [1].	Journal	Karl LaFleur, Kaitlin Cassady, Alexander Doud, Caleb Shades, Eitan Rogin and Bin He	EEG MI-BCI		64	6			Clasificador Lineal	AR DRONE
An Improved Five Class MI Based BCI Scheme for Drone Control Using Filter Bank CSP [7].	Conference	Søren Møller Christensen, Nicklas Stubkjær Holm and Sadasivan Puthusserypadhy	EEG based motor imagery BCI	g.USBamp	16	5	8th order Butterworth band pass (2-60Hz) filter - 4th order Butterworth filtro de corte	filter bank common spatial pattern (FBCSP)	FBCSP and CNN algorithms	Virtual

Tabla 1 Resumen de Sistemas BCI basados en motor imagery y sus características.

Por otra parte, los sistemas BCI híbridos se refieren a la utilización en simultáneo de señales EEG, y otro tipo de señales del sistema BCI, tales como EMG (electromiografía<sup>4</sup>), NIRS (Espectroscopía de infrarrojo cercano)<sup>5</sup>, EOG (electrooculografía) o mezclas de las dos características de las señales EEG [4].

En el campo de las BCI hibridas se han desarrollado varios avances para lograr una interacción hombre-maquina mejorada, este estudio diseñó un sistema de control de un cuadricóptero que utiliza seis SSVEP distintas para realizar los movimientos arriba/abajo, adelante/atrás, izquierda/derecha y para girar hacia la derecha o izquierda utiliza el método de MI BCI [8].

Con el fin de generar un dispositivo de asistencia (AD) para ayudar a las personas a explorar el mundo con la ayuda de un computador y sus pensamientos, los usuarios pueden manejar un dron que cuenta con una cámara que transmite video, para que los usuarios tengan cierto grado de libertad mientras maniobran el mismo. Este sistema utiliza el dispositivo Emotiv Epoc con el cual adquiere las señales EEG y utiliza 4 SSVEP (potencial evocado visual de estado estacionario) para realizar el control del dron [12].

Para optimizar los sistemas BCI tradicionales, ya que los BCI basadas en MI requieren largas sesiones de entrenamiento para lograr ser utilizadas de manera correcta, las BCI basadas en SSVEP se ven limitadas por factores físicos tales como la tasa de refresco del monitor utilizado. Se ha empleado un nuevo sistema llamado AR-BCI utilizado para la navegación de vuelos de cuadricópteros, el uso del sistema BCI híbrido permite reducir el tiempo de entrenamiento de las BCI basadas en MI y aumentar el número de clases de SSVEP sin presentar distorsión visual permitiendo así el uso de AR (Realidad aumentada) para mostrar el estímulo SSVEP [13].

Para atender otros campos distintos al de la medicina y rehabilitación, se han desarrollado avances para el sistema de control de enjambres de drones debido a que podría ser de gran utilidad en la industria militar o para atender desastres. Este prototipo presenta un sistema cerebro-enjambre para varios escenarios utilizando imágenes, luego de las pruebas se pudo concluir la viabilidad del sistema dada la gran precisión de clasificación de este [14].

Continuando por los avances en el campo militar se ha presentado una nueva forma de controlar drones basada en P300<sup>6</sup>, con la idea de que un dron pueda ser controlado por un soldado mediante las señales EEG generadas por este, para perseguir otros drones en el campo de batalla o realizar labores de reconocimiento del terreno. Para ello se planteó una situación ficticia en la que dos usuarios sin discapacidad desempeñaban roles de soldado y enemigo, donde el soldado debería maniobrar el dron mediante el sistema BCI, es decir, con su actividad cerebral, mientras que el enemigo controlaba el dron manualmente. Con la implementación de este escenario se pudo verificar la capacidad de perseguir al dron enemigo [15].

<sup>4</sup> Pruebas que miden la actividad eléctrica en músculos y nervios [10].

<sup>5</sup> Método óptico no invasivo que utiliza la absorción o reflexión de determinada longitud de onda producida por los diferentes grupos funcionales presentes en los tejidos [11].

<sup>6</sup> Potencial evocado cognitivo que está relacionado específicamente con procesos de atención [16], la onda P300 es un potencial positivo que termina 300ms después de producirse un estímulo de probabilidad baja [17].

Titulo	Tipo de documento	Autores	Tipo de señal	Dispositivo	Canales EEG	Numero de movimientos	Filtro	Metodo de extraccion	Clasificador	Tipo de control
Application of Hybrid Brain-Computer Interface with Augmented Reality on Quadcopter Control [13].	Conference	Jaehoon Choi; Sungho Jo	EEG Hybrid BCI	BrainVision actiChamp amplifier	6	3	Low pass 40Hz	BrainVision Recorder	SVM	UAV Gazebo simulator
Quadcopter control system using a hybrid BCI based on off-line optimization and enhanced human-machine interaction [8].	Journal	N. Yan	EEG Hybrid BCI and MI BCI	g.USBAMP	16	8		CSP	LDA	Parrot Bebop 2
Mind Controlled Drone: An Innovative Multiclass SSVEP based Brain Computer Interface [12].	Conference	Andrei Chiuzbaian, Jakob Jakobsen and Sadasivan Puthusserypady	Steady-State Visual Evoked Potential (SSVEP) BCI and EEG data	Emotiv Epoch	16	4	8th order Butterworth bandpass filter and a fast Fourier transform (FFT)	Python	Límites frecuencia de FFT	Feedback dado por circuito con Arduino
Mind Drone Chasing Using EEG-based Brain Computer Interface [15].	Conference	Fatima Ali Al-Nuaimi1, Rauda Jasem Al-Nuaimi, Sara Saeed Al-Dhaferi, Sofia Ouhbi and Abdelkader Nasreddine Belkacem	P300 BCI and EEG Hybrid BCI	Unicorn Hybrid EEG electrodes, to stream EEG signals	8	12	ajuste de $\pm 50\text{mV}$ , Pasabanda de 2-30Hz y corte a 60Hz	Unicorn Brain Interface Hybrid Black and python	LDA	Parrot Bebop 2
Towards Brain-Computer Interfaces for Drone Swarm Control [14].	Conference	Ji-Hoon Jeong, Dae-Hyeok Lee, Hyung-Ju Ahn and Seong-Whan Lee	EEG BCI	BrainVision Recorder	64	4	band-pass filter with a zero-phase 2nd Butterworth filter between [8-30] Hz	BrainVision Recorder	LDA	Simulador Matlab

Tabla 2 Resumen de Sistemas BCI híbridos y sus características.

Lo anterior describe un poco en términos generales las aplicaciones recientes del sistema BCI con aeronaves no tripuladas (UAV) tipo drones. Se ha trabajado en gran medida describiendo las características de cada UAV, ya que en general cuentan con sistemas de control distintos que deben ser entendidos para luego si dar paso al sistema de control mediante BCI. Estos estudios se han realizado para demostrar beneficios potenciales del sistema BCI, es decir, si vale la pena realizar el control de un UAV a través de las señales EEG o EOG o si directamente el uso de este sistema no representa un beneficio respecto al uso común y manual de estas aeronaves.

Teniendo en cuenta lo anterior se han visto ciertos estudios enfocados en el ámbito militar donde utilizan dicha tecnología para perseguir drones enemigos y para el rastreo y ubicación de áreas camufladas del enemigo, pero de igual manera con el fin de comparar el uso mediante BCI vs el uso manual [15].

## 4. Marco teórico

Los sistemas *brain-computer interface* (BCI), o interfaz cerebro computador, son definidos como un sistema que monitoriza la actividad cerebral y traduce determinadas características, dependiendo de lo que el usuario quiera realizar, enviando comandos en términos de control de un dispositivo. El científico Richard Caton en 1875 usó un galvanómetro (instrumento para detectar y medir la corriente eléctrica), para observar impulsos eléctricos en la superficie del cerebro vivo de algunos animales. Unas décadas más tarde, en 1929, Hans Berger consiguió ser el primero en registrar la actividad cerebral de un humano mediante electroencefalografía (EEG), (Figura 5) [21].

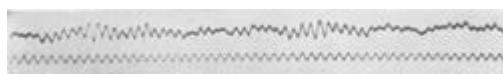


Figura 5 Primera imagen publicada de un electroencefalograma (diciembre 1929) [22].

Para registrar la actividad cerebral hay diferentes métodos, nosotros nos enfocaremos en dos principales la electroencefalografía (EEG) y la electrooculografía (EOG).

En primer lugar, las señales EEG registran la actividad bioeléctrica cerebral en condiciones de reposo, en vigilia o sueño, y durante diversas activaciones [23]. Estas señales son producidas por la actividad neuronal y son capturadas con electrodos colocados en el cuero cabelludo, normalmente es no invasivo, aunque hay métodos en donde se requiere de más precisión de la toma de datos, y llevan a cirugías con implantaciones de electrodos directamente en el cerebro. El EEG mide fluctuaciones de voltaje que provienen de las conexiones eléctricas entre neuronas mandadas por impulsos y registradas en un periodo de tiempo determinado. En las aplicaciones de diagnóstico generalmente prevalece el contenido espectral del EEG, es decir, las llamadas ondas cerebrales. Dichas actividades son de carácter complejo, ya que tratamos con señales estocásticas con grandes variaciones dependiendo de la posición de los electrodos ubicados en la cabeza del usuario. Esto debido a que las conexiones entre neuronas, la forma del cráneo tiende a variar mucho, el estado mental es otro factor que influye bastante, niveles de concentración y actividades musculares, contando los movimientos involuntarios, como por ejemplo el pestaño [24].

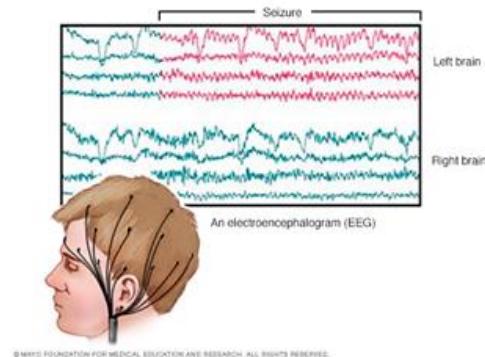


Figura 6 Ejemplo de señales EEG. [35]

En segundo lugar, las señales Electrooculográficas (EOG), son utilizadas habitualmente para investigar el sistema oculomotor humano ya que el movimiento de los ojos revela trastornos neurológicos. Su funcionamiento tiene que ver con el potencial generado por el globo ocular. Para este registro se colocan electrodos en las cercanías de los ojos con el fin de inferir la dirección de la mirada de una persona [25]. Teniendo en cuenta todos los tipos de movimientos que puede hacer un ojo, se toma como principal objeto de análisis los movimientos sacádicos. Estos movimientos son producidos cuando hay una actividad rápida en los ojos con el fin de enfocar un objeto, generando así una señal eléctrica, la cual se toma como método de estudio. La EOG es un procedimiento en el cual se registran los movimientos oculares teniendo en cuenta la diferencia de potencial entre la córnea y la retina. Esta diferencia es dada por el epitelio pigmentario de la retina (capa de células pigmentadas que aparece en el exterior de la retina que nutre sus células visuales) y podemos considerar un dipolo, donde la córnea es el extremo positivo y la retina el negativo del dipolo (Figura 7). La retina tiene un potencial bioeléctrico de reposo y de forma electronegativa respecto a la córnea. De este modo, cuando volteamos los ojos, estos provocan cambios en la dirección de vector correspondiente a este dipolo eléctrico [26].

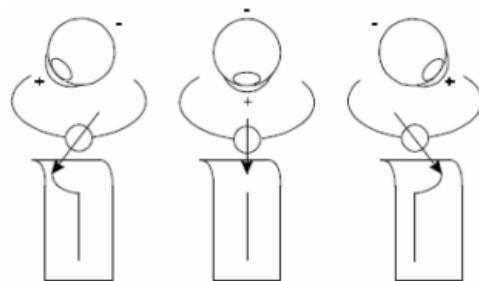


Figura 7 Señales EOG. Potencial del dipolo ocular respecto al movimiento de los ojos [25].

En el momento de usar y estudiar potenciales bioeléctricos, el principal inconveniente que se presenta es que se trabaja con

valores muy pequeños, generalmente del orden de los microvoltios. Además, cuando contamos con un rango de frecuencia muy preciso, se requiere del uso de instrumentos especiales para manipularlos [25]. Es por eso por lo que se usarán dos tipos de dispositivos para adquirir datos, el g.USBAMP RESEARCH es un amplificador de bioseñales de alto rendimiento y alta precisión para la adquisición y el procesamiento de señales fisiológicas. Por lo tanto, puede registrar la actividad fisiológica del cerebro, los ojos, el corazón, los músculos y más, incluida la respiración, la respuesta galvánica de la piel, la temperatura y muchos otros parámetros fisiológicos y físicos. Debido a sus especificaciones técnicas y al entorno de software, este g.USBAMP RESEARCH (Figura 8) es ampliamente utilizado para la investigación neuropsicológica, la investigación neurofisiológica, la neuro-retroalimentación y la investigación de la interfaz cerebro-computadora (BCI) [27]. Como segundo dispositivo está el galardonado EMOTIV EPOC+ (Figura 9) que se encuentra diseñado para la investigación escalable y contextual del cerebro humano, proporcionando así, acceso a datos cerebrales de grado profesional con un diseño rápido y fácil de usar, accediendo a datos EEG sin procesar de alta calidad o realice una investigación aprovechando las detecciones de comandos mentales, métricas de rendimiento o expresiones faciales (Tablas de especificaciones del Emotiv Epoc+ y el g.USBAMP RESEARCH en Anexos).



*Figura 8 g.USBAMP Research [27].*



*Figura 9 EMOTIV EPOC+ [28].*

El sistema 10-20 de la federación internacional es un método reconocido internacionalmente que utiliza puntos de referencia anatómicos para estandarizar la localización de electrodos de electroencefalografía (EEG). El sistema se basa en la relación entre la ubicación de los electrodos y el área subyacente de la corteza cerebral, al tiempo que garantiza que todas las regiones del cerebro estén cubiertas. Los números 10/20 hacen referencia al porcentaje (10 y 20) de distancia en la que deben estar colocados los electrodos en la parte frontal, occipital, de lado derecho e izquierdo del cráneo [50]. Cada sitio de colocación de electrodos tiene una letra para identificar el lóbulo o área del cerebro de la que está leyendo:

- Prefrontal (Fp)
- Frontal (F)

- Temporal (T)
- Central (C)
- Parietal (P)
- Occipital (O)

En la línea media, los electrodos están etiquetados con una "Z" para representar cero. El número de electrodos aumenta a medida que se aleja de la línea media ( $F_{pz}$ ,  $F_z$ ,  $C_z$ ,  $Oz$ ) y no representan ninguno de los hemisferios de manera adecuada, por lo que los electrodos "Z" se utilizan a menudo como bases o referencias. Los electrodos pares (2, 4, 6, 8) se refieren a la ubicación de los electrodos en el hemisferio derecho de la cabeza, mientras que los números impares (1, 3, 5, 7, 9) se refieren al hemisferio izquierdo [50].

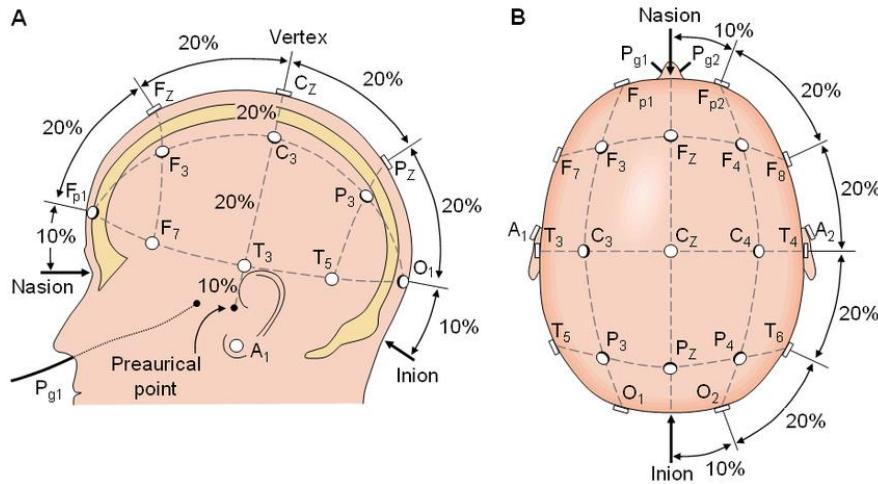


Figura 10. Sistema Internacional 10-20. [50]

La inteligencia artificial (IA), se refiere a sistemas o máquinas que copian el nivel de la inteligencia humana para realizar tareas [29], y se encuentra muy presente en los sistemas BCI aplicando Machine learning (aprendizaje automático). Una habilidad supremamente importante para realizar sistemas capaces de identificar patrones entre los datos o hacer predicciones [30]. El objetivo de la IA es crear modelos informáticos que muestren "comportamientos inteligentes" como los humanos. Esto significa máquinas que pueden reconocer una escena visual, comprender un texto escrito en lenguaje natural o realizar una acción en el mundo físico. El aprendizaje automático comienza con datos: números, fotos o texto, como transacciones bancarias, imágenes de personas o incluso artículos de panadería, registros de reparación, datos de series temporales de sensores o informes de ventas. Los datos se recopilan y preparan para usarse como datos de entrenamiento, o la información sobre la que se entrenará el modelo de aprendizaje automático. Cuantos más datos, mejor es el programa.

A partir de ahí, los programadores eligen un modelo de aprendizaje automático para usar, proporcionan los datos y dejan que el modelo de computadora se entrena para encontrar patrones o hacer predicciones. Con el tiempo, el programador humano también puede modificar el modelo, incluido el cambio de sus parámetros, para ayudar a impulsarlo hacia resultados más precisos. Algunos datos se extraen de los datos de entrenamiento para usarlos como datos de evaluación, lo que prueba qué tan preciso es el modelo de aprendizaje automático cuando se muestran nuevos datos. El resultado es un modelo que se puede utilizar en el futuro con diferentes conjuntos de datos [55]. En este caso para predecir y tomar decisiones sobre lo que quiere hacer el usuario al enviar cierto tipo de comandos con ayuda de las señales EEG y EOG.

Para el sistema BCI se utilizarán varios lenguajes y entornos de programación. Matlab, es un entorno de programación basado en el uso de matrices donde se pueden desarrollar diferentes tipos de algoritmos, análisis de datos, visualización y cálculo numérico. Este será usado para la implementación de los sistemas de adquisición de señales EEG y EOG a través del dispositivo g.USBAMP RESEARCH. Además, para la implementación de los métodos de clasificación de Machine learning. Simulink, es un entorno gráfico usado para simulación y diseño basado en modelos realizando soluciones de ecuaciones diferenciales en el tiempo. En este entorno, se realizará la conexión del dron y su respectivo control para realizar los

movimientos en tiempo real [31]. Python, es un lenguaje de programación de alto nivel utilizado para desarrollar aplicaciones de todo tipo, una ventaja de este es que es un lenguaje utilizado en varias plataformas y de código abierto, por lo tanto, es gratuito, lo que permite que sea un software sin límites. En Python, se realizará la adquisición de las señales y los métodos de clasificación desarrollándose a través del dispositivo EMOTIV EPOC+ [32].

Un sistema BCI les permite a las personas en condición de discapacidad motora, el poder interactuar con su entorno sin necesidad de usar el sistema nervioso periférico. El sistema nervioso central codifica mensajes y comandos que se identifican cuando se extraen características, a partir de las señales eléctricas capturadas con electrodos y dispositivos especializados (EOG y EEG). La operación de un sistema BCI depende de la interacción del usuario, y debe aprender a codificar y enviar los comandos que quiere realizar para hacer una tarea en específico. El desarrollo de los BCI aún se encuentra en etapas tempranas. No se tiene claro hasta dónde puede llegar, pero si es de conocimiento que esto depende de las investigaciones relacionadas con el tema que cada vez son más. Es por esto por lo que se quiere aportar más en este campo a través de aplicaciones físicas [34].

