

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA  
Facultad de Ingeniería



**Análisis y Reconocimiento de Patrones de Señales Biomédicas  
Relacionadas a las Etapas de Sueño**

Trabajo de graduación presentado por Oscar Rodrigo López Portillo  
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Mecatrónica

Guatemala,

2020







UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA  
Facultad de Ingeniería



**Análisis y Reconocimiento de Patrones de Señales Biomédicas  
Relacionadas a las Etapas de Sueño**

Trabajo de graduación presentado por Oscar Rodrigo López Portillo  
para optar al grado académico de Licenciado en Ingeniería Mecatrónica

Guatemala,

2020



Vo.Bo.:

(f) \_\_\_\_\_  
Ing. Luis Alberto Rivera

Tribunal Examinador:

(f) \_\_\_\_\_  
Ing. Luis Alberto Rivera

(f) \_\_\_\_\_  
MSc. Carlos Esquit

(f) \_\_\_\_\_  
Ing. Luis Pedro Montenegro

Fecha de aprobación: Guatemala, 5 de diciembre de 2018.









<b>Prefacio</b>	<b>V</b>
<b>Lista de figuras</b>	<b>IX</b>
<b>Lista de cuadros</b>	<b>XI</b>
<b>Resumen</b>	<b>XIII</b>
<b>Abstract</b>	<b>XV</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
<b>2. Antecedentes</b>	<b>3</b>
<b>3. Justificación</b>	<b>5</b>
<b>4. Objetivos</b>	<b>7</b>
<b>5. Alcance</b>	<b>9</b>
<b>6. Marco teórico</b>	<b>11</b>
<b>7. Obtención de señales EEG</b>	<b>27</b>
7.1. Familiarización con la Cyton Board y el Eletro - cap . . . . .	27
7.2. Conexión Matlab – Cyton Board . . . . .	28
<b>8. Clasificación de señales</b>	<b>29</b>
8.1. señales de prueba . . . . .	29
8.2. señales en tiempo real . . . . .	29
<b>9. Almacenamiento de las señales</b>	<b>31</b>
<b>10.Pruebas y Resultados</b>	<b>33</b>
10.1. Pruebas offline . . . . .	33
10.1.1. Primeras pruebas . . . . .	34

10.1.2. Pruebas posteriores . . . . .	36
<b>11. Conclusiones</b>	<b>39</b>
<b>12. Recomendaciones</b>	<b>41</b>
<b>13. Bibliografía</b>	<b>43</b>
<b>14. Anexos</b>	<b>45</b>
14.1. Planos de construcción . . . . .	45
<b>15. Glosario</b>	<b>47</b>

---

## Lista de figuras

---

1.	Ondas Cerebrales[6] . . . . .	13
2.	categorías principales de estados de ondas cerebrales utilizadas en la música binaural beats y sus beneficios asociados [6] . . . . .	14
3.	Hipnograma estandar del sueño . . . . .	15
4.	Hipnograma estandar del sueño[13] . . . . .	17
5.	Ubicación de electrodos según el Sistema Internacional 10-20[14] . . . . .	19
6.	Interfaz grafica de OpenBCI [15] . . . . .	20
7.	Cyton Boarde de OpenBCI [16] . . . . .	21
8.	Dongle de OpenBCI [16] . . . . .	22
9.	Modelo de la neurona artifical [18] . . . . .	23
10.	Modelo de la neurona artifical [19] . . . . .	24
11.	Principales modelos de RNAs con aprendizaje supervisado [19] . . . . .	25
12.	Captura de gestos para la verificación de funcionamiento . . . . .	28
13.	Matrices de confución para la red neuronal con un canal de datos. . . . .	34
14.	Matrices de confución para la maquina de vectores de soporte con kernel Lineal con un canal de datos. . . . .	35
15.	Matrices de confución para k- nearest neighbor con un canal de datos. . . . .	35
16.	Matrices de confución para la red neuronal. . . . .	36
17.	Matrices de confución para la maquina de vectores de soporte con kernel Lineal. . . . .	37
18.	Matrices de confución para k- nearest neighbor. . . . .	37



---

## Lista de cuadros

---

1.	Pruebas preliminares . . . . .	18
----	--------------------------------	----









---

## Abstract

---



# CAPÍTULO 1

---

## Introducción

---



El estudio de señales del cuerpo humano, han sido de gran importancia durante los años debido a que se busca tener un mejor entendimiento del cuerpo y como mejorar algunos factores negativos, esto ha generado que esta rama haya tenido un gran crecimiento a lo largo de los años.

En la Universidad del Valle de Guatemala se han desarrollado varios proyectos relacionados a estas señales en donde se utilizaron equipos similares a los que se mencionaran más adelante. En 2018 se realizaron dos proyectos, uno buscaba mejorar el rendimiento de los atletas en base al análisis y desarrollo de un sistema de entrenamiento [1] y el otro que buscaba utilizar el *neurofeedback* para mejorar el rendimiento en atletas [2]. Ambos proyectos requirieron de la utilización de los sistemas de OpenBCI para realizar las lecturas cerebrales. En ambos estudios era necesario realizar lecturas mientras que una persona realizaba determinadas tareas y en base a las diferentes lecturas se generaban distintos estímulos ya fueran positivos o negativos.

El objetivo principal de este proceso era entrenar el cerebro del sujeto de prueba a controlar ciertos procesos neuronales, por medio de estos estímulos aplicados a los pacientes en base a las técnicas de *neurofeedback*. Esto con el fin de potenciar la capacidad del sujeto para manejar situaciones de estrés o bien, situaciones en las que necesitase prestar un mayor enfoque en la tarea a realizar. Otro de los proyectos que se han trabajado en la universidad trata acerca de la generación de pulsos binaurales a través de un sistema de monitoreo de señales EEG, este proyecto fue planteado como una primera fase, en donde se buscaba generar pulsos binaurales mediante la lectura y clasificación de las etapas del sueño de manera automática utilizando conocimientos de *machine learning*.

En ese proyecto se lograron varios resultados positivos respecto a la clasificación de las señales y generación de audios para estimular las ondas binaurales por lo que surgió el interés de continuar con este proyecto y poder obtener mejores resultados.

Por último, la clasificación de las etapas del sueño en base a las señales bioeléctricas ha sido ampliamente investigado y en donde se han presentado resultados prometedores, lo cual ayuda a pensar que la clasificación de estas señales a través de una computadora inde-

pendiente es algo logable. En el libro *Sleep Stage Classification Using EEG Signal Analysis: A Comprehensive Survey and New Investigation* [3] hace una recopilación de características que se han utilizado en este tipo de estudio además de distintos clasificadores que se han utilizado para el reconocimiento de los distintos patrones del sueño [4].



A lo largo de su vida una persona duerme aproximadamente una tercera parte de ella, esto provoca que el estudio del sueño tenga una gran importancia, pero lamentablemente no se han realizado tantas investigaciones en esta área. Dormir es un proceso de gran importancia debido a que es la manera en la que el cuerpo humano se desarrolla y restaura, esta parte tiene un mayor impacto en los atletas ya que ellos requieren de un buen descanso para poder tener un buen rendimiento en sus respectivas áreas. En base a diferentes estudios se ha demostrado que gran parte de los atletas poseen desórdenes de conciliación y mantenimiento del sueño, en otras palabras, estos atletas poseen un sueño menos eficiente al del resto de las personas lo cual puede tener repercusiones en su salud.

Los estudios del sueño pueden ayudar al médico a diagnosticar trastornos respiratorios relacionados con el sueño, como la apnea del sueño, trastornos convulsivos relacionados con el sueño, trastornos del movimiento relacionados con el sueño y trastornos del sueño que causan cansancio extremo durante el día como la narcolepsia. Los médicos, también, pueden usar los estudios del sueño para ayudar a diagnosticar o descartar el síndrome de las piernas inquietas.

Según un estudio realizado por la Universidad de Finlandia Oriental y la Clínica de Sueño Oivauni, un 22 % de los atletas estudiados reportaron tener problemas para dormir mientras se encontraban fuera de temporada. Además, estando fuera de temporada un 4 % de ellos también comentaron tomar algún medicamento para poder dormir mejor. Estos números aumentan significativamente a un 46 % y 17 % respectivamente cuando los atletas están en plena temporada de competición [5].

Adicionalmente, durante los últimos años se ha ido desarrollando el área de inteligencia artificial lo cual ha permitido el desarrollo de algoritmos clasificadores los cuales en base a una colección de datos pueden entrenarse para poder reconocer patrones y con esto poder facilitar ciertas tareas. Estos clasificadores se han utilizado para la clasificación de señales bioeléctricas para poder realizar diferentes estudios y tareas. Esto es de gran importancia ya que utilizando estas herramientas se pueden obtener y clasificar las señales EEG producidas

al dormir y con esto detectar en que etapas se encuentra la persona y así poder estimular o analizar cada una de las diferentes etapas.

En base a lo mencionado anteriormente lo que se busca con este proyecto es aprovechar las diferentes herramientas que se han desarrollado para poder generar una nueva que sea capaz de obtener y procesar las señales producidas al dormir. Todo esto con el fin de poder identificar las diferentes etapas del sueño a medida que estas se vayan dando, para ello se harán pruebas con distintos tipos de clasificadores y características en diferentes dominios (Tiempo, frecuencia, estadístico) para verificar los resultados que estos tengan en la clasificación. Comparando la efectividad que estos tengan además del peso computacional que requieran.

#### Objetivo General

Implementar técnicas y algoritmos de reconocimiento de patrones a señales biomédicas para su aplicación en un sistema inteligente de monitoreo de etapas de sueño.