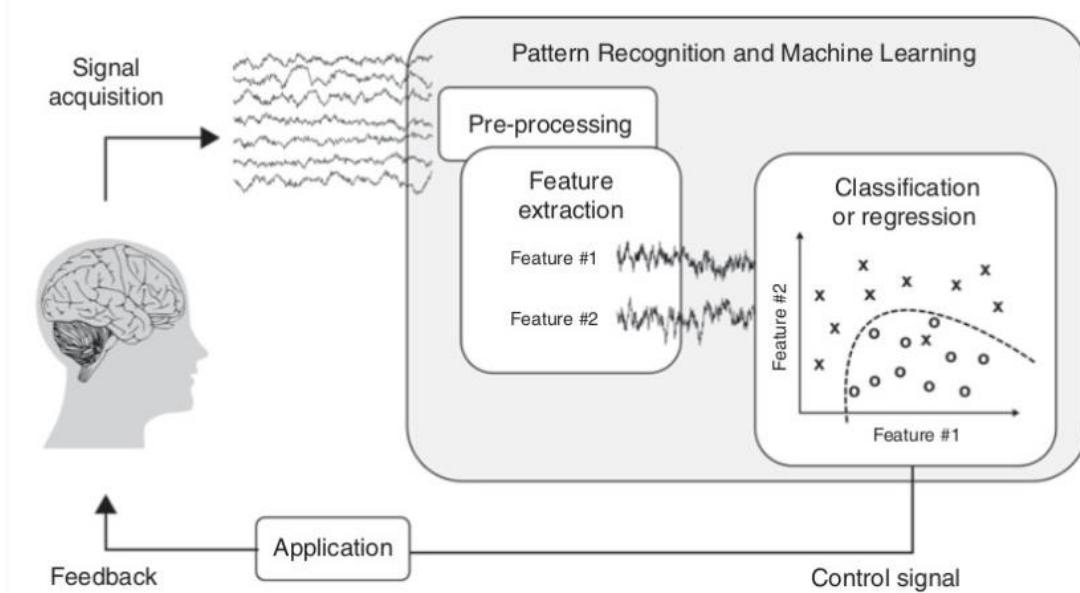


Figura 11 Representación del control de un sistema BCI [53].

*Unmanned aerial vehicle* (UAV), vehículo aéreo no tripulado, no habitado o sin piloto es el nombre de una aeronave que vuela sin operador humano a bordo. Entre las diversas formas existentes de vehículos automáticos, los UAV (también conocidos como drones) han experimentado un drástico crecimiento en la última década, que fue impulsado principalmente por su gran funcionalidad y su amplia gama de aplicaciones. Drones y otras clases de vehículos no tripulados comparten características comunes en términos de sus arquitecturas, comunicaciones, y también las estrategias que podrían mejorar sus atributos de autonomía [33]. Estos vehículos aéreos no tripulados se mueven en un espacio de 6 dimensiones. El movimiento de estos dispositivos que cuentan con 4 rotores se genera modificando la velocidad en cada uno de ellos. Además, el ángulo de inclinación de estos siempre es fijo, por lo cual se utilizan los conceptos fundamentales de mecánica clásica relacionados con el modelado de la dinámica de cuerpos rígidos [42].

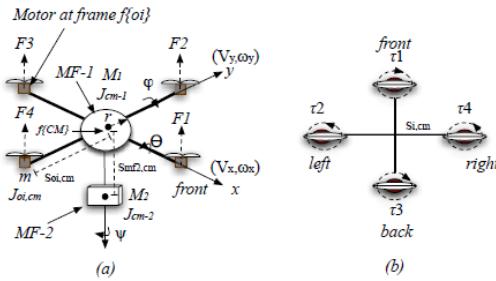


Figura 12 a) Variables y parámetros de movimiento. b) Vista frontal. [42].

El quadrotor es un sistema mecánico sub-actuado que cuenta con 6 grados de libertad y solo cuatro actuadores. las fuerzas y momentos principales son generados por las hélices, las cuales están en configuración cruzada, es decir, que los pares de hélices (1,3) y (2,4) observados en la Figura 11 giran en direcciones opuesta. Esto significa que al modificar la velocidad del rotor la fuerza de sustentación cambia y se genera movimiento. Es decir, si se quiere generar un movimiento vertical debemos aumentar o disminuir la velocidad de las cuatro hélices. Si se modifica la velocidad en las hélices 2 y 4 se produce, a la inversa, una rotación de Roll junto a un movimiento lateral. La rotación Pitch se obtiene de manera similar, pero actuando sobre el par (1,3). La rotación Yaw se obtiene de la diferencia entre el contrapar [42].

La rotación de un cuerpo rígido en el espacio se puede parametrizar mediante varios métodos, en ingeniería aeroespacial el método más utilizado son los ángulos de Euler, que consisten en una representación matemática de tres rotaciones sucesivas de los tres ángulos posibles: Roll, Pitch y Yaw [42]. Mediante el análisis cinemático se obtiene la matriz de la Figura 14:

$$R(x, \phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & c(\phi) & -s(\phi) \\ 0 & s(\phi) & c(\phi) \end{bmatrix} \quad [1]. \quad R(y, \theta) = \begin{bmatrix} c(\theta) & 0 & s(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -s(\theta) & 0 & c(\theta) \end{bmatrix} \quad [2]. \quad R(z, \psi) = \begin{bmatrix} c(\psi) & -s(\psi) & 0 \\ s(\psi) & c(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad [3].$$

Figura 13 Matrices de rotación para definir las rotaciones de un sólido alrededor de cada eje de movimiento 1). Angulo roll ( $\Phi$ ) sobre el eje x. 2). Angulo pitch ( $\theta$ ) sobre el eje y. 3). Angulo yaw( $\Psi$ ) sobre el eje z. [42].

Teniendo las matrices de rotación para cada eje, se genera la matriz de rotación completa, que surge a partir de tres rotaciones sucesivas compuestas, una vez obtenida dicha matriz se agrega la relación entre la velocidad lineal que actúa sobre el marco del quadrotor y simplificando dicha matriz se obtiene el marco cinemático [42], Figura 14.

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & s(\phi)t(\theta) & c(\phi)t(\theta) \\ 0 & c(\phi) & -s(\phi) \\ 0 & s(\phi)\sec(\theta) & c(\phi)\sec(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix}$$

Figura 14 Marco cinemático. [42].

Luego mediante el análisis dinámico del sistema mediante el uso de ecuaciones de estado, junto con el análisis cinemático Figura 14 se obtiene:

$$F_{cm,T} = I_{cm,T} \left[ S_{oi,cm}^T \dot{V}_{oi} + \dot{S}_{oi,cm}^T V_{oi} \right] + \dot{I}_{cm,T} V_{cm} \\ = \begin{bmatrix} \tau_{cm} \\ f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I_{cm,T} - \tilde{s}_{oi,cm} m_T \tilde{s}_{oi,cm} & m_T \tilde{s}_{oi,cm} \\ -m_{T,cm} \tilde{s}_{oi,cm} & m_T U \end{bmatrix} \left( \begin{bmatrix} U & \tilde{s}_{oi,cm} \\ 0 & U \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{oi} \\ \dot{v}_{oi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \tilde{\omega}_{oi} \tilde{\omega}_{oi} s_{oi,cm} & 0 \end{bmatrix} \right) + \begin{bmatrix} \tilde{\omega}_{oi} J_{cm,T} \tilde{\omega}_{oi} \\ 0 \end{bmatrix}$$

Figura 15 Fuerzas espaciales totales que actuaban alrededor del quadrotor. [42].

Donde  $F_{cm,T}$  contiene las fuerzas y torques contenidas en un vector de seis dimensiones, el cual incluye la inercia

$I_{cm,T}$ , Aceleraciones de coriolis  $S_{oi,cm}^T V_{oi}$  y los efectos de giroscopio  $I_{cm,T} V_{cm}$  [42]., ahora bien, se define el tensor de inercia como:

$$J_{cm,T} = \frac{2}{5} M_1 r^2 + M_2 \left( \frac{a^2 + b^2}{12} + s_{mf2,cm}^2 \right) + 2m \left( r_m^2 + s_{oi,cm}^2 \right)$$

Figura 16 Tensor de inercia. [42].

Donde los términos a,b,c hacen referencia a la longitud del recorte rectangular tomado por segundos electrónicos. [42].

$$\dot{V}_{cm} = \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{cm} & \dot{v}_{cm} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \ddot{\phi} & \ddot{\theta} & \ddot{\psi} & \ddot{p}_x & \ddot{p}_y & \ddot{p}_z \end{bmatrix}^T$$

$$F_{cm,T} = \begin{bmatrix} \tau_{cm} & f_{cm} \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} \tau_x & \tau_y & \tau_z & f_x & f_y & f_z \end{bmatrix}^T$$

Figura 17. Ecuación de estados [42].

Por último, usando las transformaciones cinemáticas previamente definidas en Figura 14 y utilizando las variables de estado Figura 17, se obtienen las ecuaciones que describen el movimiento del quadrotor, Figura 18. [42].

$$\ddot{p}_x = f_x \frac{c\phi s\theta c\psi + s\phi s\psi}{m_T}, \quad \ddot{\phi} = \frac{J_{cm,y} - J_{cm,z}}{J_{cm,x}} \dot{\theta} \dot{\psi} + J_{cm,x}^{-1} \tau_x$$

$$\ddot{p}_y = f_y \frac{c\phi s\theta c\psi - s\phi c\psi}{m_T}, \quad \ddot{\theta} = \frac{J_{cm,y} - J_{cm,z}}{J_{cm,x}} \dot{\phi} \dot{\psi} + J_{cm,y}^{-1} \tau_y$$

$$\ddot{p}_z = f_z \frac{c\phi c\theta - g}{m_T}, \quad \ddot{\psi} = \frac{J_{cm,x} - J_{cm,y}}{J_{cm,z}} \dot{\phi} \theta + J_{cm,z}^{-1} \tau_z$$

Figura 18. Ecuaciones que describen el movimiento del dron. [42].

## 5. Requerimientos

A continuación, se encuentran los requerimientos para el sistema BCI planteado y del dron a usar:

- El dron que se va a utilizar para el desarrollo del proyecto y generar el control de este, es el de la compañía Parrot, y de referencia, AR Drone 2.0. el motivo de elección de este dron es que cuenta con conexiones básicas para su trabajo, a través de Simulink.
- Establecer y realizar un Hovering (estabilización del dron en el aire) por defecto, al momento de realizar cualquier movimiento con el fin de que no se caiga ni tenga problemas al estar volando.
- El dron que vamos a usar debe ser capaz de realizar cuatro movimientos básicos con el sistema BCI implementado: Take off (despegue), Landing (aterrizaje), Right (derecha) and Left (Izquierda).
- Cada vez que el dron despegue, debe haber una distancia de 1 a 2 metros con respecto al suelo.
- Cuando el dron realice un movimiento hacia los lados (derecha o izquierda), debe realizar una distancia de 1 metro aproximadamente.
- La velocidad a la que va a estar trabajando el dron, cuando realice cualquiera de estos movimientos, debe ser entre 5 y 10 cm/s.
- Las pruebas de señales EEG en el sistema BCI con el dron, deben ser realizadas en tiempo real, en donde contamos con el usuario enviando los comandos requeridos.
- Para la adquisición de señales EEG, es necesario el uso de 14 o 16 canales para la visualización desde varios electrodos incorporados en los dispositivos a usar (G.tec g.USBAMP o EMOTIV EPOC+).

## 6. Solución propuesta

### 6.1. Diagrama de bloques

El sistema de control propuesto consta de 4 bloques principales como se observa en la Figura 19, los

cuales son adquisición de la señal, procesamiento clasificador y aplicación. Estos bloques conforman el sistema BCI con el fin de obtener de las señales generadas por la actividad cerebral del usuario a partir de 4 estímulos, conseguir 4 movimientos del dron: despegue, aterrizaje, derecha e izquierda. Las señales EEG serán obtenidas mediante el dispositivo g.USBAMP o Emotiv Epoch+, luego serán procesadas para posteriormente ser clasificadas donde dicha clasificación generará una señal que le indicará al sistema de control del dron que tipo de movimiento debe ejecutar. Al ocurrir este proceso en tiempo real el usuario podrá observar si efectivamente el movimiento que pensó realmente fue el movimiento ejecutado por el dron.

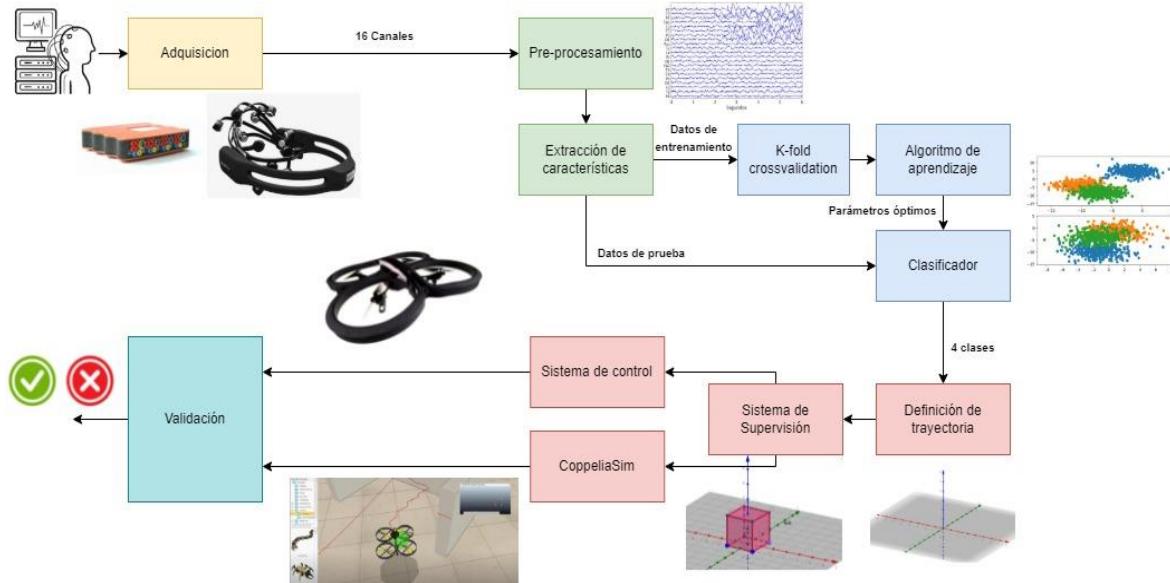


Figura 19 Diagrama de bloques<sup>6</sup>

**Adquisición:** En este bloque representado por el color amarillo captamos la señal de EEG o EOG, en las cuales se representa el movimiento que quiere realizar la persona en el dron: despegar, aterrizar, derecha e izquierda, utilizando un dispositivo de adquisición y amplificación tipo g.USBAMP o Emotiv Epoch+ los cuales cuentan con 16 canales y 14 canales respectivamente, se logra obtener y amplificar estas señales eléctricas para la creación de una base de datos y su posterior análisis.

**Procesamiento de señales:** Esta tarea representada por el color verde, cuanta con dos bloques o etapas, la etapa de **pre-procesamiento** en la cual realizaremos el filtrado, acondicionamiento y visualización de la señal, para luego realizar la **extracción de las características** de esta y obtener sus componentes principales a través del análisis PCA (Análisis de componentes principales).

**Clasificador:** Esta tarea representada por el color azul cuenta con tres bloques de los cuales **k-fold crossvalidation** y **algoritmo de aprendizaje** son para el entrenamiento y selección del clasificador y el bloque **clasificador** es usado directamente cuando ya se realice la selección del clasificador para los datos de prueba. El primero de ellos **k-fold crossvalidation**, en el cual se definirá K y se implementara validación cruzado, para los datos de entrenamiento ingresados, la salida de este bloque es la entrada al bloque **algoritmo de aprendizaje** en donde se entrenaran y validaran varios tipos de clasificadores para seleccionar el que otorgue mejor desempeño según las validaciones estadísticas que se realizaran, el clasificador que mejor rendimiento entregue será el implementado en el bloque **clasificador**.

**Sistema de control:** Esta tarea representada por el color rojo cuenta con 4 bloques: **definición de trayectoria** en este bloque se realizará e implementara un algoritmo que permita conocer la trayectoria que realizara el dron, luego el bloque **sistema de trayectoria** determinara si la trayectoria a realizar es válida para el campo de operación asignado, luego de ser valida la trayectoria, se puede trabajar con los

bloques **CoppeliaSim** y **sistema de control**. El uso de estos bloques dependerá del entorno en el que se quiera realizar las pruebas, pero antes de realizar pruebas en el entorno físico debemos probar el sistema en el entorno simulado por CoppeliaSim y verificar su correcto funcionamiento. Al trabajar en el entorno físico se usará el bloque sistema de control el cual ya está creado para el manejo del Parrot AR Drone 2.0.

**Validación:** En este bloque se evaluará si los movimientos ejecutados por el dron en el entorno virtual y físico corresponden al estímulo aplicado y se evaluara estadísticamente el desempeño del sistema.

## 7. Diseño de protocolo experimental

### 7.1. Estímulos

Para definir los estímulos se realizó una búsqueda en proyectos usando drones y BCI, para así poder determinar qué tipo de señales se van a usar a lo largo del trabajo. Lo encontrado fue adjuntado en la tabla 3:

Estado	Descripción	Gestos
Expresiva	Permite detectar gestos faciales.	Parpadeo, Guiño a la izquierda, Guiño a la derecha, Mirar a la izquierda, Mirar a la derecha, Ceja levantada, fruncir, sonreír, apretar, risa, sonrisa izquierda, sonrisa derecha.
Afectiva	Permite detectar estados emocionales del sujeto.	Entusiasmo a corto plazo, Entusiasmo largo plazo, Estado de Aburrimiento.
Cognitiva	Permite detectar estados cognitivos apartir de los pensamientos del sujeto.	Neutral, Empujar, Jalar, Elevar, Soltar, Izquierda, Derecho, Girar a la izquierda, Gira a la derecha, Girar en sentido horario, Girar en sentido anti horario, Girar hacia adelante, Girar hacia atrás, Desaparecer.

Tabla 3 Primera aproximación estímulos.

Luego de esto, se clasificaron en dos grupos importantes los cuales son las señales de electrooculografía (EOG) y electroencefalográficas (EEG), todo esto adjuntado en la tabla 4. De las señales EOG se encontró que las más utilizadas son pestañear y levantar la ceja, y como secundarios mirar a los lados. Con respecto a las señales EEG no son muy comúnmente usadas, pero como principal método es el de deletreo de palabras.

Estímulos Mentales (EEG)	Estímulos EOG
Operación matemática sencilla	Mirar a la derecha
Deletereo de una palabra	Mirar a la izquierda
Decir una palabra	Pestañear
Imaginar una figura geométrica	Subir las cejas

Tabla 4 Clasificación estímulos.

Fueron seleccionados 4 estímulos para los 4 movimientos determinados por el dron, pensando en la concentración del voluntario que va a realizar la parte de entrenamiento y testeo. Así fueron determinados los estímulos:

- Atrás: Pestañear.
- Adelante: Deleterear la palabra FLY repetidamente.
- Movimiento a la derecha: Mirar a la derecha.

- Movimiento a la izquierda: Mirar a la izquierda.

## 7.2. Fases Protocolo Experimental

Teniendo en cuenta los estímulos ya establecidos, se procede a realizar un protocolo experimental en el cual estarán definidas 3 fases diferentes (Preparación, Entrenamiento y Evaluación) que consisten en una línea de tiempo de lo que se va a realizar con cada voluntario.