#### Objetivos Específicos

- Obtener una colección de señales biomédicas relacionadas a etapas de sueño, según estándares internacionales.
- Analizar técnicas de selección de características y reconocimiento de patrones de señales biomédicas, y seleccionar aquellas que permitan la clasificación de las etapas de sueño.
- Aplicar las técnicas seleccionadas a la colección de señales obtenidas, y validar resultados mediante asesoría médica y comparación con estudios similares.
- Diseñar e implementar una herramienta de hardware y software que permita monitorear las etapas de sueño en tiempo real.



## CAPÍTULO 5

---

Alcance

---

Podemos usar Latex para escribir de forma ordenada una fórmula matemática.



### Ondas cerebrales

La raíz de todos nuestros pensamientos, emociones y comportamientos es la comunicación entre las neuronas dentro de nuestros cerebros. Las ondas cerebrales son producidas por pulsos eléctricos sincronizados de masas de neuronas que se comunican entre sí. Las ondas cerebrales se detectan mediante sensores colocados en el cuero cabelludo. Se dividen en anchos de banda para describir sus funciones, pero se considera mejor como un espectro continuo de conciencia; desde lento, ruidoso y funcional, hasta rápido, sutil y complejo. Nuestras ondas cerebrales cambian de acuerdo con lo que estamos haciendo y sintiendo. Cuando las ondas cerebrales más lentas son dominantes, podemos sentirnos cansados, lentos, lentos o soñadores. Las frecuencias más altas son dominantes cuando nos sentimos conectados, o hiper-alerta. [6]

La velocidad de las ondas cerebrales se mide en hercios (ciclos por segundo) y se dividen en bandas que delimitan las ondas lentas, moderadas y rápidas.

#### Ondas Delta 0.5Hz a 4 Hz

Están asociadas a un estado de sueño profundo. En estas ondas la mente opera de forma totalmente integrada. Sus estados psíquicos correspondientes son el dormir sin sueños, el trance y la hipnosis profunda. Si se consigue entrar y permanecer consciente en el nivel delta, se alcanza el estado de superconsciencia que es el último peldaño de la meditación, donde desaparecen las barreras entre consciente, subconsciente e inconsciente. [7]

### **Ondas Theta 4 Hz a 7 Hz**

Estas ondas son producidas durante estados de meditación profunda y durante periodos de concentración intelectual. Las ondas Theta se asocian a un estado emocional cuyas características principales son la memoria plástica, la estimulación de la imaginación y creatividad y un incremento en la capacidad de aprendizaje.[6]

### **Ondas Alfa 7 Hz a 12 Hz**

Se las registran en los momentos antes de dormirse, se producen en un estado de no actividad y relajación mental. Son más lentas y de mayor amplitud.[7]

### **Ondas Beta 13 Hz a 39 Hz**

Este tipo de ondas están asociados a estados de actividad mental intensa, resolviendo problemas, estudiando, concentración o ansiedad. Es decir, se producen cuando el cerebro está despierto, cuando hay mayor extroversión, cuando hay actividades mentales y hay percepción a través de los cinco sentidos, así como también cuando se realiza trabajos del tipo físico o corporal. Es la más rápida de las cuatro [7]

### **Ondas Gamma 39Hz en adelante**

Son las ondas más rápidas y de menor amplitud. Pueden aparecer en cualquier parte del cerebro y se asocian a estados donde una persona esta resolviendo problemas lógicos o matemáticos, favoreciendo el procesamiento de la información. [6]



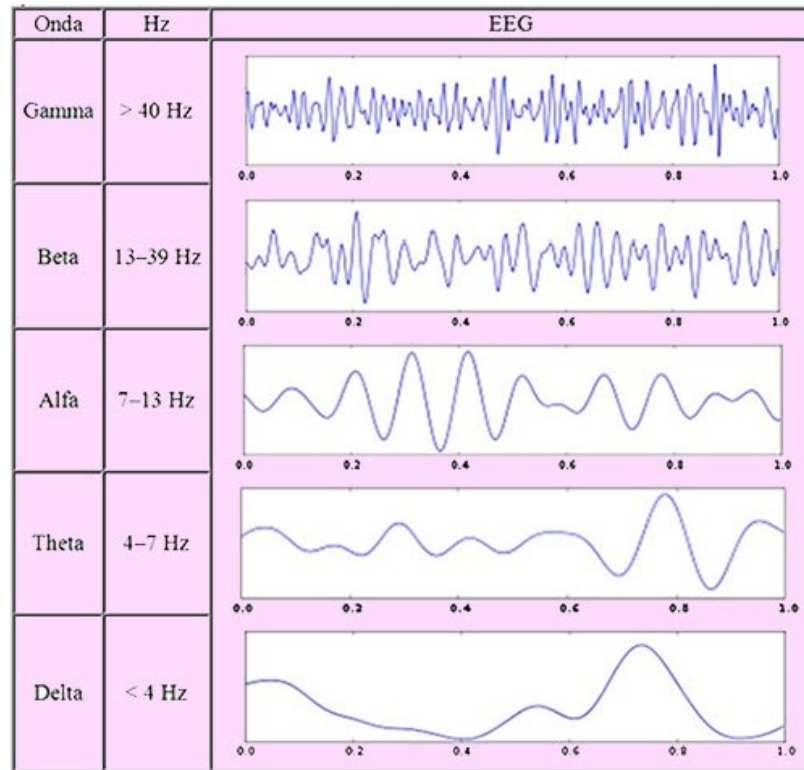


Figura 1: Ondas Cerebrales[6]