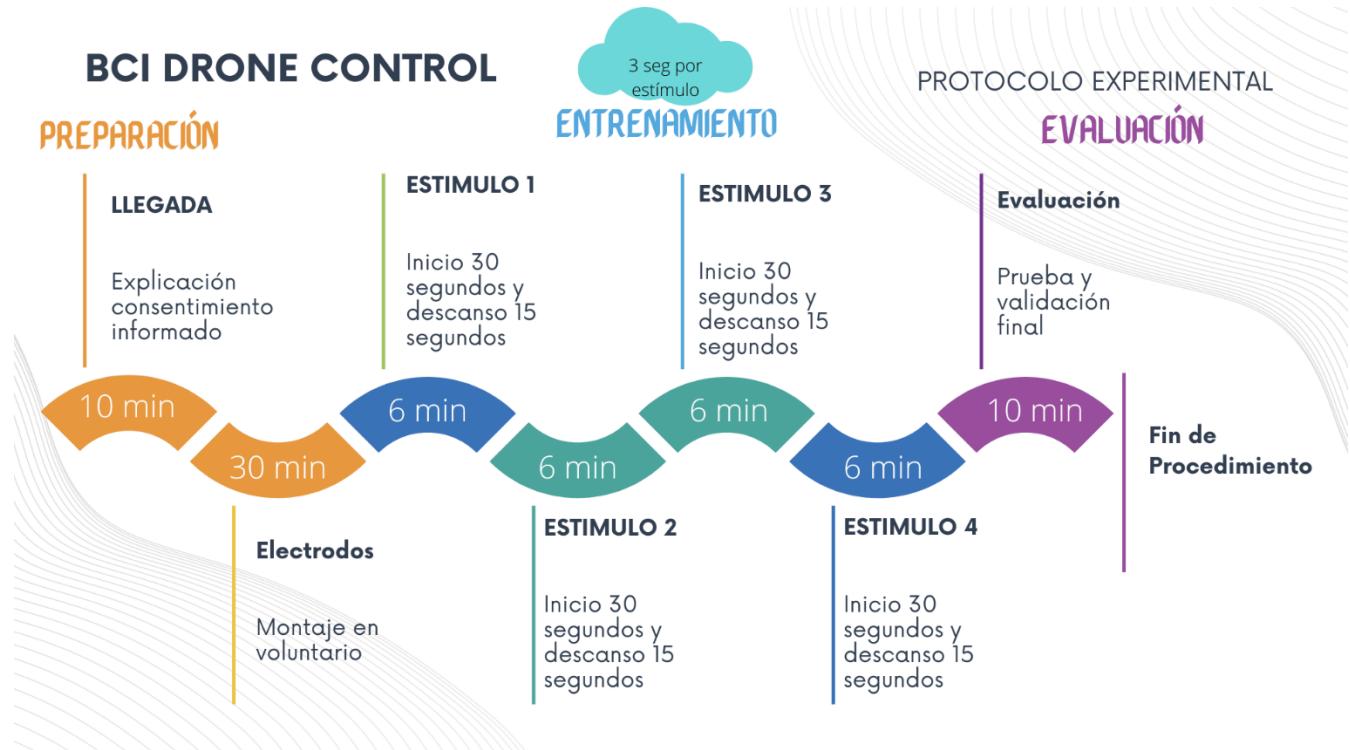


Figura 20 Protocolo experimental.

Para la fase de preparación, primero se le explica al voluntario todo lo que se va a realizar y se le hace firmar un consentimiento informado acerca del procedimiento que se hace, después se procede colocando el montaje en la persona (electrodos en posición), tanto para las señales EOG, como EEG.

En la siguiente fase se va a entrenar cada movimiento en un periodo de 6 minutos para cada uno. Se le informa al voluntario que debe realizar el estímulo a entrenar cada 4 segundos, por un periodo de tiempo seguido de 30 segundos y teniendo 15 segundos de descanso hasta completar el tiempo total del estímulo.

Cuando la persona ya haya realizado el entrenamiento, se procede a hacer una evaluación de los estímulos. Para poder probar esto se realiza un juego implementado en CoppeliaSim, donde la persona debe realizar una serie de movimientos con ayuda de los estímulos ya propuestos, para atravesar varios mapas llegando a un objetivo final. Como primer borrador, se usó el mapa de la Figura 20, para empezar a realizar los movimientos desde Matlab.

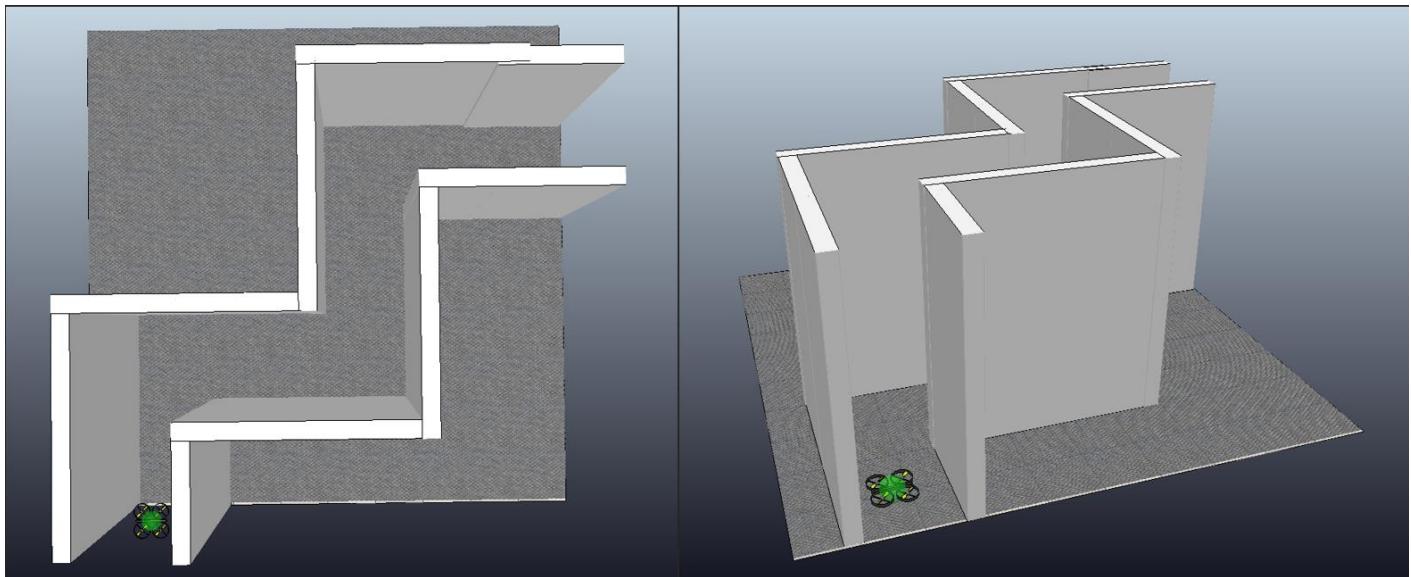


Figura 21 Ejemplo Juego CoppeliaSim.

### 7.3. Protocolo de pruebas para el uso del dron.

Para el trabajo de grado titulado “BCI Drone control” se solicita formalmente el uso de un dron para realizar pruebas. El dron por usar es el AR Drone 2.0 de la compañía Parrot, contando con las siguientes características principales:

Duración de la batería: 12 minutos, 18 minutos en la versión Power Edition	58,4 x 58,4 x 12,7 cm	1280x720p	Peso: 436 g	Alcance: 50 metros	GPS: SI EN LA VERSIÓN GPS

Figura 22 Características AR Drone 2.0.

Para el uso de este dron es necesario realizar un protocolo de uso ya que puede generar riesgo con las personas trabajando con él y sus alrededores, el cuál será el siguiente:

1. Días de uso de dron: Todos los días en el horario de 20:00 - 6:00, teniendo en cuenta que esté disponible el espacio.
2. Pedir equipo (dron) al laboratorio.
3. Retirar dron y todas sus partes con cuidado de la caja.
4. Revisar que la batería esté completamente cargada, de lo contrario realizar su debida carga.
5. Contar con el espacio del laboratorio 13-6, donde se encuentra la jaula de seguridad con un radio de trabajo demínimo 3m<sup>2</sup>; nadie puede estar adentro de este espacio mientras se usa el dron.
6. Probar conectividad Wifi del dron.
7. Ejecutar vuelo semi-manual con control de altura, usando la APP del fabricante.
8. Realizar aterrizaje y apagar dron con la APP.
9. Comenzar a realizar pruebas usando la interfaz BCI mediante movimientos controlados.
10. Guardar todo como se encontraba en la caja y llevar de nuevo al laboratorio para guardar equipo.

## 8. Adquisición

Con el fin de obtener la adquisición esperada y una visualización de cada señal óptima, se realiza el filtrado y corrección de efecto de borde para la adquisición. Adicionalmente se realiza una prueba de adquisición con uno de los montajes determinados de EOG para verificar la correcta adquisición, filtrado y pre-procesamiento.

### 8.1. Visualización

Cómo se observa en la Figura 23, las señales presentan un gran desfase lo que dificulta la visualización y diferenciación de los 16 canales. Para corregir esto, se implementa el método del cálculo de la Desviación Estándar de la señal para luego multiplicar este valor por cada canal, generando una matriz la cual me dé una distancia correcta entre cada canal para que no se superpongan y poder visualizar los cambios de las señales en cada electrodo, logrando poder plasmar de manera correcta los datos. Como se muestra en la Figura 25.

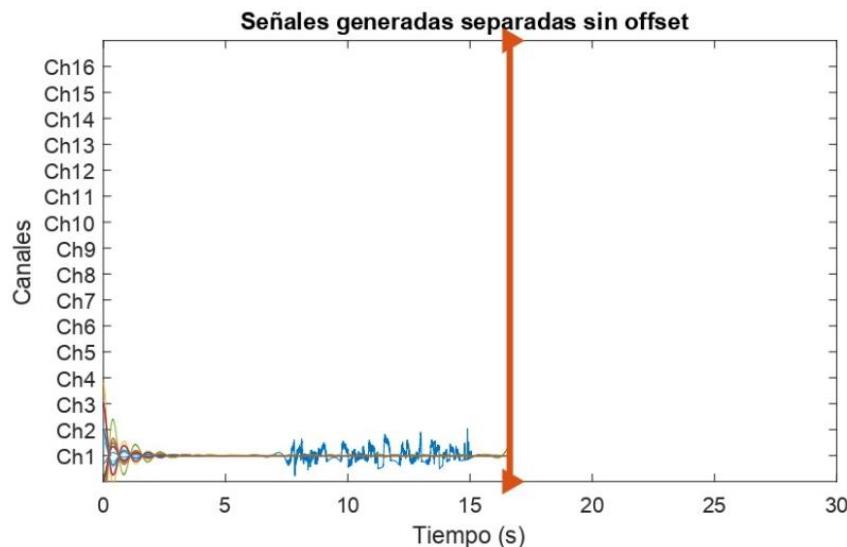


Figura 23 Señales por canales sin offset.

### 8.2. Filtrado y efecto de borde

El filtro pasa banda es un tipo de filtro electrónico que se encarga de dejar pasar un rango determinado de frecuencias de una señal y atenúa el paso del resto de frecuencias. Este tipo de filtro es el seleccionado para la implementación ya que se realiza una prueba con un filtro de tipo Notch el cual se encarga de rechazar una frecuencia determinada, pero su principal problema es que no atenuaba muy bien ruido. El filtro escogido fue un pasa banda (ver Figura 24) de orden 16, con frecuencias de corte entre 1 y 100 Hz para eliminar ruido a bajas y altas frecuencias, y con una tasa de muestreo de 256, que es la misma con la que se encuentra trabajando el equipo utilizado, g.USBAMP.

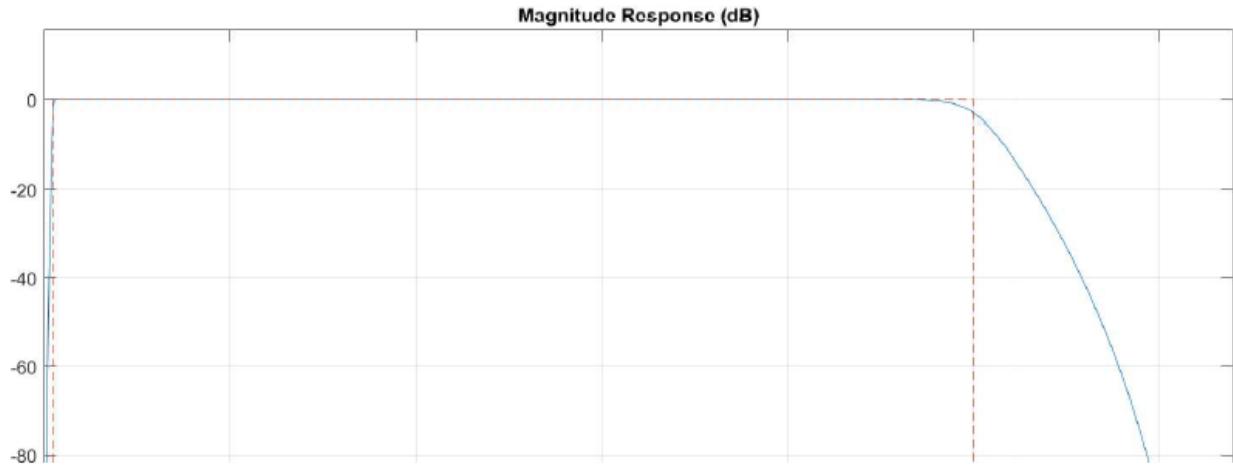


Figura 24. Filtro pasa banda utilizado.

Por otro lado, las señales presentan efecto de borde al inicio y al final y se implementa un arreglo para aumentar muestras en estas posiciones y eliminarlas al momento de visualizar. Así se obtienen las señales en cada canal solo con un efecto de tiempo de estabilización del equipo aproximadamente en los primeros 5 segundos.

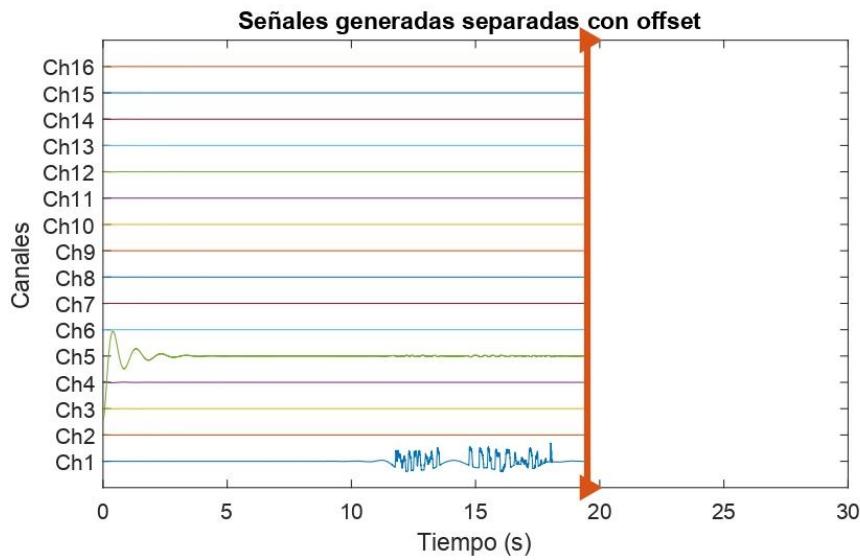


Figura 25 Señales separadas con offset, con filtro y efecto de borde.

Después de esto se logró tomar las señales vistas en diferentes ventanas e ir sobrescribiendo las muestras para generar una mejor vista de los datos que se van adquiriendo en cada momento, ver figura 26.

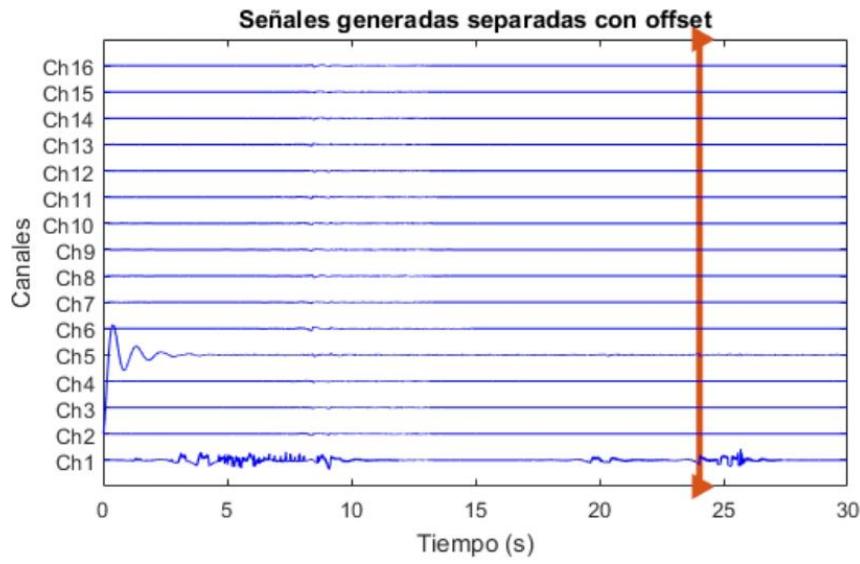


Figura 26 Señales sobreescritas.

### 8.3. Estímulos EOG

Una vez establecidos los estímulos, se definen los montajes y la ubicación de los electrodos para obtener las señales esperadas respecto a los estímulos EOG, se establecen las respectivas tierras en la mitad de la frente y en el lóbulo de la oreja para iniciar con la verificación de los montajes.

Ya que los estímulos a probar son pestañear fuerte y mirar a la derecha y la izquierda, se realizan los montajes de la Figura 27. A la derecha de presenta el montaje para el pestaño y a la izquierda el de mirar a los lados. Después de realizar el montaje con el protocolo y cuidado correspondiente, se inician las pruebas para verificar la correcta adquisición como se refleja en la Figura 28. En los recuadros azules se puede ver el movimiento generado en las señales cuando se realiza el movimiento de pestaño que es el más fuerte y notorio. Así mismo se puede observar al inicio de la adquisición un tiempo de estabilización del equipo.



Figura 27 Montajes EOG. Imagen izquierda, mirar a los lados. Imagen derecha, detectar parpadeo.

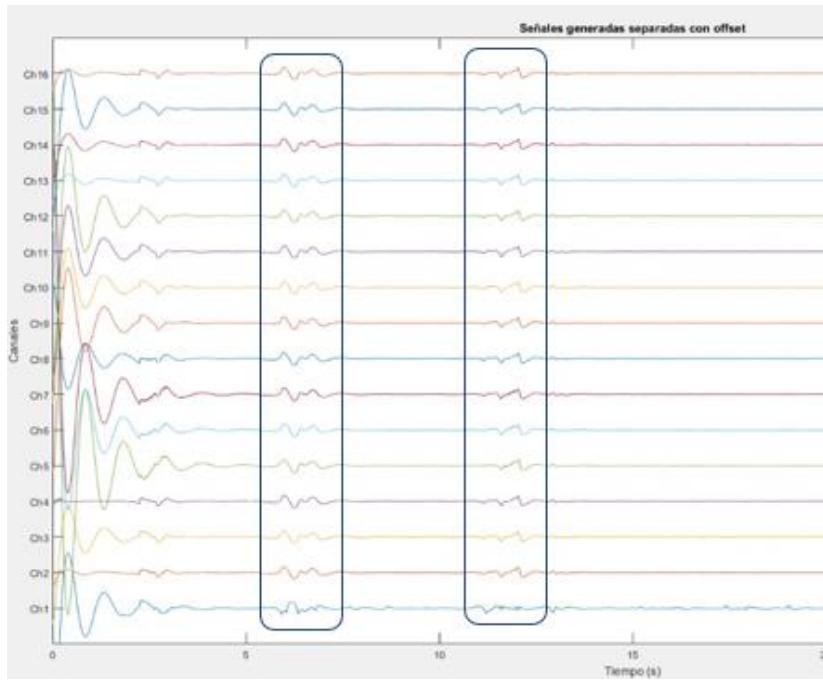


Figura 28 Datos obtenidos con pestaño.

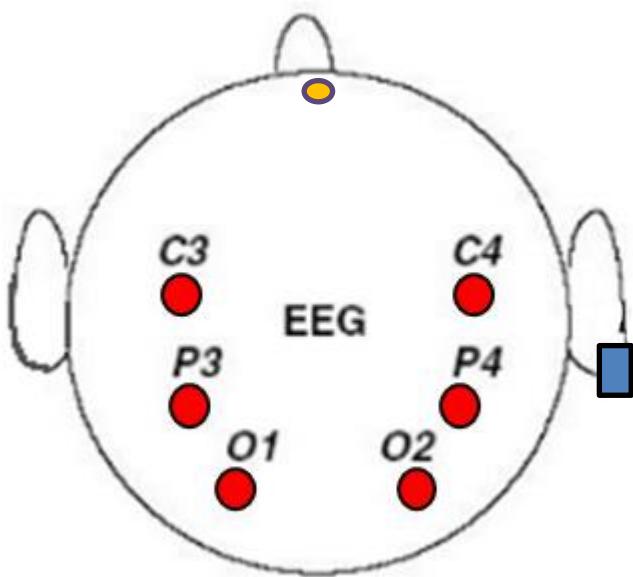
## 8.4. Ubicación de los electrodos

Luego de realizar la adquisición de señales se procede a buscar los mejores métodos para nuestra obtención de señales tanto Electrooculográficas, como Electroencefalográficas.

### 8.4.1 Electroencefalografía

Para obtener las señales de EEG, se plantea el montaje de la Figura 29 y se conectan los electrodos señalados en los puntos, que son: C4, C3, P4, P3, O2 y O1 con base al sistema internacional 10/20. Se tiene el estímulo EEG que corresponde a deletrear la palabra FLY, por lo que es necesario utilizar las partes del cerebro encargadas del lenguaje, para adquirir las señales de manera correcta. Los electrodos P4 y P3 obtienen señales del lóbulo parietal y un área conocida como la corteza de asociación parietal, la cual nos da la capacidad para comprender el lenguaje escrito y solución de problemas matemáticos. Los electrodos O2 y O1 se encuentran ubicados en el lóbulo occipital del cerebro y se encarga del mapeo visual general, memoria visual y razonamiento espacial. Todo esto para el *feedback* que obtienen la persona y ayuda a la validación final. Y, por último, los electrodos C4 y C3, son localizados en la parte central del cráneo [43].

También contamos con un electrodo de GND y uno de REF que se encuentran puestos siempre al momento de tomar los datos. Cabe aclarar que las señales electroencefalográficas no siempre son visibles al ojo, por lo que se deben probar en la implementación experimental y corroborando el sistema.



### Leyendas

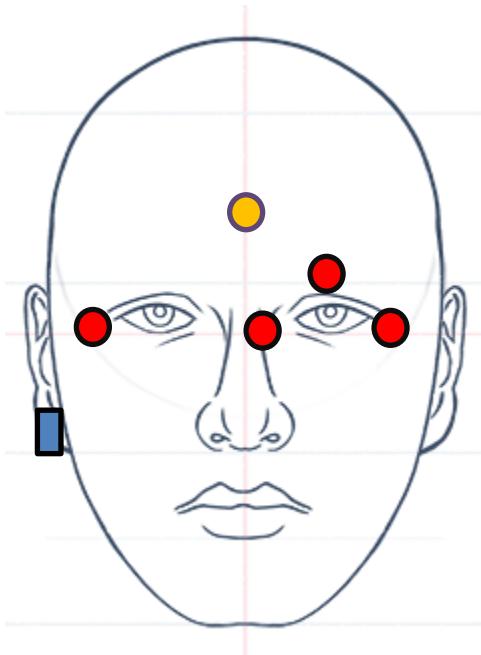
- Electrodo de tierra (GND)
- Electrodo de toma de datos
- Electrodo de referencia (REF)

Figura 29. Montaje EEG utilizado. [43]

#### 8.4.2. Electrooculografía

Los electrodos puestos para Electrooculografía son determinados a partir de los movimientos y estímulos que vamos a realizar, para este caso contamos con 3 estímulos diferentes, en donde debemos realizar movimientos hacia la derecha, hacia la izquierda y pestaño. Se van a usar cuatro electrodos en posiciones estratégicas para poder observar estos movimientos de manera correcta y así poder llegar a una buena validación al momento de tener las características para posteriormente el entrenamiento del clasificador.

En la Figura 30 observamos los electrodos horizontales, para detallar movimientos hacia la derecha y hacia la izquierda, y el electrodo que se encuentra encima del ojo es para agarrar el movimiento de pestaño. Adicionalmente, contamos con 2 electrodos más, uno de GND y otro de REF los cuales no se van a mover en todo el proceso de entrenamiento ni al momento de la validación con el juego.



### Leyendas

- Electrodo de tierra (GND)
- Electrodo de toma de datos
- Electrodo de referencia (REF)

Figura 30. Montaje EOG utilizado

## 9. Entrenamiento

Para el desarrollo del entrenamiento, se utilizó la misma configuración del dispositivo usado en la parte de adquisición. Fueron creados 5 vectores para el proceso de toma de datos, cuatro de estos equivalen a los estímulos y el otro a los descansos. Se realizaron 10 eventos por estímulo, según el protocolo de pruebas, lo cual se repitió 8 veces. En total se obtuvo una matriz de 320 eventos, con 80 casos (10 eventos x 8 repeticiones) para cada uno de los estímulos (4).

Cada ventana de tiempo constaba de 3 segundos y realizaba 10 movimientos, por lo que teníamos 30 segundos de toma de datos. Adicionalmente se contaba con un descanso de 15 segundos para que el usuario no se cansara y realizara los movimientos erróneos. Con las 8 repeticiones del recorrido, se tenía un total de 24 minutos y 6 segundos, estos 6 segundos adicionales equivalen a la primera y última ventana donde el dron despegaba y aterriza automáticamente.

Para las pruebas con los voluntarios se usó la ubicación de electrodos anteriormente descrita, usando un total de 10 electrodos, 6 de ellos correspondientes a EEG (Electroencefalografía) y los otros 4 a EOG (Electrooculografía).

Además, se tuvo que realizar la creación de un mapa en CoppeliaSim, con el fin de que el usuario obtuviera el feedback del movimiento que debería ejecutar, para esto, en primera instancia se tuvo que realizar la conexión entre Matlab y CoppeliaSim, que a manera resumida se realizó de la siguiente forma.

### 9.1. Conexión CoppeliaSim-Matlab.

Para establecer esta conexión, se utilizó el código de prueba “simpleTest” el cual se encuentra en la sub-carpeta RemoteApiBingdings que está en la carpeta CoppeliaRobotics. Se copian los archivos y se agregan en la carpeta donde vamos a almacenar los códigos de Matlab para usar con CoppeliaSim, ya que es necesario que en esta carpeta se encuentre el archivo “remoteApi.dll”, de lo contrario no se establecerá conexión alguna.

Mediante “simpleTest” se logró comprobar la conexión entre CoppeliaSim y Matlab además de darnos a entender el funcionamiento básico de la comunicación, generando así lo que sería la base de cualquier código para lograr una conexión entre Matlab y la simulación. Luego en CoppeliaSim se programa una línea de código en la cual se le asigne un puerto al objeto que deseamos controlar desde Matlab. Se debe tener en cuenta que, si se modifica el número del puerto, se debe modificar este en ambos programas.

Luego se realiza el código para ejecutar el movimiento del “quadricopter”, considerando que el quadricopter siempre va a seguir el movimiento que ejecute el target asociado a este. Por tal razón se cambia la posición del target desde Matlab para lograr ejecutar el movimiento requerido.

Una vez se comprueba que la conexión entre Matlab y CoppeliaSim es exitosa, se continua con el diseño y desarrollo del mapa de entrenamiento.

## 9.2. Diseño de mapa de entrenamiento

Para realizar el mapa de entrenamiento se tuvo en cuenta que cada estímulo el usuario lo debe repetir 10 veces, conociendo que se deben realizar 4 movimientos para el entrenamiento del clasificador, en total este mapa debe contar con 40 movimientos.

Se pensó de esta forma con el fin de no generar desbalance entre los estímulos, que más adelante pudieran afectar la labor del clasificador y por ende afectar el funcionamiento futuro del sistema.

Cada movimiento se ejecuta en un plazo de 3 segundos, y cada 30 segundos el usuario tendrá un descanso de 15 segundos para continuar. Para darle una idea al usuario de en qué ciclo se encuentra se diseñó un semáforo en el mapa donde:

Verde: el usuario está dentro de los 30 segundos donde debe ejecutar los tres movimientos.

Rojo: el usuario está dentro de los 15 segundos de descanso.

Amarillo: el sistema se está inicializando y estabilizando.

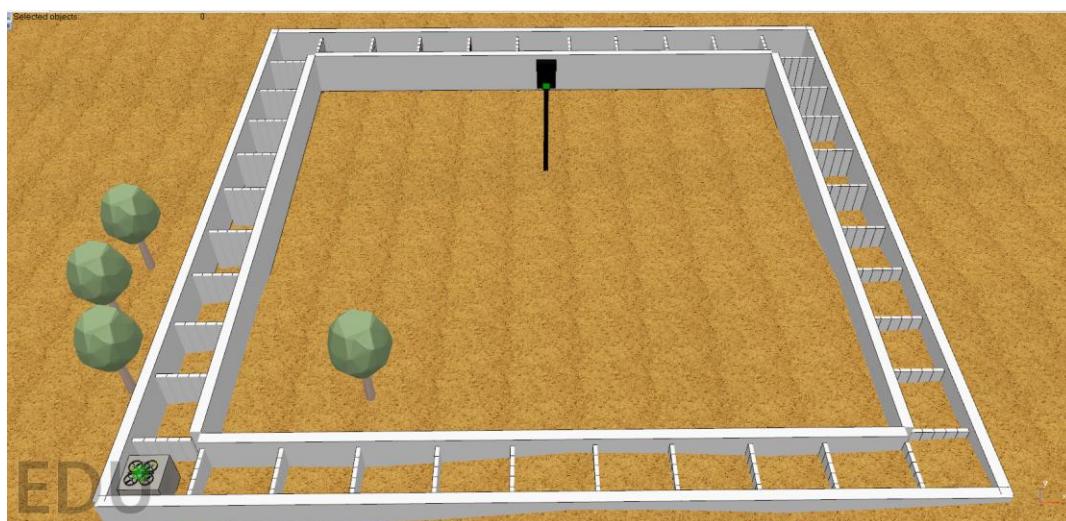


Figura 31 Mapa de entrenamiento.

## 9.3. Extracción de características

Luego de extraer la matriz de eventos, debemos eliminar los casos en donde tenemos descanso y, el evento inicial y final

los cuales corresponden a aterrizaje y despegue, posteriormente procedemos a sacarles características a los datos que hemos adquirido de estos 10 canales en el proceso de entrenamiento, estas son:

- Promedio: Es una medida aritmética y se calcula agregando un grupo de números y dividiendo por el recuento de esos números [45]. Teniendo en la ecuación la sumatoria de  $X_i$  que es el conjunto de datos que se tienen y  $N$  el total de datos trabajados.

$$\text{Media}(X) = \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N}$$

Figura 32. Ecuación promedio.

- Mediana: Es el número medio de un grupo de números [45]. Donde en la ecuación,  $x$  es la ubicación del valor y  $n$  el número total de datos.

$$\tilde{x} = x \frac{n+1}{2} \quad \tilde{x} = \frac{1}{2} \left( x \frac{n}{2} + x \frac{n}{2} + 1 \right)$$

Figura 33. Ecuación mediana. Izquierda, número impar de valores. Derecha, Número par de valores.

- Moda: Es el número que aparece con más frecuencia en un grupo de números [45]. No tiene ecuación ya que simplemente es el valor que más se repite.

Moda		Datos $x_i$ más repetidos.
------	--	----------------------------

Figura 34. Ecuación moda.

- Varianza: La Varianza es una medida de dispersión que se utiliza para representar la variabilidad de un conjunto de datos respecto de la media aritmética de los mismo [44]. A continuación, la ecuación descrita:  $\mu$  es la media de la muestra,  $x_i$  es el término del conjunto de datos,  $n$  es el tamaño de la muestra y  $\sigma^2$  es la varianza.

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \cdot \overline{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

Figura 35. Ecuación varianza.

- Densidad espectral de potencia: Es una función matemática que da a conocer la distribución de la potencia de dicha señal sobre las distintas frecuencias en donde está formada. Para esto coge la señal original y la analiza por ventanas, sacándole la transformada de Fourier y luego hace un promedio de estas ventanas, siendo menos sensible a pequeñas variaciones y usando los valores más relevantes. Para esto usamos Pwelch que se encarga de sacar la distribución de la potencia con respecto a la frecuencia, dejando los picos más importantes de datos y a estos datos se les realiza el promedio del área bajo la curva, obteniendo una matriz de valores por evento.

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} \underbrace{|X(f)|^2}_{\text{Densidad espectral de energía}} df$$

$$P_x = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} |X(f)|^2 df = \int_{-\infty}^{\infty} \underbrace{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|X(f)|^2}{T}}_{\text{D.E.P.}} df = \int_{-\infty}^{\infty} G_x(f) df$$

$$G_x(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{|X(f)|^2}{T}$$

$$P_x = \int_{-\infty}^{\infty} G_x(f) df$$

Figura 36. Ecuaciones DEP.[46]

- Bandas de frecuencias EEG: Las ondas en el EEG se clasifican de acuerdo con su frecuencia (se refiere al número de veces que una onda se repite en un segundo) en 5 bandas: Delta, Theta, Alfa, Beta y Gamma. Las bandas Alpha se ven mejor en el área parieto-occipital, y las bandas Beta son normalmente más prominentes en las regiones frontal y central [47].

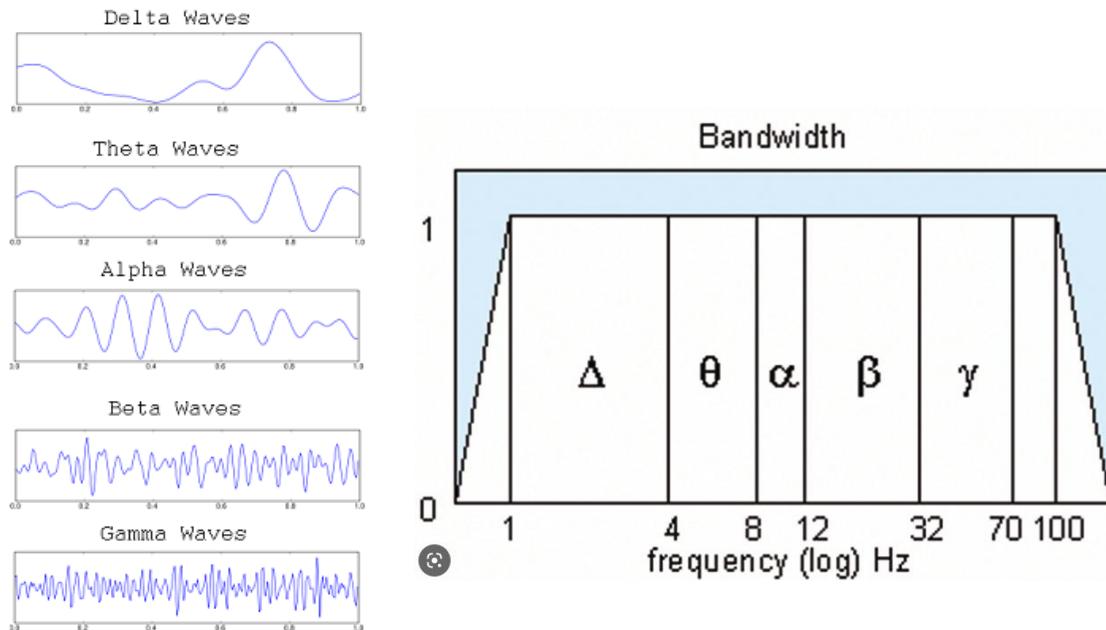


Figura 37. Izquierda: Formas de las diferentes bandas de frecuencia [47]. Derecha: Bandas de frecuencias del EEG [48].

Para los valores que tomamos por canales, las frecuencias delta se usan para todos los canales ya que nos pueden dar buena información también de EOG al ser las frecuencias más lentas, el resto de las bandas solo son usadas para los 6 canales EEG, y acá se muestran con los valores de cada banda:

- Frecuencias Delta: Frecuencias entre 0.5 y 4 Hz.
- Frecuencias Theta: Frecuencias entre 4 y 8 Hz.
- Frecuencias Alpha: Frecuencias entre 8 y 12 Hz.

- Frecuencias Beta: Frecuencias entre 12 y 30 Hz.
- Frecuencias Gamma: Frecuencias entre 30 y 80 Hz.

Para todas estas características se crea una matriz en donde saca los valores por cada evento que sucede en el entrenamiento y a cada uno de estos casos, se le da un tag correspondiente para poder entrenar el clasificador deseado, con la ayuda de Classification Learner. En total tenemos 84 columnas de características distribuidas de la siguiente manera:

- Promedio: 10 canales.
- Mediana: 10 canales.
- Moda: 10 canales.
- Varianza: 10 canales.
- Densidad espectral de potencia (Pwelch): 10 canales.
- Frecuencias Delta: 10 canales.
- Frecuencias Theta: 6 canales.
- Frecuencias Alpha: 6 canales.
- Frecuencias Beta: 6 canales.
- Frecuencias Gamma: 6 canales.

## 10. Clasificación de estímulos

Una vez obtenidas y organizadas las características, continuaremos con la fase de selección del clasificador más adecuado para cada uno de los voluntarios. En este caso utilizaremos la herramienta Classification Learner que nos proporciona Matlab, con el fin de evaluar todos los posibles tipos de clasificador y facilitar el proceso de machine learning supervisado al encontrar el clasificador que mejor se aadecue a nuestras necesidades. En este caso el que mayor porcentaje entregue al momento que la aplicación los evalúe.

Ahora bien, el proceso que se llevó a cabo para utilizar la herramienta es el siguiente:

Una vez finalizada la etapa de entrenamiento, se organizan los datos para entrenamiento en la matriz “feat\_all” la cual está compuesta de la matriz “feat” la cual es el resultado de pasar la matriz de eventos por las ecuaciones de características, y el vector de “tags”, los cuales asignan la etiqueta al posible estímulo realizado.

Una vez se crea la matriz “feat\_all” abrimos la app de Classification Learner.

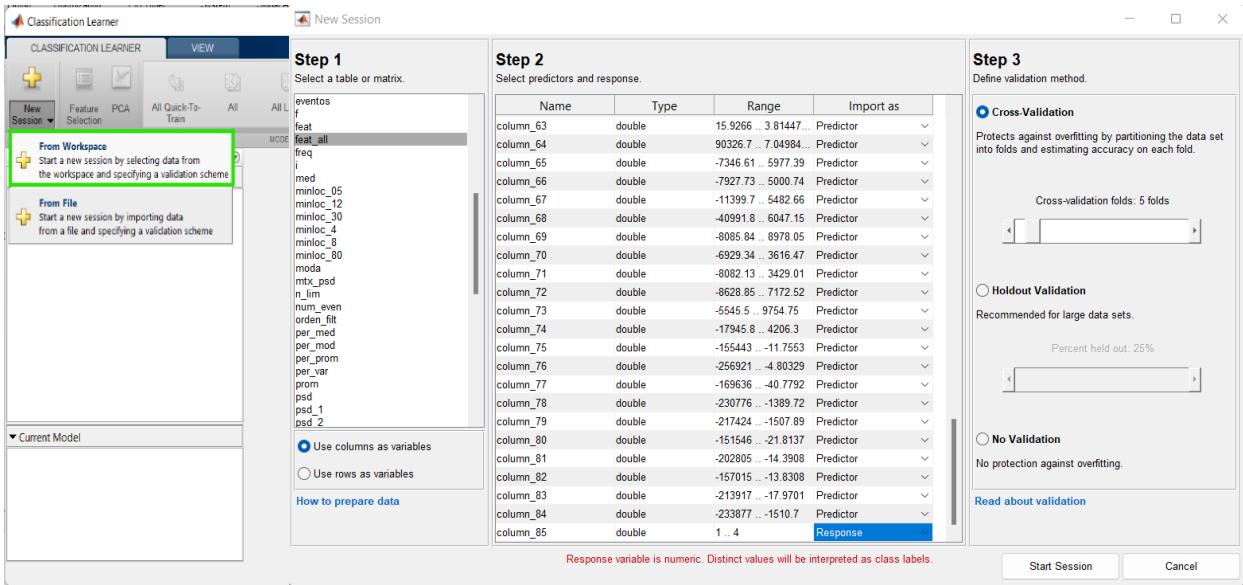


Figura 38. Inicio de sesión Classification Learner.

Donde se escoge la opción “From Workspace”, luego se carga la matriz “feat\_all” y se busca la columna correspondiente a los tags asignados, la cual importaremos como respuesta, también en esta ventana se escoge la validación cruzada la cual para nuestro caso se hará de 5 folds, es decir, el método tomará los datos y los dividirá en conjuntos de datos en 5 paquetes. Luego tomará el primer paquete para realizar la primera iteración con el fin de probar el modelo, el segundo paquete examinara el conjunto de datos, y el tercer paquete, participa en el proceso de entrenamiento, ahora bien, este proceso se repetirá hasta que el conjunto de pruebas utilice la totalidad de los paquetes presentes de los 5 paquetes, completada la configuración que se ajusta a las necesidades del proyecto se procede a presionar “start sesión”.