## Señales binaurales

La palabra binaural significa "tener o relacionarse con dos oídos". Esto representa el proceso, que funciona enviando simultáneamente una frecuencia de sonido diferente a cada oído a través de los auriculares. El arrastre ocurre dentro del cerebro y es causado por una respuesta fisiológica. Al escuchar dos tonos de diferentes frecuencias, enviados simultáneamente a los oídos izquierdo y derecho, el cerebro percibe un nuevo tono, o tercer tono como algunos lo llaman, basado en la diferencia matemática entre las dos frecuencias. Luego, el cerebro sigue a la nueva frecuencia y produce ondas cerebrales a la misma velocidad de Hertz (Hz), quedando así arrastrado a esa frecuencia. [8] En la Audición Binaural los oídos forman canales receptores que son independientes entre sí, es decir, no hay interferencias entre ellos, ni combinaciones de las frecuencias recibidas por cada uno; los sonidos se reciben independientemente por cada oído y crean efectos diferentes en distintas partes del cerebro. Dentro de la audición binaural existen dos factores que determinan la dirección de llegada de un sonido: su intensidad relativa en los dos oídos y el intervalo de tiempo de llegada a los oídos. Para localizar una fuente de sonido, el sistema auditivo utiliza la diferencia de tiempo existente entre el sonido que llega al oído derecho y al izquierdo, conocido como ITD (Interaural Time Difference).[7]

Estos tonos son sonidos con un comportamiento sinusoidal, escuchados con un casco, tienden a sincronizar los dos hemisferios del cerebro. La diferencia de frecuencias induce dos efectos:

- Se comienza por decir que esta diferencia de frecuencias esta tratada en los núcleos olivarios superiores de cada hemisferio ellos producen asi ondas cerebrales de la misma frecuencia que la diferencia; estas nuevas ondas se propagan progresivamente a partir de estos núcleos en toda la corteza. Así pues, por ejemplo para hacer producir ondas alfa se hará escuchar sonidos que difieren de 8 a 13 Hz, lo que corresponde a la frecuencia de las ondas alfa.[9]
- Estos sonidos permiten también sincronizar los dos hemisferios cerebrales , sincronización que induciría un estado de bienestar, una mejora del humor, mejores resultados atencionales y de memoria, un tratamiento de las emociones y una disminución de la ansiedad.[9]

Los latidos binaurales pueden llevar al cerebro a diferentes estados del ser, de los cuales hay cinco categorías clave. El efecto que los ritmos binaurales tienen en el oyente depende del estado de la onda cerebral de la música.[8]

Por ejemplo: para inducir una relajación profunda, podemos escuchar música de estado Theta, Para que el cerebro duerma más profundamente, podemos escuchar la música del estado de Delta. [8]

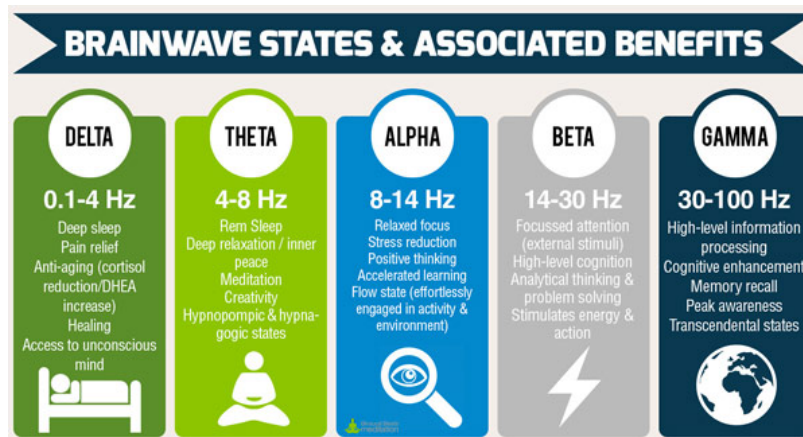


Figura 2: categorías principales de estados de ondas cerebrales utilizadas en la música binaural beats y sus beneficios asociados [6]