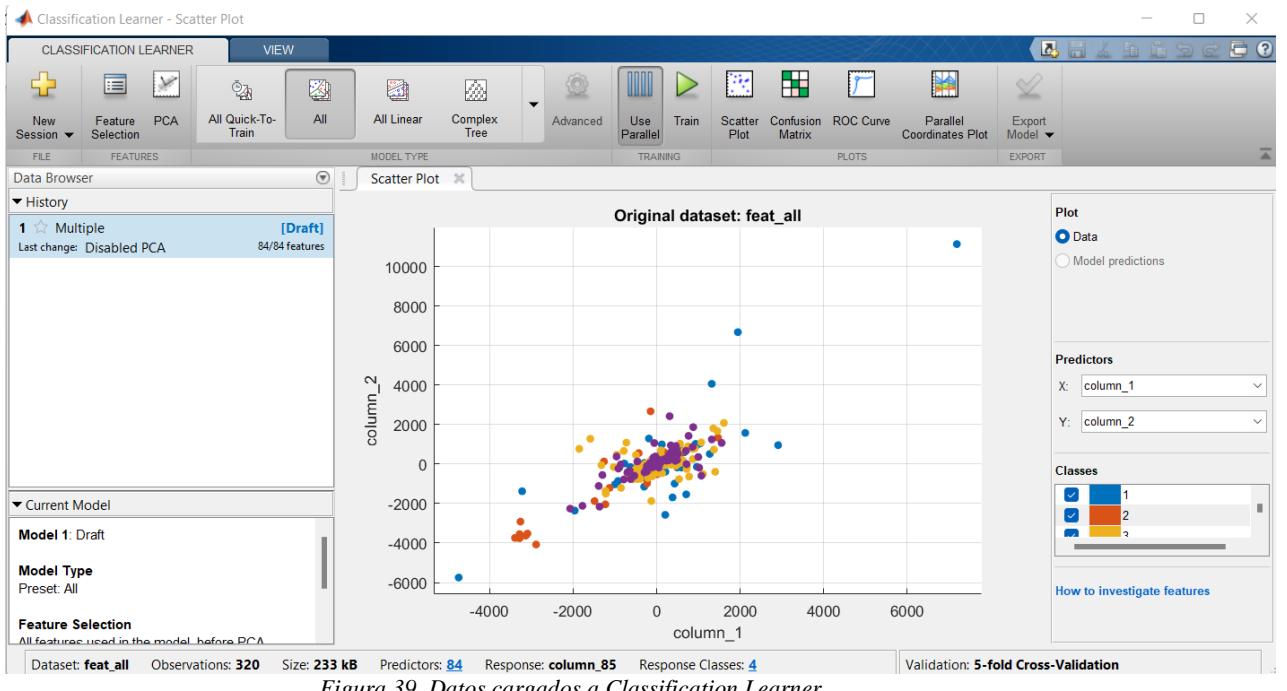


Figura 39. Datos cargados a Classification Learner.

Una vez cargados los datos la aplicación identifica las 84 usadas para predecir, los 320 eventos observados durante el entrenamiento, y las 4 clases que corresponden a los 4 estímulos utilizados. Ahora bien, en el apartado “Model type” se selecciona All, posteriormente presionamos “Train”.

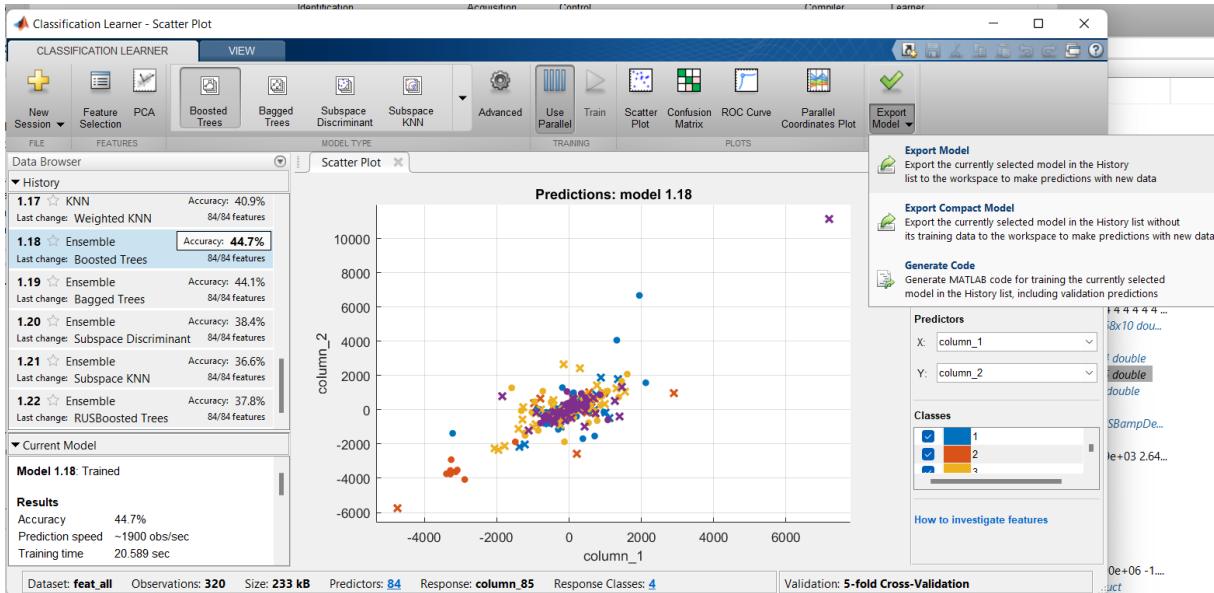


Figura 40. Entrenando los clasificadores de Classification Learner.

Luego de realizar el entrenamiento de los clasificadores, se escoge el clasificador que presente mayor porcentaje de exactitud y se exporta al Workspace de Matlab dicho modelo.

Una vez finalizada esta parte se utiliza el modelo predictivo entregado por Classification Learner, en el código del

juego, donde entra la información del vector de características para cada ventana de tiempo asignada y el modelo nos especifica la etiqueta predicha, con dichos datos, si la etiqueta predicha es igual a la etiqueta esperada se ejecuta el movimiento, de lo contrario se almacena la etiqueta pero no se ejecuta ningún movimiento, quedando a la espera de realizar otro predicción, una vez finalizados los niveles, utilizando el vector de etiquetas, se usan estos datos para realizar la validación con los porcentajes obtenidos en las métricas.

El aprendizaje supervisado, como su nombre lo indica, cuenta con la presencia de un supervisor como docente. Básicamente, el aprendizaje supervisado es cuando enseñamos o entrenamos a la máquina usando datos que están bien etiquetados. Lo que significa que algunos datos ya están etiquetados con la respuesta correcta. Después de eso, la máquina recibe un nuevo conjunto de ejemplos (datos) para que el algoritmo de aprendizaje supervisado analice los datos de entrenamiento (conjunto de ejemplos de entrenamiento) y produzca un resultado correcto a partir de los datos etiquetados [54]. Para esto se genera un diagrama de sistema de aprendizaje supervisado del proyecto (Figura 41), para entender de una mejor manera el proceso por el que los datos pasan para su clasificación.

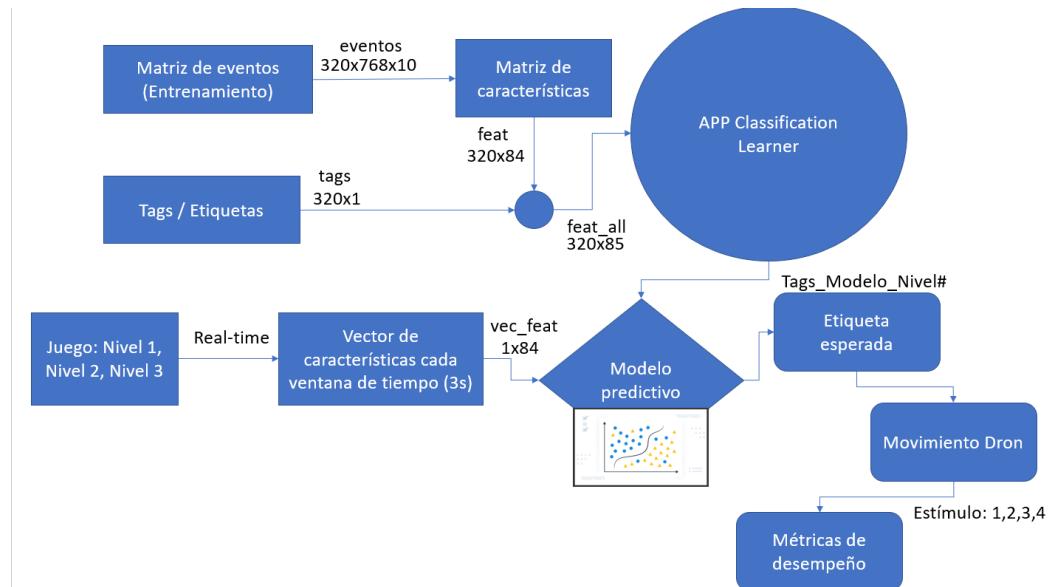


Figura 41. Diagrama aprendizaje supervisado.

## 11. Simulación

Para la realización de la simulación, primero se realiza la conexión de Matlab con CoppeliaSim, una vez se establece esta comunicación se puede realizar el manejo del objeto de simulación (quadricopter) por medio de comandos previamente asignados en Matlab. En primera instancia y a modo de prueba estos comandos fueron para evaluar la conexión Matlab-Coppelia y se cambiaron por el tag entregado a la salida del clasificador de esta forma se permite el manejo del dron en simulación mediante los datos obtenidos, procesados y clasificados de g.USBAMP. Ahora bien, los tags a los cuales corresponde cada estímulo son los siguientes.

Estimulo	Valor asignado
Adelante	1
Derecha	2
Atrás	3
Izquierda	4

Figura 42 Etiquetas asignadas a cada clase posible entregada por el clasificador

## **11.1. Diseño de niveles**

Para el diseño de niveles, se tuvo en cuenta que cada nivel debería implicar una dificultad mayor, por lo cual se decide en el nivel\_1 evaluar 2 clases, para el nivel\_2 evaluar 3 clases, y para el nivel\_3 evaluar las 4 clases. Teniendo en cuenta que en los 3 niveles se debe evaluar el componente EEG para realizar la acción de adelante, además, los 3 niveles se diseñaron de tal forma que las clases se repetirían un número similar de veces, con el fin de no generar un desequilibrio.

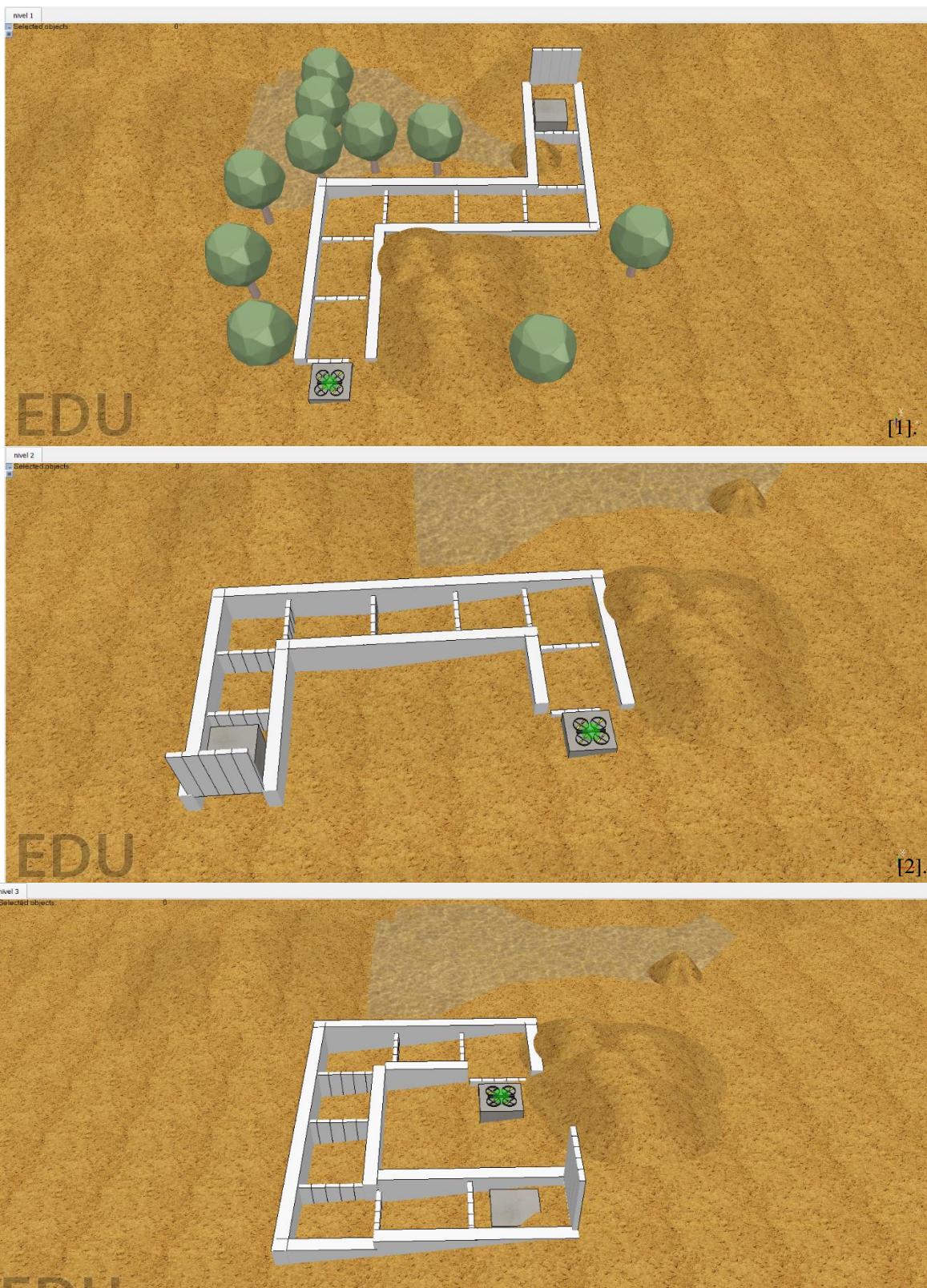


Figura 43 Cada uno de los niveles diseñados, [1]. Nivel 1, [2]. Nivel 2, [3]. Nivel 3. Se evidencia que cada nivel cuenta el numero de clases nombradas anteriormente.

		Nivel			Total
		Uno	Dos	Tres	
Estímulos	Adelante	5	2	1	8
	Derecha	3	0	2	5
	Atrás	0	2	3	5
	Izquierda	0	4	2	6

Figura 44. Número de ejecuciones de estímulos establecidos por nivel, y en la totalidad del juego.

Como podemos observar en la Figura 44, aun en el juego, que con cuya información evaluaremos el desempeño de los clasificadores escogidos por el Classification Learner para cada usuario, la cantidad de estímulos no se encuentra desbalanceada.

## 12. Movimientos AR Drone 2.0

Para la realización de este apartado fue necesario realizar varias pruebas en distintos lenguajes de programación, ya que los distintos toolbox existentes para Matlab y Simulink, no fueron compatibles para la ejecución de los movimientos, debido a problemas de compatibilidad entre versiones y problemas con el procesador del dron ARM Cortex A8, el cual en uno de los toolbox probados lograba reiniciar el computador donde se ejecutaba el archivo simulink,

Luego se decidió probar con el lenguaje de programación Python 2.7 incluyendo la API Ps Drone, la cual funciona en el sistema operativo Linux. En dicho sistema logramos realizar por primera vez el movimiento del dron. Sin embargo, esta solución no fue del todo completa ya que g.USBAMP no es compatible con ningún sistema operativo diferente a Windows. Por tal motivo se decide probar otra manera la cual se ejecute en el sistema operativo Windows, llegando así a utilizar Nodejs, para la ejecución de una librería escrita en JavaScript, la cual una vez instalada pudo realizar la ejecución de movimientos del dron desde la ventana de comandos de Windows al ejecutar el script propuesto para cada movimiento. Por tal motivo se pensó ejecutar dichos scripts desde el código de Matlab cada vez que se ejecutara el condicional de realizar un estímulo, el problema que surgió con este método fue que el dron cada vez que ejecutaba un movimiento debía ser reiniciado manualmente para que lograra recibir la siguiente acción, debido a esto se tuvo que indagar por otra solución.

Indagando, se encontró una API escrita en Matlab la cual permitía el control del AR Drone, al probarla logramos identificar que se ejecutaba perfectamente. Además, tenía compatibilidad con Matlab 2017<sup>a</sup>, versión que es compatible con el dispositivo de adquisición de señales g.USBAMP, razón por lo cual se decide trabajar utilizando esta API, ya que se adapta perfectamente a las necesidades de nuestro proyecto.

### 12.1. ARDrone\_Matlab\_V1

ARDrone\_Matlab\_V1es la API utilizada para realizar el control de Ar dron, la cual permite: consultar el estado del dron, enviar comandos de control hacia el dron, ver el video en tiempo real, aprovechar el control del dron para dirigirlo por una ruta predefinida [51].

Una vez descargados los archivos se procede a probar el funcionamiento desde Matlab, ejecutando uno de los códigos de prueba proporcionados en la carpeta de la API, al revisar los códigos de prueba se encuentra que “Demo 4” proporciona el código base para integrarlo con el proyecto BCI, ya que allí se encuentran los comandos de control del dron. Entre ellos los más importantes son:

- **udp('192.168.1.1', 5556, 'LocalPort', 5556):** con esta función propia de Matlab, se establece la conexión de tipo udp entre el Ar Drone y el computador estableciendo conexión con él en dos puertos 5556 para “controlChannel” y 5554 para “stateChannel”, 192.169.1.1 corresponde a la ip del dron, posteriormente mediante el comando **fopen(' )** se inicia la comunicación con los dos canales, y se finaliza utilizando **fclose(' )** cuando sea necesario.
- [DroneState, OptionData, SequenceNumber] = ControlPannel (SequenceNumber, controlChannel, stateChannel,

`testCommand, IfDrawAttitude)`: de esta forma se hace un llamado a la función `ControlPannel`, propia de la API utilizada, esta función utiliza la variable **SequenceNumber** que nos indica el estado en el que se encuentra el dron, y que en caso de tener el valor de -1, indicará que el dron está en estado de emergencia y no dejara ejecutar ninguna acción hasta que no sea revisado manualmente, **controlChannel** envía los comandos de control hacia el dron y **stateChannel** adquiere el valor del estado en el que se encuentra el dron, **IfDrawAttitude** se utiliza para graficar la posición del dron, pero para nuestro caso se asigna 0 ya que no es necesario, **testCommand** es el encargado de tomar los datos de movimiento que ejecutara el dron.

- `testCommand = [flag,LR_tilt,FB_tilt,VerticalVel,AngularVel, command_duration]`: `testCommand` es un vector de 6 elementos, donde el usuario asigna valores pertinentes con el movimiento que desea que ejecute el dron, **flag** es una variable a la cual si se le da el valor de 1 indica que el dron debe realizar otro movimiento, en caso de ser 0 el dron se mantiene en el punto donde se encuentre, **LR\_tilt** esta variable oscila en los rangos -1 y 1 donde los valores negativos moverán el dron hacia la izquierda, y los positivos moverán el dron hacia la derecha, **FB\_tilt** de igual manera oscila entre los valores -1 y 1, en este caso los valores negativos moverán el dron hacia adelante y los valores positivos lo moverán hacia atrás, **VerticalVel** esta variable actúa en el rango de -1 y 1, donde los valores positivos elevaran el dron, y los valores negativos harán que este descienda, **AngularVel** esta variable actúa en el rango de -1 y 1 donde los valores negativos rotaran al dron hacia la izquierda y valores positivos rotaran al dron hacia la derecha, **command\_duration** en esta variable asignamos el valor de tiempo en segundos durante el cual se desea mantener el movimiento.
- `SequenceNumber = TakeOff (SequenceNumber, controlChannel, stateChannel)`: La función `TakeOff` es la encargada de realizar el movimiento de despegue del dron.
- `SequenceNumber = Land (SequenceNumber, controlChannel,stateChannel)`: La función `Land` es la encargada de realizar el movimiento de aterrizaje del dron.

Una vez se tiene claro el funcionamiento básico de la API mediante estas funciones, se puede integrar al código con el fin que se ejecuten los movimientos deseados por medio de la salida del clasificador de estímulos.

## 13. Resultados



Figura 45. Voluntarios realizando pruebas de entrenamiento

Para la obtención de resultados se puso en marcha el protocolo experimental con cinco voluntarios diferentes:

Con base en el entrenamiento, se realizó la selección del clasificador gracias a los datos entregados por la APP Classification Learner de Matlab, que arrojo el mejor caso para cada prueba realizada, por lo que se tomaron los dos mejores casos para mostrar el paso a paso realizado:

### 13.1. Voluntario 2

Primero se realizó el entrenamiento, para poder generar la matriz de eventos y posteriormente usarla para extraerle sus características:



Figura 46 Voluntario número 2, realizando el entrenamiento

Luego de esto se tomó todos los datos de características y los usamos en la APP Classification Learner de Matlab para entrenar los clasificadores y obtener el mejor resultado, que fue:

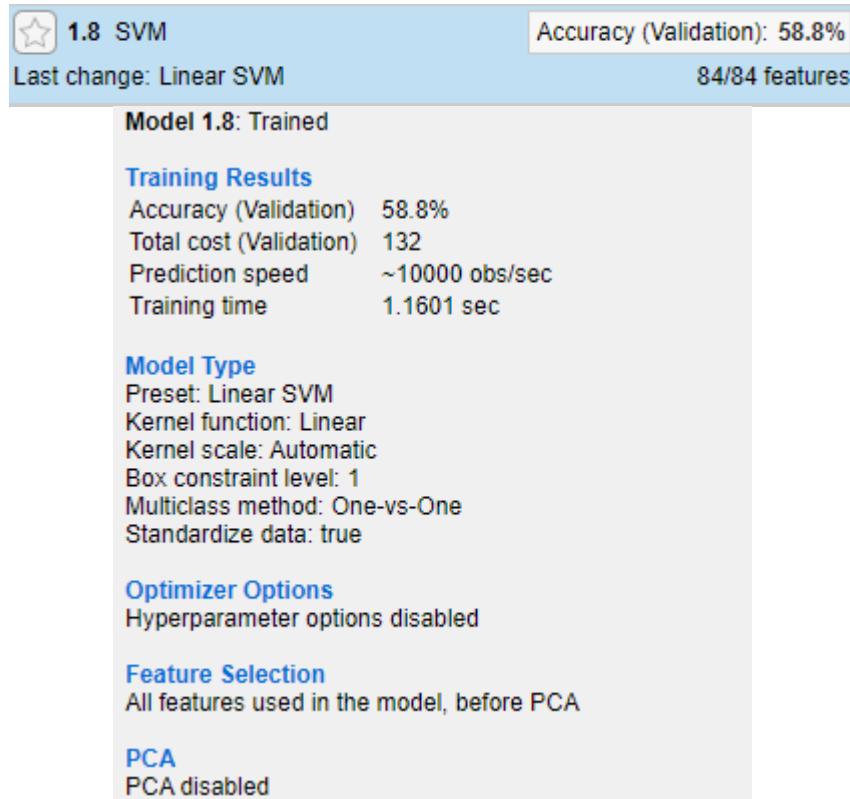


Figura 47. Clasificador obtenido por el voluntario 2.

Se obtiene que el clasificador con mayor porcentaje de desempeño utilizado es máquina de soporte vectorial (SVM) obteniendo un porcentaje de exactitud del 58.9%. Luego se procedió a sacar la matriz de confusión de este clasificador (Figura 49), donde podemos observar los 320 eventos y la validación cruzada de 5 K-Fold utilizados en entrenamiento, comparando las clases reales con tags, con lo que el clasificador predijo. Los cuadros en verde son las veces que el clasificador determinó el valor correcto y los rojos, las veces que tomó otros un valor de tag diferente. En pocas palabras, nos entrega la visualización de funcionamiento del algoritmo de machine learning. En el machine learning la tasa de verdaderos positivos, también conocida como sensibilidad o recall, se utiliza para medir el porcentaje de positivos reales que se identifican correctamente. La tasa de falsos positivos es una medida de precisión para una prueba: ya sea una prueba de

diagnóstico médico, un modelo de aprendizaje automático u otra cosa. En términos técnicos, la tasa de falsos positivos se define como la probabilidad de rechazar falsamente la hipótesis nula. Teniendo en cuenta que TP positivos verdaderos (muestras clasificadas correctamente como positivas), FN falsos negativos (muestras clasificadas incorrectamente como negativas), FP falsos positivos (muestras clasificadas incorrectamente como positivas) y TN negativos verdaderos (muestras clasificadas correctamente como negativas). Para entender mejor ver ejemplo Figura 48.



Figura 48. Clasificación matriz de confusión.

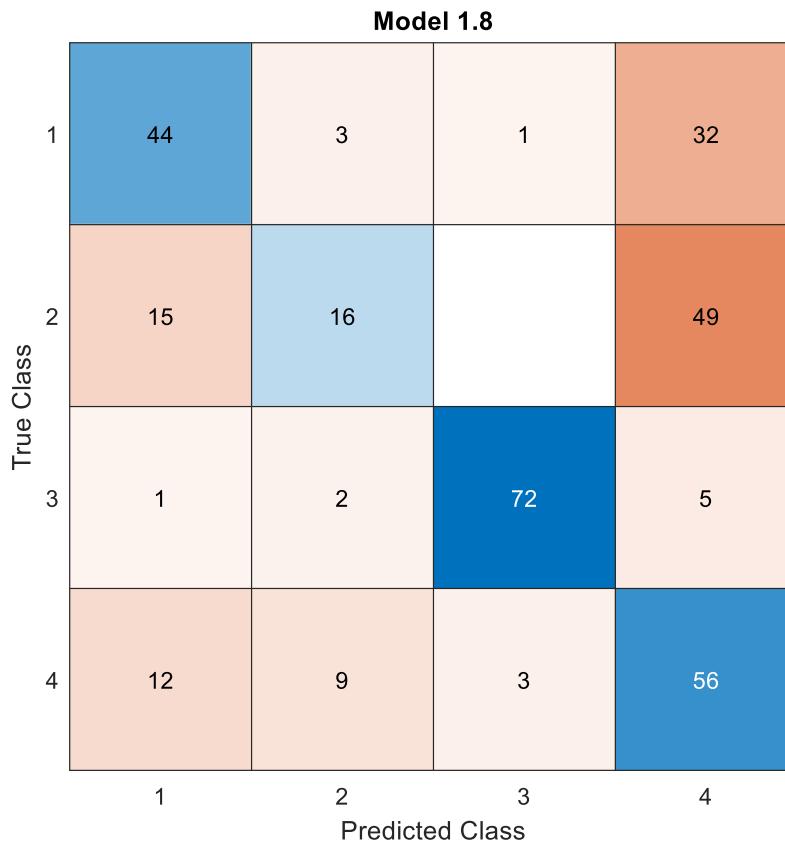


Figura 49. Matriz de confusión modelo voluntario 2.

Y sus curvas de ROC (Figura 50), que es una medida de rendimiento para los problemas de clasificación en varias configuraciones de umbral. ROC es una curva de probabilidad y el área bajo la curva representa el grado o medida de separabilidad. Indica cuánto es capaz el modelo de distinguir entre clases [56]. Por analogía, cuanto mayor sea el área bajo la curva, mejor será el modelo para obtener el estímulo necesario para cada movimiento. Donde se compara cada estímulo contra los otros 3:

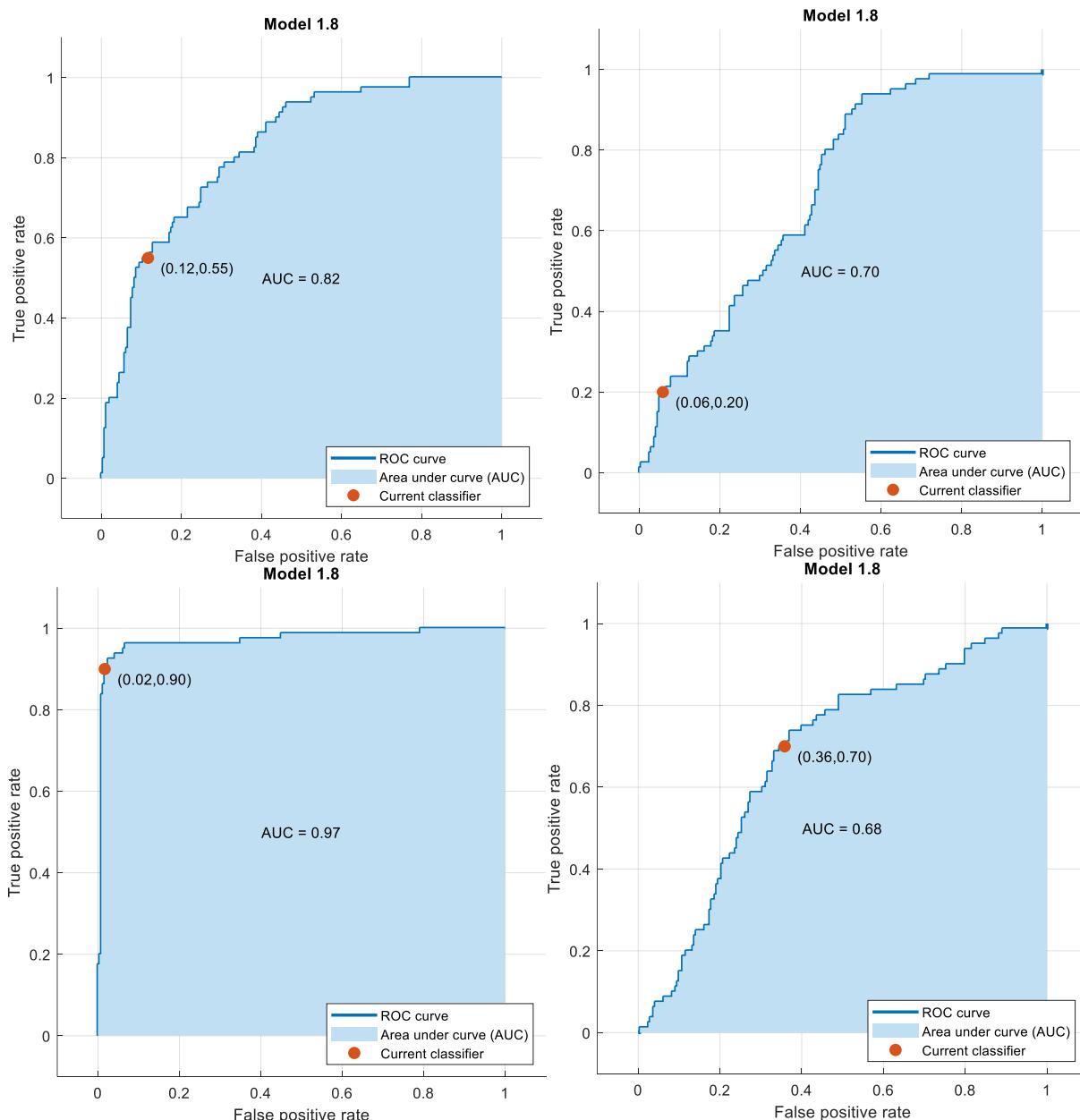


Figura 50. Curvas de ROC, voluntario 2. Imagen arriba izquierda: Estímulo 1, contra los demás. Imagen arriba derecha: Estímulo 2, contra los demás. Imagen abajo izquierda: Estímulo 3, contra los demás. Imagen abajo derecha: Estímulo 4, contra los demás.

Al tener todos estos datos y gráficas, se comienza a evaluar el clasificador usando los diferentes niveles creados en la parte de simulación y llamados juegos:



Figura 51. Voluntario numero 2 finalizando el primer nivel del juego.

Y finalizando se obtienen las matrices de confusión de cada nivel del voluntario 2 para posteriormente ser analizadas y poder extraerle sus métricas adecuadas (Figura 52). En estas matrices, vemos a la izquierda las clases correctas y en la parte de abajo, las clases predichas por el clasificador de esta persona. Para el nivel 1, los estímulos 3 y 4, no los ejecuta, por lo que salen en blanco. Para el nivel 2, no contamos con estímulo 2 y en el nivel 3 realiza todo conjunto, por lo que se ve completa. Cada una de estas matrices y niveles realiza 8 movimientos correctos, por lo que la suma de la diagonal azul debe dar siempre 8.

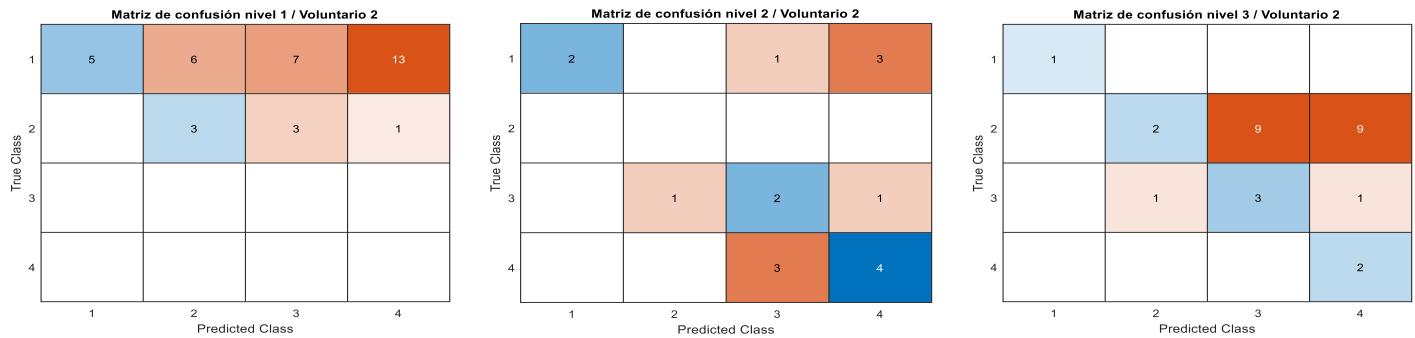


Figura 52. Matrices de confusión para cada nivel, voluntario 2.

### 13.2. Voluntario 5

Primero, se realizó el entrenamiento, para poder generar la matriz de eventos y posteriormente extraer sus características:



Figura 53. Voluntario 5 con los electrodos perfectamente ubicados momentos antes de realizar el entrenamiento.

Luego de esto, se tomaron todos los datos de características y los usamos en la APP Classification Learner de Matlab para entrenar los clasificadores y obtener el mejor resultado, que fue:

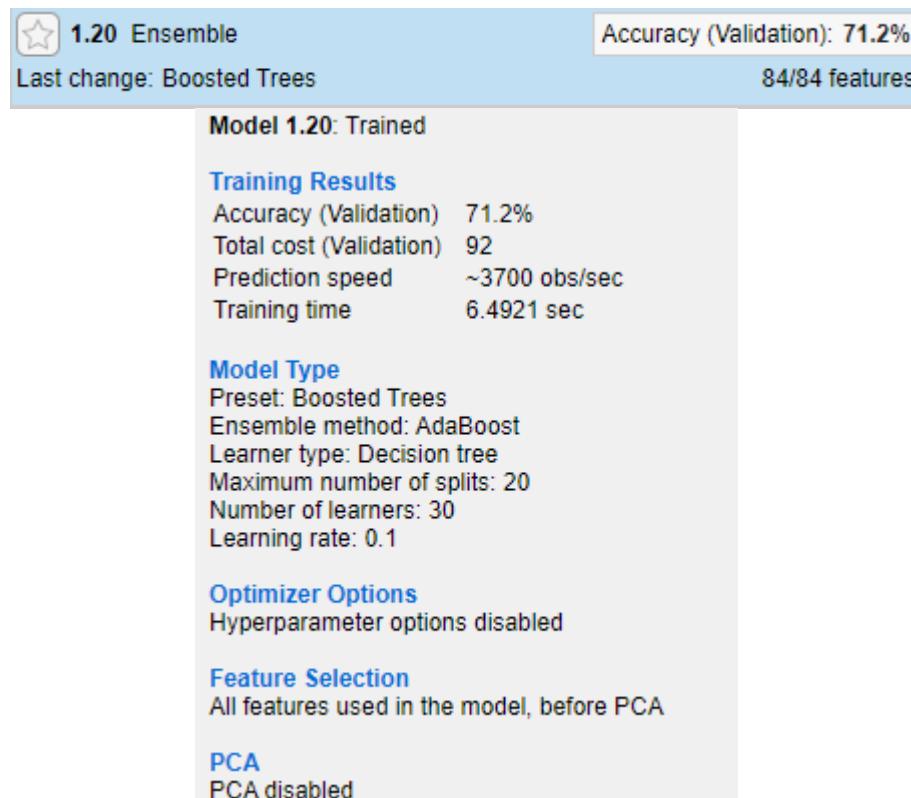


Figura 54. Clasificador obtenido por el voluntario 5.

Para este caso se obtuvo un clasificador de tipo Ensemble, lo que significa que es un modelo predictivo compuesto por una combinación ponderada de varios modelos de clasificación. En general, la combinación de varios modelos de clasificación aumenta la capacidad predictiva. Acá es un modelo Ensemble de Boosted Trees (o árboles impulsados, que hace una transformación en el algoritmo volviendo a reentrenar los árboles usados y aprendiendo para volverlos más fuertes). Con este modelo tenemos una exactitud de 71.2%, siendo un mejor resultado y viendo como la persona logró concentrarse un poco más. Luego se procedió a sacar la matriz de confusión de este clasificador (Figura 55), la cual fue sacada de la misma manera que la del voluntario 2.

Model 1.20				
	1	2	3	4
1	51	7	2	20
2	15	52		13
3		1	73	6
4	12	14	2	52
Predicted Class				
True Class	1	2	3	4

Figura 55. Matriz de confusión modelo voluntario 5.

Y sus curvas de ROC (Figura 56), extraídas de la misma manera que las del voluntario 2, en donde se compara cada estímulo contra los otros 3:

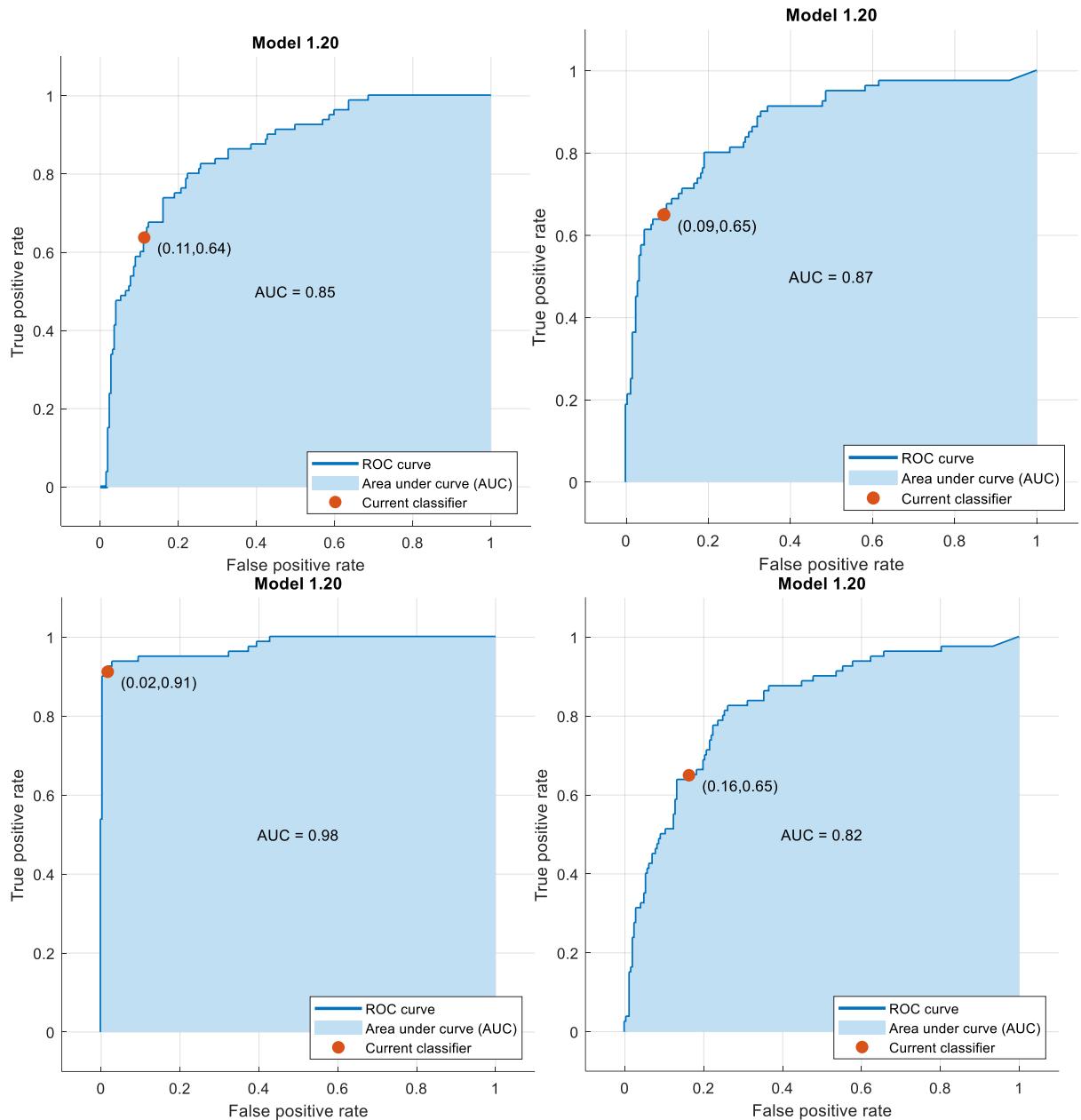


Figura 56. Curvas de ROC, voluntario 5. Imagen arriba izquierda: Estímulo 1, contra los demás. Imagen arriba derecha: Estímulo 2, contra los demás. Imagen abajo izquierda: Estímulo 3, contra los demás. Imagen abajo derecha: Estímulo 4, contra los demás.