La audición binaural permite al sistema auditivo realizar un correcto análisis de la información que portan las ondas sonoras al posibilitar la comparación de la señal que llega a cada oído. La relación de ambos lados de la vía auditiva sucede casi desde el inicio de la misma, ya en el tronco cerebral, mediante decusaciones de fibras al lado contralateral de la vía auditiva. De esta manera, la estimulación sonora influye en la actividad del sistema nervioso y, posteriormente, en el comportamiento del individuo. De hecho, pequeñas diferencias interaurales de frecuencia en un sonido que estimule bilateralmente al individuo inducen una sensación auditiva rítmica con una frecuencia de batido igual a la diferencia de frecuencias interaurales de los sonidos estimulantes.[9]

## El ciclo del sueño

Cuando una persona duerme su inconsciente va progresando a través de distintas etapas del sueño que conforman lo que se conoce como el ciclo del sueño. A las primeras cuatro etapas se les denomina como etapa 1, etapa 2, etapa 3 y etapa 4 y se clasifican como sueño NREM por el acrónimo que se forma con sus siglas en inglés (Non-Rapid Eye Movement), ya que durante estas etapas apenas existe movimiento ocular. Por otro lado, la última etapa es conocida y clasificada como la etapa REM también llamada así por sus siglas en inglés (Rapid Eye Movement). En esta etapa, al contrario de lo que ocurre en las etapas NREM, los ojos se mueven constante y rápidamente. A lo largo de toda la noche una persona atraviesa todas las etapas de manera cíclica, empezando por la etapa 1 y terminando en la etapa REM. Generalmente completar el ciclo del sueño dura entre 90-110 minutos, por lo que se recorre entre 4 y 6 veces por noche dependiendo de cuanto tiempo se duerma. Durante el transcurso de la noche cada etapa tiene una duración aproximada entre 5-15 minutos dependiendo de cuanto tiempo lleve la persona dormida. Comúnmente, durante los primeros ciclos las etapas de sueño REM son cortas con largos periodos de la etapa 4. Conforme avanza la noche la situación se revierte y el sueño REM aumenta su duración mientras que la etapa 4 aparece por menos tiempo e incluso llega a desaparecer en los últimos tramos de la noche.[10]

Estas etapas pueden representarse con lo que se conoce como hipnograma el cual es un registro gráfico de las distintas etapas del sueño que se genera en base a las mediciones de señales bioeléctricas en el cuerpo mientras una persona duerme. Este gráfico es el que les permite a los expertos diagnosticar entre los distintos trastornos de sueño que hay. Un ejemplo de este puede apreciarse en la Figura 3 en la cual se muestra un diagrama del ciclo de una persona normal, en el que puede apreciarse la distribución de tiempo según cada etapa y más adelante se muestra más a detalle cada una de las diferentes etapas mencionadas anteriormente.[10]

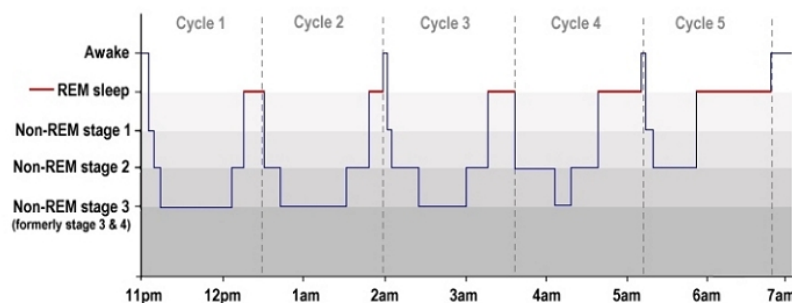


Figura 3: Hipnograma estándar del sueño

- Etapa I o de adormecimiento: Inicia al acostarnos, la somnolencia o sueño ligero, los músculos se relajan y las ondas cerebrales son irregulares y rápidas. Al producirse por primera vez durante la noche, suele pasar un lapso comprendido de 30 segundos a 7 min, en ella disminuye la frecuencia cardíaca y respiratoria, Se produce una onda theta y en esta etapa es fácil despertar al sujeto.[11]
- Etapa II o de sueño ligero: ocupa aproximadamente el 50% de los ciclos de sueño. Generalmente ocupa el 20 % de la noche y las ondas cerebrales son de mayor amplitud

y menor frecuencia. Es posible que pasen por la mente ideas fragmentadas o imágenes, pero no tenemos presencia de nuestro entorno y aunque nuestros ojos puedan estar abiertos, no podemos ver. Dura de 10 a 15 minutos, se produce una disminución de la temperatura y la tasa metabólica.[11]

- Etapa III o de transición: es una etapa corta, de dos o tres minutos, que acerca al sueño profundo. Si la persona se despierta durante esta fase se puede sentir confusa. Es en ella en la que se dan también los terrores nocturnos, el sonambulismo y la micción. Las ondas predominantes son las delta. Durante las fases III y IV es cuando el cuerpo se encuentra en estado de profunda relajación y se dan los picos de segregación de la hormona del crecimiento.[12]
  