Al tener todos estos datos y gráficas, se comienza a evaluar el clasificador usando los diferentes niveles creados en la parte de simulación y llamados juegos:

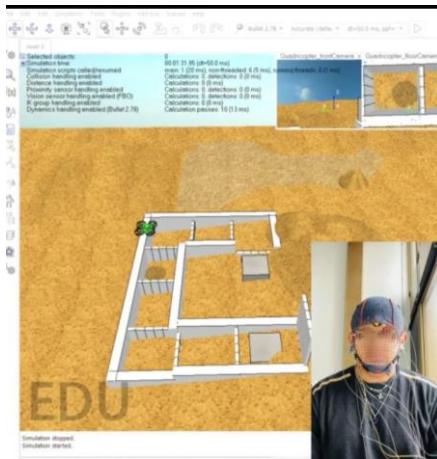


Figura 57. Voluntario 5 ejecutando el nivel 3 del juego.

Y finalizando se obtienen las matrices de confusión de cada nivel del voluntario 5 para posteriormente ser analizadas y poder extraerle sus métricas adecuadas, obtenidas de la misma forma que para el voluntario 2:

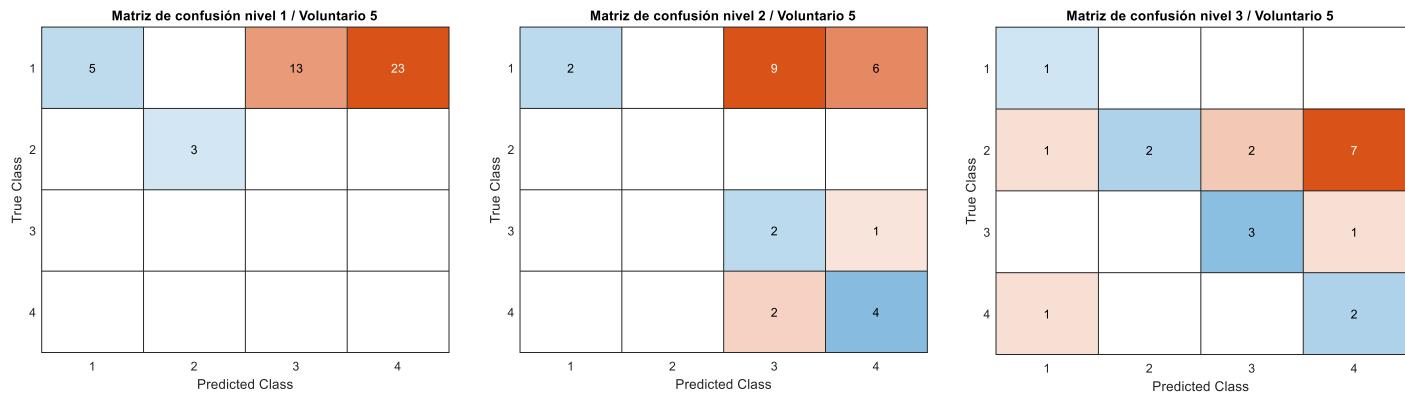


Figura 58. Matrices de confusión para cada nivel, voluntario 5.

### 13.3. Métricas

Cuando se terminaron las pruebas con todos los voluntarios, se realizaron 3 tablas para medir la calidad del clasificador de cada persona, todo esto con ayuda de medidas estadísticas o métricas. Cabe aclarar que todos los datos de las tablas están dados en porcentajes.

Para poder entender mejor estas tablas, se usaron varios conceptos:

- R: Sensibilidad o Recall, la métrica de sensibilidad nos va a informar de todas las clases positivas, cuantas predijimos correctamente. Recall debe ser lo más alta posible. También llamada true positive rate o tasa de verdaderos positivos.
- P: Precisión, con la métrica de precisión se puede medir de todas las clases que hemos predicho como positivas, cuántas son realmente positivas. También llamada false negative rate o tasa de falsos positivos.
- F1: F1-score, se utiliza para combinar las medidas de precisión y recall en un sólo valor. Entonces, para hacerlos comparables, usamos F1-Score. F1-score ayuda a medir la recuperación y la precisión al mismo tiempo. Utiliza la media armónica en lugar de la media aritmética castigando más los valores extremos [57].
- E1: Estímulo 1.
- E3: Estímulo 2.
- E2: Estímulo 3.
- E4: Estímulo 4.

- ET: Todos los estímulos.
- N/A o 0: No aplica, esto pasa ya que, en algunos niveles, no contamos con ese movimiento, por lo que no se le pueden sacar medidas.

Voluntario	Nivel 1												
	R				P				F1				A
	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	ET
1	83.3	75	0	0	38.5	30	N/A	N/A	52.7	42.9	N/A	N/A	34.8
2	100	33.3	0	0	16.1	42.9	N/A	N/A	27.7	37.5	N/A	N/A	21.1
3	71.4	25	0	0	20.8	37.5	N/A	N/A	32.2	30	N/A	N/A	25
4	11.6	100	0	0	83.3	6	N/A	N/A	20.4	11.3	N/A	N/A	14.3
5	100	100	0	0	12.2	100	N/A	N/A	21.7	100	N/A	N/A	18.2

Tabla 5. Tabla con Métricas para nivel 1

Voluntario	Nivel 2												A
	R				P				F1				ET
	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	ET
1	100	0	100	66.7	66.7	N/A	50	80	80	N/A	66.7	72.7	66.7
2	100	0	33.3	50	33.3	N/A	50	57.1	50	N/A	40	53.3	47.1
3	66.7	0	66.7	13.8	9.1	N/A	4.9	30.8	16	N/A	9.13	19.1	10.5
4	66.7	0	28.6	66.7	50	N/A	66.7	26.7	57.2	N/A	40	38.1	36.4
5	100	0	15.4	36.4	100	N/A	66.7	66.7	100	N/A	25	47.1	30.8

Tabla 6. Tabla con Métricas para nivel 2.

Voluntario	Nivel 3												A
	R				P				F1				ET
	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	ET
1	25	20	60	10	50	20	12	100	33.3	20	20	18.2	20.5
2	100	66.7	25	16.7	100	10	60	100	100	17.4	35.3	28.6	28.6
3	50	10.5	60	11.8	20	28.6	11.1	50	28.6	15.4	18.7	19.1	18.6
4	3.6	66.7	75	66.7	50	28.6	21.4	13.3	6.72	40	33.3	22.2	21.1
5	33.3	100	60	20	100	16.7	75	66.7	50	28.6	66.7	30.8	40

Tabla 7. Tabla con Métricas para nivel 3.

### 13.4. Resultados experimentales dron

Una vez terminadas todas las pruebas experimentales de simulación, se toma al voluntario 5 que fue el que obtuvo mejores resultados y se procede al uso de su clasificador para ahora realizar los movimientos del dron de manera física en un entorno especializado para su vuelo y con las correctas medidas de seguridad para que no le suceda nada al dron ni al voluntario. Al realizar la prueba de los cuatro movimientos: Despegar, Aterrizar, Derecha e Izquierda, genera un total de 4 movimientos (diagonal azul) en los que se equivoca sólo 2 veces más cuando intenta leer el estímulo de Izquierda (cuadro rojo), confundiéndolo con Derecha. Por lo tanto, se obtiene un total de 6 movimientos. Cabe aclarar que no fue la primera prueba

que se le hizo al voluntario, se probó varias veces antes de contar con este último conjunto de datos. Al final, extraemos la matriz de confusión y las métricas:

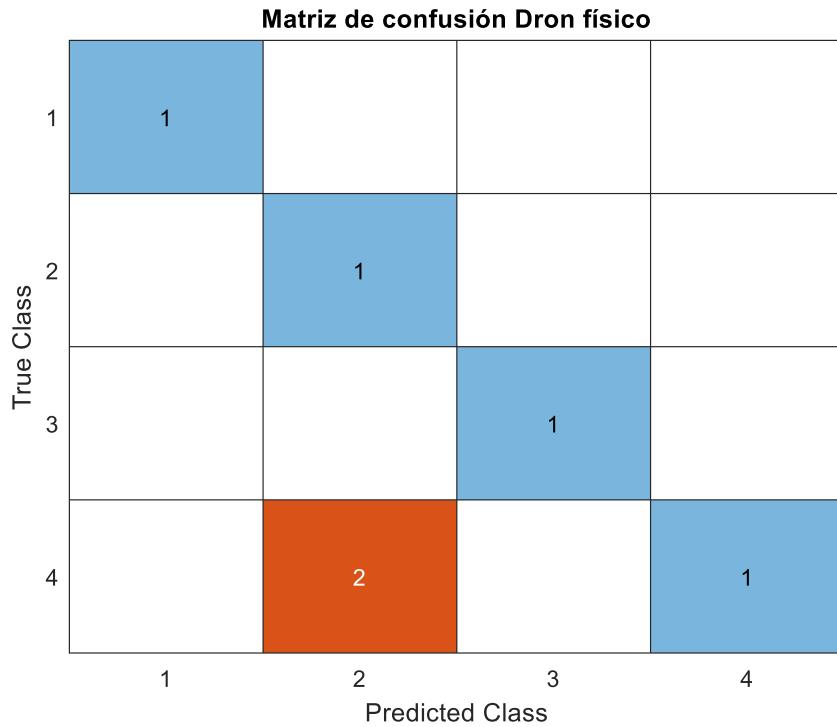


Figura 59. Matriz de confusión de dron físico.

		Dron											
Voluntario	R				P				F1				A
	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	E1	E2	E3	E4	ET
	1	100	33	100	33	100	100	100	33	100	50	100	33

Tabla 8. Métricas movimientos dron.



Figura 60. Dron volando controlado por sistema BCI.

## 14. Análisis de resultados

En esta parte se analizarán los resultados mostrados de los dos voluntarios iniciando el entrenamiento del clasificador, luego, las pruebas en simulación y finalizando con el control del dron 2.0, este último se realizó con el voluntario numero 5 el cual obtuvo el mejor desempeño en entrenamiento como se puede observar en la figura 54 debido a su porcentaje de exactitud obtenido en Classification Learner.

Acto seguido se analizará el proceso de entrenamiento de los dos voluntarios escogidos:

Iniciando con el voluntario 2, con el cual se obtuvo un porcentaje de 58.8% en el clasificador SVM como se puede observar en la Figura 47, dicho porcentaje nos indica en primera instancia que el modelo acertaría aproximadamente 1 de cada 2 veces, por lo cual para nuestro modelo de 4 clases da a entender se encuentra por encima del porcentaje de azar que en nuestro caso es del 25%.

Ahora bien, según la matriz de confusión generada para este voluntario, véase Figura 49, podemos observar que los estímulos que mejor desempeño obtuvieron son el estímulo 3 correspondiente a parpadeo, con 72 muestras correctas de 80 muestras evaluadas, seguido del estímulo 4 el cual corresponde a deletrear la mirar a la izquierda con 56 muestras correctas de las 80 evaluadas. Examinando esta matriz podemos visualizar que el estímulo 2 tiende a confundirse clasificándolo como 4.

Lo cual es corroborado por el análisis de las curvas de ROC, véase Figura 50, donde se obtiene un área bajo la curva (AUC) mayor en los estímulos 3 y 1 respectivamente.

Una vez realizado el entrenamiento se continua con la fase de simulación, en la cual obtenemos la matriz de confusión para cada uno de los 3 niveles, recordando que solo el nivel 3 evalúa los 4 estímulos, estas matrices de confusión se pueden observar en la Figura 52, donde para el nivel 1 se visualiza que el estímulo de menor efectividad es el 1, ya que es confundido con todos los demás en especial con el estímulo 4. Para el nivel 2 se observa que el estímulo más utilizado es el 4, correspondiente a izquierda, pese a esto no genero demasiados errores, en el nivel 3 se ve que el estímulo 2 en la mayoría de las ocasiones fue confundido con el estímulo 3 y 4, los demás estímulos tuvieron un rendimiento similar.

Continuando con el voluntario 5, con el cual se obtuvo un porcentaje de 71.2% en el clasificador Ensemble de Boosted Trees (árboles de impulso) como se puede observar en la Figura 54, dicho porcentaje indica que el modelo acertaría aproximadamente 3 de cada 4 veces el estímulo correcto, lo cual sugiere que se encuentra cerca de 3 veces por encima del porcentaje de azar para un modelo de 4 clases, es decir, 25%.

Según la matriz de confusión generada para este voluntario, véase Figura 55, se observa que los estímulos de mejor desempeño son el estímulo 3 correspondiente a parpadeo, con 73 muestras correctas de 80 muestras evaluadas, seguido de los estímulos 2 y 4 el cual corresponde a deletrear la mirar a la derecha e izquierda con 52 muestras correctas cada uno. Examinando esta matriz podemos visualizar que el estímulo 1 es quien tiene más peso de manera negativa al confundirse 20 veces, clasificándolo como 4.

Analizando las curvas de ROC, véase Figura 56, podemos ver que se obtiene un área bajo la curva (AUC) mayor en los estímulos 3 y 2 respectivamente, teniendo así una mejor clasificación de estos.

Una vez realizado el entrenamiento se realiza los niveles de juego, en los cual obtenemos las matrices de confusión para cada uno de los 3 mapas (Figura 58). Es importante tener en cuenta que para el nivel 1 no se realiza movimiento 3 y 4, y se puede ver que el estímulo de menor efectividad es el 1, ya que es confundido con todos los demás en especial con el estímulo 4, teniendo un total de 23 eventos erróneos. Para el nivel 2, no contamos con el movimiento 2, y se observa que el estímulo más utilizado es el 4, correspondiente a izquierda. Pese a esto no generó demasiados errores, y el estímulo 1 volvió a tener errores, pero ahora confundiéndose más con el estímulo 3. En el nivel 3, realizamos todos los estímulos y podemos detectar que el estímulo 2 generó la mayor confusión con el 4 (teniendo en cuenta que son los estímulos de mirar hacia los lados), contando con 7 movimientos mal clasificados, y en general los otros 3 movimientos tuvieron un mejor desempeño.

Este procedimiento se realizó para los 5 voluntarios, y evaluarlos en conjunto mediante las métricas correspondientes, las cuales se obtienen a partir de la matriz de confusión generada por cada uno de ellos en cada nivel. Es importe tener en cuenta para el análisis de estas tablas que un valor alto de precisión y sensibilidad significa que el modelo escogido maneja a la perfección la clase, un valor alto de precisión junto con una baja sensibilidad significa que el modelo no reconoce bien la clase, pero en caso de hacerlo es muy confiable, una baja precisión y una alta sensibilidad significa que el modelo detecta bien la clase pero también puede incluir muestras de otra clase, un nivel bajo de precisión y sensibilidad indica que el modelo no logra clasificar la clase correctamente.

Para la clasificación de las métricas tomamos valores entre 0-25% como malos, 25-50% es aceptable, 50-75% es bueno y de 75-100% es excelente o perfecto. Estos datos se basan en el clasificador que tenemos y cuantas clases se están entrenando, en este caso son 4 estímulos y se toma en cuenta el azar de una clase siendo  $\frac{1}{4}$ , es decir, 25%.

Teniendo en cuenta lo anterior, para el nivel 1 (Tabla 5) realizando un promedio de los 5 voluntarios se obtiene una baja precisión y una alta sensibilidad, lo que significa que los modelos escogidos tienden a detectar bien el estímulo, pero en algunos casos pueden incluir valores de otros estímulos, cabe destacar que el estímulo 2 del voluntario 5 logró manejar perfectamente la clase. Para el nivel 2 (Tabla 6), se tiende a conseguir una buena confiabilidad, presentando en la mayoría de los voluntarios buenos niveles de F1-score además de mejores porcentajes de exactitud, ahora bien, el voluntario 3 obtuvo un muy mal desempeño en este nivel, ya que bajo el promedio general de exactitud (A) en el mapa 2. En la Tabla 7, realizada para el nivel 3, se evalúan los 4 estímulos y según el análisis con las métricas, se ve que sólo contamos con dos estímulos malos (número 2 de voluntario 1 y número 2 de voluntario 3), por lo que el nivel de aceptación de los clasificadores entrenados tiende a ser buenos en detección y nivel de confianza. Sin olvidar resaltar que hubo un voluntario que obtuvo excelencia manejando uno de los estímulos en el nivel más complicado. La última matriz y tabla de medidas estadísticas, Figura 59 y Tabla 8, muestra el resultado obtenido por el voluntario 5 moviendo el dron de manera física, el cual fue quién contaba con el mejor clasificador de todos. La matriz de confusión generó un total de 6 movimientos, de 4 posibles, en donde obtuvo un gran desempeño, teniendo buena confiabilidad de las clases, buena detección, buenos F1-scores y buena exactitud con un 66.7% de efectividad.

## 15. Conclusiones

El proceso de adquisición y procesamiento de señales de EEG y EOG fue fundamental para lograr llegar al proceso de extracción de características y posterior clasificación, ya que un error en esta parte sería causal de que el sistema no funcionase correctamente, para este tipo de sistemas BCI no invasivos, es importante tener en cuenta estímulos sencillos que sean fáciles de realizar y se encuentren correlacionados con el movimiento que se quiere hacer. Al contar con esta relación hace que sean movimientos más intuitivos para el voluntario, logrando así una mejor adaptación. Al momento de estar

haciendo las pruebas experimentales de simulación en las personas, se debe contar con un entorno tranquilo y sin distracciones, como se pudo observar con los voluntarios que obtuvieron mejores resultados, quienes se lograron concentrar un poco más para que las señales fueran un poco más limpias y así mejorar en la parte de simulación y ser elegido para hacer la parte física con el dron.

La implementación del filtro pasa banda, ayudo a la eliminación de ruido de la señal, y la implementación del offset adaptativo permitió en un inicio lograr observar las señales, para generar visualmente una idea de lo que estábamos adquiriendo mediante el dispositivo en cada uno de los 16 canales, debido al uso del montaje llamado sistema internacional 10-20 el cual es el más implementado y se adapta a nuestros requerimientos se decidió utilizar solo 10 canales de los 16 disponibles, una vez desarrollado el montaje a trabajar, con la señal debidamente filtrada y sus características extraídas (medidas estadísticas y características propias de las señales EEG y EOG) lo cual permitió realizar el sistema de análisis supervisado con el uso de Classification Learner que permite simplificar el proceso de selección de un algoritmo al evaluar dentro de alrededor de 20 distintos, usados en machine learning y obteniendo una comparación completa de cada clasificador, frente a los demás.