- Etapa IV o sueño delta: suele ocupar un 20 % aproximadamente del total del ciclo de sueño. Es la etapa en la que se está profundamente dormido y se descansa física y psíquicamente. Por tanto, es la que determina la calidad del sueño. Durante esta fase también es difícil despertarse, y el ritmo respiratorio y la presión arterial son muy bajos.[12]
  
- Etapa REM (Rapid Eye Movement, Movimiento Rápido del Ojo) o etapa del sueño paradójico: ocupa un 25 % del ciclo total de sueño, entre 15 y 30 minutos. Se denomina así por el movimiento constante de los globos oculares bajo los párpados. Esta fase se caracteriza por tener una alta actividad cerebral, similar a la que se tiene cuando la persona está despierta. El ritmo cardíaco y la presión arterial suben pero los músculos se encuentran bloqueados. En ella se tienen los sueños en forma de historia y, si nos despertamos, somos capaces de recordarlos. Las ondas predominantes son las theta.[12]

## Electro - Cap

Electro-Caps son una técnica de aplicación de electrodo EEG. Están hechas de una tela elástica tipo spandex con electrodos empotrados de estaño puro unidos a la tela. Los electrodos en las tapas estándar se colocan según el método internacional 10-20 de colocación de electrodos.[13]



Figura 4: Hipnograma estandar del sueño[13]

El Electro-Cap posee una terminal DB-25 donde se puede acceder a los distintos electrodos que se encuentran incorporados en el gorro, los cuales en algunos modelos es necesario conseguirlos por aparte. A continuación se presenta un cuadro detallando la distribución e interconexión de los pines con los electrodos.[13]

## Sistema Internacional 10-20

Este método determina la distancia entre los electrodos en forma porcentual, de ahí el nombre de 10-20 ya que los electrodos están separados entre sí por 10 o 20 % de una distancia determinada. La razón de utilizar porcentajes en vez de longitud es el hecho de que el tamaño del cráneo varía de una persona a otra.[14]

Para colocar los electrodos de acuerdo con el sistema 10-20 se requiere realizar las siguientes mediciones que sirven de referencia para obtener los porcentajes 10 y 20 . Se mide la distancia que hay entre el inión y el nasión, que representa 100 % en el plano sagital, y la distancia entre el trago de un lado y el trago del lado opuesto, que es 100 % en sentido coronal. El electrodo central Cz se ubica a la mitad de la distancia entre el inión y el nasión (50 %), y a la mitad de la distancia trago-trago (50 %).[14]

Un 20 % de la distancia inión-nasión, hacia adelante de Cz y en la línea media, corresponde a la ubicación del electrodo Fz, y 20 % hacia atrás de Cz se ubica Pz. En dirección lateral a Cz se encuentran del lado derecho C4 y T4, al 20 y 40 % de la distancia trago-trago, respectivamente, y del lado izquierdo están C3 y T3, también al 20 y 40 % de la distancia trago-trago. Como se puede ver, la ubicación de los electrodos se determina con una letra y un número; las letras hacen referencia al lóbulo cerebral sobre el que se coloca el electrodo: F, P, T y O para frontal, parietal, temporal y occipital. La letra C se refiere al plano coronal

Pin	Ubicación	Color
1	FP1	Café
2	F3	Rojo
3	C3	Naranja
4	P3	Amarillo
5	O1	Verde
6	F7	Azul
7	T3	Morado
8	T5	Gris
9	GND	Blanco
10	FZ	Negro
11	A1	-
12	OZ	-
13	-	-
14	FP2	Café
15	F4	Rojo
16	C4	Naranja
17	P4	Amarillo
18	O2	Verde
19	F8	Azul
20	T4	Morado
21	T6	Gris
22	CZ	Blanco
23	PZ	Negro
24	A2	-

Cuadro 1: Pines de salida del Electro-Cap[13]

y no corresponde a lóbulo alguno. A continiacion se presenta una representacion grafica de como se colocan los electrodos con este sistema[14]