Durante el proceso de entrenamiento y ejecución del juego era de esperarse que al tratarse de un sistema de adquisición EEG no invasivo, generase porcentajes más bajos de efectividad, por varios factores, como el contacto que tienen los electrodos con el cuero cabelludo, generando un poco de ruido en la señal. En este caso que no se dio, ya que el estímulo 1, el cual funciona al deletrear la palabra “FLY” mentalmente, obtuvo porcentajes de efectividad similares y en ocasiones superiores a los otros 3 estímulos de tipo EOG. De acuerdo con los datos obtenidos con los 5 voluntarios durante la fase de pruebas de los niveles se observa con frecuencia que los estímulos 2 y 4 son confundidos, estímulos que corresponden a la adquisición EOG más precisamente de mirar a la derecha y la izquierda respectivamente, esto puede ocurrir ya que los estímulos son muy similares y en caso de desfasarse un poco el voluntario que está ejecutando el movimiento, terminaría haciendo el estímulo contrario al deseado. Otro problema que identificamos es que al momento de ejecutar el estímulo 1 correspondiente a “FLY” muchas veces el usuario no mantiene la mirada fija hacia el frente, y el movimiento prácticamente involuntario de ver hacia los lados, lograba que se confundiera al clasificador y generara como salida el estímulo 2 o 4.

Al momento de la investigación en señales EEG, nos dimos cuenta de los diferentes tipos de bandas de frecuencias que manejan, dándonos cuenta cuál de estas bandas es la que más utilizamos en nuestro proyecto, siendo frecuencias delta. La banda delta se encuentra entre las frecuencias de 0.5 y 4 Hz, por lo que se puede decir que son las más lentas de todas las frecuencias EEG, estas fueron utilizadas debido a que contábamos también con señales EOG, las cuales en su adquisición son un poco más lentas, por lo que las podíamos clasificar también dentro de la banda de frecuencias delta y así poder extraerle mejor información a estas señales.

Se evaluó la versatilidad que tiene el sistema, ya que una vez entrenados los estímulos se puede cambiar la acción que ejecutan, por ejemplo, en la parte de entrenamiento y juego el feedback entregado era el movimiento del dron hacia adelante para el estímulo 1 y hacia atrás para el estímulo 3, esto cambio para el dron físico, ya que en este caso se configuro para que con el estímulo 1 iniciara el despegue, y con el estímulo 3 iniciara el aterrizaje, al realizar este cambio de feedback, no se observó ninguna alteración y se pudo ver que el sistema continuaba con su funcionamiento dentro de los parámetros normales, es decir, no presentaba grandes diferencias en la ejecución de los mismo, al usar el Ar Drone 2.0, se puso en evidencia que era algo complicado realizar estas pruebas en lugares cerrados, ya que, el aire generado por el movimiento de las hélices ocasiona que al estar muy cerca de superficies, el dron pierda la estabilidad.

Para todo el proceso de control tanto en simulación como en físico, se implementó un sistema de supervisión que se encarga de que el dron no realice movimientos erróneos para la visualización en simulación y de manera experimental. Generando que el dron no se estrelle todo el tiempo cuando el clasificador arroja un dato diferente al esperado, eso sí, obteniendo el vector completo con errores para ser posteriormente analizado a través de diferentes métricas. Mediante la revisión de estas métricas se pudo evaluar cuales estímulos funcionaron mejor que los otros, que para este caso fue el estímulo 3 correspondiente al movimiento de pestaño, el cuál por su naturaleza es un movimiento más marcado por lo que se detectaban mejor sus valores.

Para poder darle una mejora al proyecto en donde se logre obtener unos mejores resultados y una mejor clasificación, es sin duda trabajar en el procesamiento de las señales, más específicamente, en la extracción de características, en donde gracias a la amplia literatura sobre el tema, se pueden abordar muchas más opciones a la hora de analizar y sacarle información a este tipo de señales usadas para el proyecto.

## **16. Trabajos futuros**

Es importante definir que el aporte realizado con este proyecto es solo una puerta hacia la exploración de nuevas ideas y oportunidades, para la implementación de interfaces BCI, tal como la idea de que, en un futuro, las personas en condición de discapacidad motriz tengan la oportunidad de acceder a puestos de trabajo por medio de interfaces BCI, que les permitan ejecutar acciones con sus pensamientos, llegando de esta manera a mejorar la calidad de vida de esta población. otra de las funciones que se podrían llegar a implementar para robustecer el sistema BCI existente, es el desarrollo y entrenamiento de más estímulos, para poder usarlos en la ejecución de distintas acciones, en el mismo orden, uno de los primeros pasos, seria entrenar un clasificador de 6 clases que permita además, el movimiento hacia adelante y hacia atrás del dron, así como también entrenar unas clases más que permitan acceder a otros niveles de control, como lo son acceder a la cámara de video integrada en el dron, o realizar el roll en el dron mediante el sistema BCI.

## **17. Anexos**

En el siguiente link se encuentran los códigos usados para realizar este proyecto, conjuntos de datos de los voluntarios usados, mapas de CoppeliaSim para el desarrollo de los juegos y entrenamiento, librerías de conexión de Matlab con CoppeliaSim, librería de la API usada para conexión de AR Drone con Matlab y consentimiento informado:

- ❖ <https://github.com/Nicolas338/BCI-Drone-Control.git>

### **G.tec g.USBAMP especificaciones:**

- Peso: 1000 g.
- Tamaño: 197 x 155 x 40 mm.
- Sensibilidad: 85,7 nV / +/- 250 mV.
- Tipo de amplificador: DC acoplada
- 16 × ADC: 24 Bit (38.4 kHz Muestreo interno por canal).
- 2 x DAC: 12 bit.
- Canales de entrada: 16 mono- / 8 bipolares.
- Impedancia de entrada: mayor a 1000 GOhm // 220 pF.

### **Emotiv Epoch+ especificaciones:**

#### EEG sensors

- 14 channels: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4
- 2 references: CMS/DRL references at P3/P4; left/right mastoid process alternative
- Sensor material: Saline soaked felt pads

#### Connectivity

- Wireless: Bluetooth Low Energy
- Proprietary USB receiver: 2.4GHz band
- USB: to change headset settings

#### EEG signals

- Sampling method: Sequential sampling, single ADC
- Sampling rate: 2048 internal downsampled to 128 SPS or 256 SPS (user configured)
- Resolution: 14 bits with 1 LSB = 0.51µV (16 bit ADC, 2 bits instrumental noise floor discarded), or 16 bits (user configured)
- Bandwidth: 0.16 – 43Hz, digital notch filters at 50Hz and 60Hz
- Filtering: Built in digital 5th order Sinc filter
- Dynamic range (input referred): 8400 µV(pp)

- Coupling mode: AC coupled

#### Motion sensors

- IMU part: ICM-20948
- Quaternions: normalized, 4D
- Accelerometer: 3-axis +/-4g
- Magnetometer: 3-axis +/-4900uT
- Sampling rate: 0 / 32 / 64 Hz (user configured)
- Resolution: 16 bits

#### Supported platforms

- Windows: 10 (64-bit) v1607+; 8GB RAM; 500MB available disk space
- MAC: OSX 10.12 or above; 8GB RAM; 500MB available disk space
- iOS: 9 or above; iPhone 5+, iPod Touch 6, iPad 3+, iPad mini
- Android: 4.43+ (excluding 5.0); device with Bluetooth Low Energy

#### Power

- Battery: Internal Lithium Polymer battery 640mAh
- Battery life: up to 12 hours using USB receiver, up to 6 hours using Bluetooth Low Energy

#### Available detections

- Mental commands: neutral + up to 4 pretrained items per training profile
- Performance metrics: Excitement, Engagement, Relaxation, Interest, Stress, Focus
- Facial Expressions: Blink, Wink L/R, Surprise, Frown, Smile, Clench, Laugh, Smirk L/R

#### Weight

- 170g

#### Dimensions

- 9 x 15 x 15 cm

#### **Estándares por usar:**

- RESOLUCION NUMERO 8430 DE 1993. Por la cual se establecen las normas científicas, técnicas y administrativas para la investigación en salud.

Usado al momento de realiza el montaje experimental para ser trabajado en personas, teniendo en cuenta el riesgo que esto puede traer consigo a la hora de hacer pruebas en sujetos; en este caso nuestro riesgo es mínimo ya que se le debe hacer saber a la persona todo lo necesario antes de ser usado como sujeto de prueba.

- General Data Protection Regulation. GDPR 2018. Protección de datos cuando pasemos las personas de prueba (Datos Anónimos).
- 2010-2012 - IEEE Recommended Practice for Neurofeedback Systems. Se propone un conjunto detallado de requisitos de documentación. Se especifican los requisitos detallados para la documentación de instrumentos y software de neurofeedback para proporcionar calidad y disponibilidad de información a los usuarios.
- 11073-10201-2018 - IEEE Standard for Health Informatics - Point-of-care medical device communication - Part 10201: Domain Information Model.

## Referencias

- [1] LaFleur, K., Cassady, K., Doud, A., Shades, K., Rogin, E., & He, B. (2013). Quadcopter control in three-dimensional space using a noninvasive motor imagery-based brain-computer interface. *Journal of neural engineering*, 10(4), 046003.R. Hernandez Sampieri, C. Fernandez Collado, and M. d. P. Baptista Lucio, *Metodología de la Investigación*. McGraw Hill, 2010.
- [2] (La discapacidad física: ¿qué es y qué tipos hay? | Observatorio de la Discapacidad Física, n.d.) J.M. Nicholas and S. Herman, *Project Management for Business, Engineering and Technology*.

Butterworth-Heinemann is an imprint of Elsevier, 2008.

- [3] (La creación de empleo para personas con discapacidad en Colombia, 2022).
- [4] Zhang, J., & Wang, M. (2021). A survey on robots controlled by motor imagery brain-computer interfaces. *Cognitive Robotics*, 1, 12-24.
- [5] (Discapacidad - OPS/OMS | Organización Panamericana de la Salud, n.d.).
- [6] (Sala situacional de las Personas con Discapacidad (PCD), 2017).
- [7] Holm, N. S., & Puthusserypady, S. (2019, February). An improved five class MI based BCI scheme for drone control using filter bank CSP. In 2019 7th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI) (pp. 1-6). IEEE.
- [8] Yan, N., Wang, C., Tao, Y., Li, J., Zhang, K., Chen, T., ... & Wang, G. (2019). Quadcopter control system using a hybrid BCI based on off-line optimization and enhanced human-machine interaction. *IEEE access*, 8, 1160-1172.
- [9] Nourmohammadi, A., Jafari, M., & Zander, T. O. (2018). A survey on unmanned aerial vehicle remote control using brain-computer interface. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 48(4), 337-348.
- [10] ("Electromiografía y estudios de conducción nerviosa: Prueba de laboratorio de MedlinePlus", 2021).
- [11] (Aplicación en medicina de la espectroscopia de infrarrojo cercano, 2012).
- [12] Chiuzbaian, A., Jakobsen, J., & Puthusserypady, S. (2019, February). Mind controlled drone: An innovative multiclass SSVEP based brain computer interface. In 2019 7th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI) (pp. 1-5). IEEE.
- [13] Choi, J., & Jo, S. (2020, February). Application of hybrid Brain-Computer Interface with augmented reality on quadcopter control. In 2020 8th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI) (pp. 1-5). IEEE.
- [14] Jeong, J. H., Lee, D. H., Ahn, H. J., & Lee, S. W. (2020, February). Towards brain-computer interfaces for drone swarm control. In 2020 8th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI) (pp. 1-4). IEEE.
- [15] Al-Nuaimi, F. A., Al-Nuaimi, R. J., Al-Dhaheri, S. S., Ouhbi, S., & Belkacem, A. N. (2020, July). Mind drone chasing using EEG-based brain computer interface. In 2020 16th International Conference on Intelligent Environments (IE) (pp. 74-79). IEEE.
- [16] (Medición del potencial evocado cognitivo, P300, en un grupo de individuos colombianos sanos, 2012).
- [17] Conill JJ. Potencial P300 provocado por estímulos visuales. *Rev Neurol* 1998;26 (151):448-451.
- [18] ("Esquema dibujado de la mano del análisis del cerebro doodle icono. electroencefalografía, concepto de diagnóstico de señales cerebrales | Vector Premium", n.d.).
- [19] ("Electroencefalografía prueba que muestra la actividad eléctrica del cerebro con trastornos neurológicos caracterizados por convulsiones epilépticas Fotografía de stock - Alamy", n.d.)
- [20] ("Vector Drone con icono de cámara negro vector aislado.", 2022)
- [21] Envejecimiento.csic.es. 2022. [online] Available at: <<http://envejecimiento.csic.es/documentos/documentos/lychnos08-hornero-braincomputer-01.pdf>> [Accessed 16 March 2022].
- [22] Es.wikipedia.org. 2022. *Interfaz cerebro-computadora - Wikipedia, la enciclopedia libre*. [online] Available at:

- <[https://es.wikipedia.org/wiki/Interfaz\\_cerebro-computadora](https://es.wikipedia.org/wiki/Interfaz_cerebro-computadora)> [Accessed 16 March 2022].
- [23]Es.wikipedia.org. 2022. *Electroencefalografía - Wikipedia, la enciclopedia libre.* [online] Available at: <<https://es.wikipedia.org/wiki/Electroencefalograf%C3%ADA>> [Accessed 16 March 2022].
- [24]Oa.upm.es. 2022. [online] Available at: <[https://oa.upm.es/44379/1/TFM\\_LEONARDO\\_JOSE\\_GOMEZ FIGUEROA.pdf](https://oa.upm.es/44379/1/TFM_LEONARDO_JOSE_GOMEZ FIGUEROA.pdf)> [Accessed 16 March 2022].
- [25]Dspace.ups.edu.ec. 2022. [online] Available at: <<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/3347/1/UPS-CT002546.pdf>> [Accessed 16 March 2022].
- [26]Seeic.org. 2022. [online] Available at: <<https://www.seeic.org/images/site/uclm/dos.pdf>> [Accessed 16 March 2022].
- [27]g.tec medical engineering GmbH. 2022. *g.USBamp 16-Channel Biosignal Amplifier / Product Configurator.* [online] Available at: <<https://www.gtec.at/product/gusbamp-research/>> [Accessed 16 March 2022].
- [28]Img.medicalexpo.es. 2022. [online] Available at: <[https://img.medicalexpo.es/images\\_me/photo-mg/126127-14347823.webp](https://img.medicalexpo.es/images_me/photo-mg/126127-14347823.webp)> [Accessed 16 March 2022].
- [29]Oracle.com. 2022. *¿Qué es la inteligencia artificial (IA)?* [online] Available at: <<https://www.oracle.com/co/artificial-intelligence/what-is-ai/>> [Accessed 16 March 2022].
- [30]BBVA NOTICIAS. 2022. *Te contamos qué es el 'machine learning' y cómo funciona.* [online] Available at: <<https://www.bbva.com/es/machine-learning-que-es-y-como-funciona/>> [Accessed 16 March 2022].
- [31]Innova con MATLAB | Pontificia Universidad Católica del Perú. 2022. *¿Qué es MATLAB? / Innova con MATLAB / Pontificia Universidad Católica del Perú.* [online] Available at: <<https://departamento.pucp.edu.pe/ingenieria/matlab/que-es-matlab/>> [Accessed 16 March 2022].
- [32]Becas-santander.com. 2022. *Python: qué es y por qué deberías aprender a utilizarlo.* [online] Available at: <<https://www.becas-santander.com/es/blog/python-que-es.html>> [Accessed 16 March 2022].
- [33]Nourmohammadi, A., Jafari, M. and Zander, T., 2018. A Survey on Unmanned Aerial Vehicle Remote Control Using Brain–Computer Interface. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 48(4), pp.337-348.
- [34]Medigraphic.com. 2022. [online] Available at: <<https://www.medigraphic.com/pdfs/invdis/ir-2013/ir132c.pdf>> [Accessed 16 March 2022].
- [35]Mayoclinic.org. 2022. [online] Available at: <[https://www.mayoclinic.org/-/media/kcms/gbs/patient-consumer/images/2017/10/11/14/51/bn7\\_eeg\\_results-8col.jpg](https://www.mayoclinic.org/-/media/kcms/gbs/patient-consumer/images/2017/10/11/14/51/bn7_eeg_results-8col.jpg)> [Accessed 18 March 2022].
- [36]Img.medicalexpo.es. 2022. [online] Available at: <[https://img.medicalexpo.es/images\\_me/photo-mg/126127-14347823.webp](https://img.medicalexpo.es/images_me/photo-mg/126127-14347823.webp)> [Accessed 16 March 2022].
- [37](Cabacas & Cabacas, 2022).
- [38]("Quadcopter BUG2 (Vrep + ROS)", 2022).
- [39]Biorecosci.com. (2022). Retrieved 31 March 2022, from <http://www.biorecosci.com/h-pd-31.html>.
- [40]("Download Check and cross icon. Right and wrong icon. Yes or no buttons. True or false. Good or bad. Selection design vector design for free", 2022).
- [41]Brownlee, J. (2022). How to Improve Performance With Transfer Learning for Deep Learning Neural Networks. Machine Learning Mastery. Retrieved 31 March 2022, from <https://machinelearningmastery.com/how-to-improve->

performance-with-transfer-learning-for-deep-learning-neural-networks/.

[42] Julián D. Colorado M., (2009). Towards Miniature MAV Autonomous Flight: A Modeling & Control Approach [Master of Science in Robotics and Automation]. Universidad Politécnica de Madrid.

[43](PDF) Mental Task Classification for Brain Computer Interface Applications [https://www.researchgate.net/publication/252143408\\_Mental\\_Task\\_Classification\\_for\\_Brain\\_Computer\\_Interface\\_Applications](https://www.researchgate.net/publication/252143408_Mental_Task_Classification_for_Brain_Computer_Interface_Applications) Accessed: 2022-11-17

[44]▷ Varianza ¿Qué es? <https://www.sdelsol.com/glosario/varianza/> Accessed: 2022-11-17

[45] Calcular el promedio de un grupo de números. <https://support.microsoft.com/es-es/office/calcular-el-promedio-de-un-grupo-de-n%C3%BAmeros-e158ef61-421c-4839-8290-34d7b1e68283> Accessed: 2022-11-17

[46] Caracterización de señales – Wikiversidad [https://es.wikiversity.org/wiki/Caracterizaci%C3%B3n\\_de\\_se%C3%B1ales](https://es.wikiversity.org/wiki/Caracterizaci%C3%B3n_de_se%C3%B1ales) Accessed: 2022-11-17

[47] Electroencefalograma (EEG) | IDIS <https://proyectoidis.org/electroencefalograma-eeg/> Accessed: 2022-11-18

[48] Bandas de frecuencias del EEG (Murugappan et al, 2010). | Download Scientific Diagram [https://www.researchgate.net/figure/Figura-11-Bandas-de-frecuencias-del-EEG-Murugappan-et-al-2010\\_fig9\\_277097722](https://www.researchgate.net/figure/Figura-11-Bandas-de-frecuencias-del-EEG-Murugappan-et-al-2010_fig9_277097722) Accessed: 2022-11-18

[49] G. H. Klem, H. O. Lüders, H. H. Jasper, and C. Elger, “The ten-twenty electrode system of the international federation. the international federation of clinical neurophysiology.,” *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. Supplement, vol. 52, pp. 3–6, 1999.

[50] “Manual sistema 10/20 internacional anexo”

[51] kun (2022). AR Drone ARDrone\_Matlab\_V1 ([https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/43816-ar-drone-ardrone\\_matlab\\_v1](https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/43816-ar-drone-ardrone_matlab_v1)), MATLAB Central File Exchange. Recuperado November 22, 2022.

[52] (Mulder, *Motor imagery and action observation: Cognitive Tools for rehabilitation* 2007).

[53] Interfaz Cerebro Computadora (BCI) - Libro online de IAAR <https://iaarbook.github.io/interfaz-cerebro-computadora-BCI/> Accessed: 2022-11-22

[54] Supervised and Unsupervised learning – GeeksforGeeks <https://www.geeksforgeeks.org/supervised-unsupervised-learning/> Accessed: 2022-11-22

[55] Machine learning, explained – MIT Sloan <https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-explained> Accessed: 2022-11-22

[56] An Introduction to ROC Analysis Tom Fawcett Pattern Recognition Letters, 27, 8, 6 2006

[57] Precision, Recall, F1, Accuracy en clasificación - IArtificial.net <https://www.iartificial.net/precision-recall-f1-accuracy-en-clasificacion/> Accessed: 2022-11-22