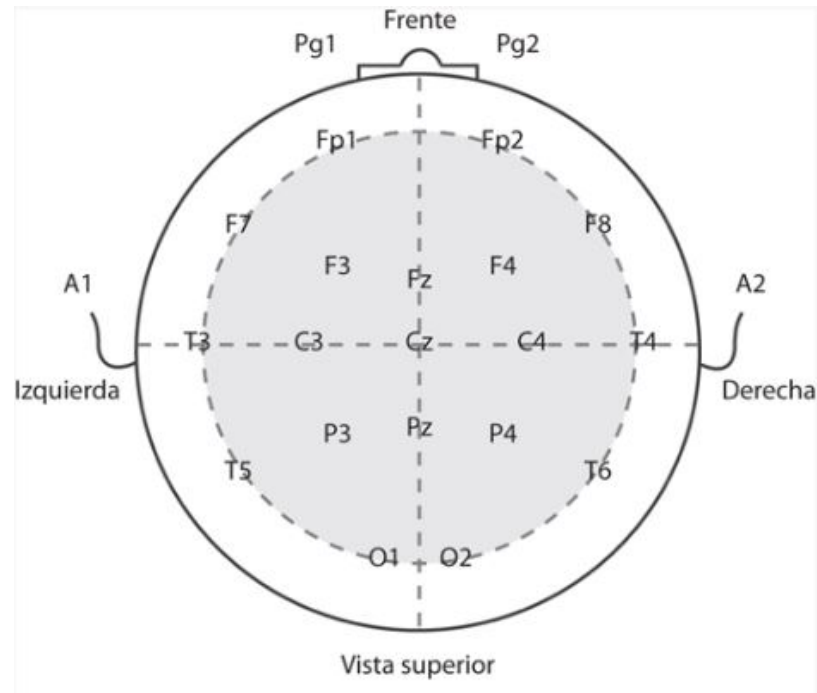


Figura 5: Ubicación de electrodos según el Sistema Internacional 10-20[14]

## OpenBCI

OpenBCI es una plataforma/comunidad de interfaz cerebro-computadora de código abierto o mas conocida como Open Source ,de investigadores, ingenieros, científicos, etc. que tienen como objetivo que todos aquellos que tengan pasión e interés en las señales eléctricas del cuerpo y cerebro humano tengan a su alcance las herramientas necesarias para descubrir nuevas cosas acerca de su comportamiento. Esta comunidad provee de sistemas que pueden ser usados para monitorear la actividad cerebral (EEG), la actividad muscular (EMG) y la actividad cardiaca (ECG). Además de estos sistemas, esta comunidad también proveen de tutoriales y software para poder utilizar sus equipos correctamente y tener una interfaz amigable donde se puedan interactuar con las mediciones.[15]

Específicamente para la parte de la EEG tienen a disposición cascos y gorros con electrodos para monitorear las ondas cerebrales. Incluso tienen disponibles los diseños de sus cascos y placas para que una persona los pueda replicar por su cuenta como una opción más económica. Por otro lado, también cuentan con una interfaz de usuario a cual entre una de sus opciones permite observar las mediciones en tiempo real la cual se llama OpenBCI\_GUI, esta se puede observar en la siguiente figura.[15]

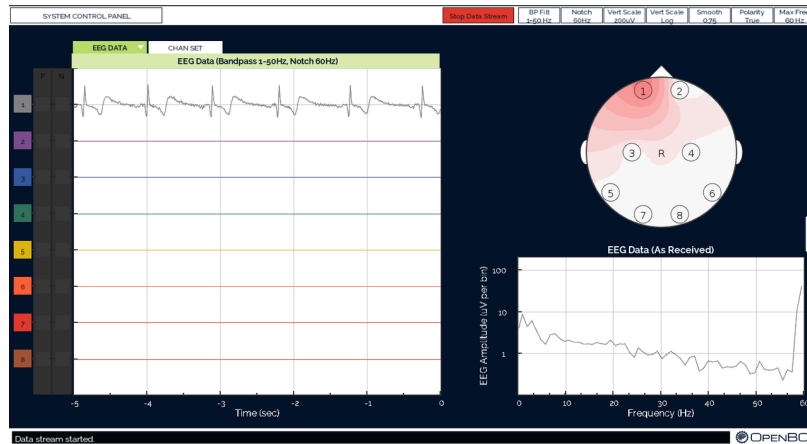


Figura 6: Interfaz grafica de OpenBCI [15]

## Cyton Board y Dongle

OpenBCI Cyton Board es una interfaz neuronal de 8 canales compatible con Arduino con un procesador de 32 bits. En esencia, la placa OpenBCI Cyton implementa el microcontrolador PIC32MX250F128B, lo que le brinda mucha memoria local y velocidades de procesamiento rápidas. La placa viene preinstalada con el gestor de arranque chipKIT y el último firmware OpenBCI. [16]

Los datos se muestrean a 250Hz en cada uno de los ocho canales. OpenBCI Cyton Board se puede utilizar para tomar muestras de actividad cerebral (EEG), actividad muscular (EMG) y actividad cardíaca (ECG)[16]. La Cyton Board cuenta con los siguientes aspectos técnicos:

- 8 canales de entrada diferenciales, de alta ganancia y bajo ruido
- Compatible con electrodos activos y pasivos
- ADC ADS1299 de Texas Instruments
- Microcontrolador PIC32MX250F128B
- Módulo RFduino BLE para comunicación Bluetooth
- 24 bits de resolución en el canal de datos
- Ganancia programable: 1, 2, 4, 6, 8, 12, 24
- Voltaje de operación digital de 3.3V
- Voltaje de operación analógico de  $\pm 2.5V$
- Voltaje de entrada de 3.3 a 12V
- Acelerómetro LIS3DH
- Ranura para tarjeta micro SD



- 5 pines GPIO, 3 de los cuales pueden ser analógicos

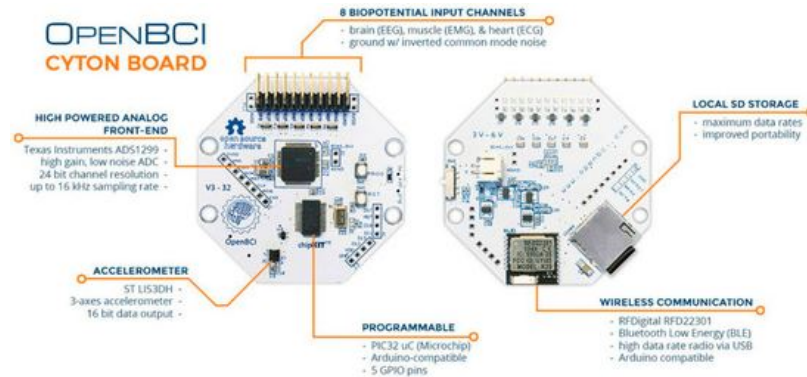


Figura 7: Cyton Boarde de OpenBCI [16]

En la figura anterior se puede apreciar ambos lados de la Cyton board y como es que se encuentran distribuidos sus componentes. Para poder realizar la comunicación entre la placa y la computadora se utiliza un dispositivo intermediario conocido como Dongle, dicho dispositivo se puede observar a detalle más adelante. Este módulo encarga de recibir los datos de la Cyton Board por medio de una conexión inalámbrica con Bluetooth, por lo cual ambos dispositivos cuentan con un módulo de Arduino llamado RFduino BLE que permite establecer este tipo de comunicación. Con el RFduino BLE se pueden conseguir mayores tasas de transmisión que con los módulos convencionales. Posteriormente el Dongle de OpenBCI transmite los datos recibidos por el puerto serial de la computadora o procesador con un baudaje de 115200 [16]. El Dongle cuenta con los siguientes aspectos técnicos:

- Módulo de radio RFD22301 de RFDigital
- Convertidor de USB a serie FT231X de FTDI
- Módulo RFduino BLE para comunicación Bluetooth
- Alimentación vía USB (Únicamente)

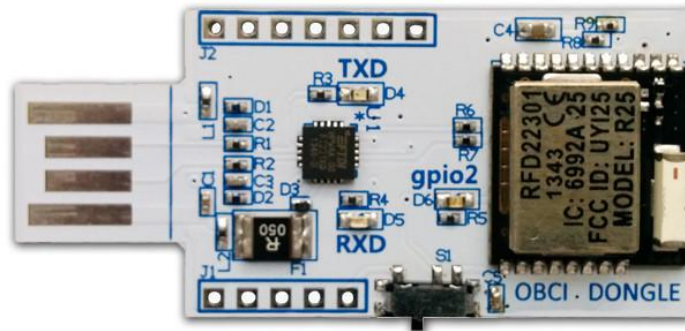


Figura 8: Dongle de OpenBCI [16]

## Machine Learning

Un subconjunto de la inteligencia artificial (IA), el aprendizaje automático (ML) es el área de la ciencia computacional que se centra en el análisis y la interpretación de patrones y estructuras de datos que hacen posible el aprendizaje, el razonamiento y la toma de decisiones sin interacción humana. Dicho de otro modo, el aprendizaje automático permite que el usuario alimente un algoritmo informático con una cantidad ingente de datos, a partir de los cuales el ordenador analiza toda la información y es capaz de tomar decisiones y hacer recomendaciones basándose únicamente en los datos introducidos. En el caso de identificar correcciones, el algoritmo puede incorporar esa información para mejorar la toma de decisiones futura.[17] El aprendizaje automático consta de tres partes:

- El algoritmo computacional, situado en el núcleo de la toma de determinaciones.
- Las variables y las funciones que conforman la decisión.
- El conocimiento base según el cual se sabe la respuesta que permite aprender al sistema.

Inicialmente, el modelo se alimenta de datos de parámetros para los que se conoce la respuesta. Se ejecuta entonces el algoritmo y se realizan ajustes hasta que el resultado del

algoritmo coincide con la respuesta conocida. En este momento, se va aumentando la cantidad de datos que se introducen para ayudar al sistema a aprender y procesar un número mayor de decisiones computacionales.[17]

## Red neuronal artificial

El primer modelo matemático de una neurona artificial, creado con el fin de llevar a cabo tareas simples, fue presentado en el año 1943 en un trabajo conjunto entre el psiquiatra y neuroanatomista Warren McCulloch y el matemático Walter Pitts.[18]

La siguiente figura muestra un ejemplo de modelo neuronal con  $n$  entradas, que consta de:

- Un conjunto de entradas  $x_1, \dots, x_n$ .
- Los pesos sinápticos  $w_1, \dots, w_n$ , correspondientes a cada entrada.
- Una función de agregación.
- Una función de activación,  $f$ .
- Una salida,  $Y$ .

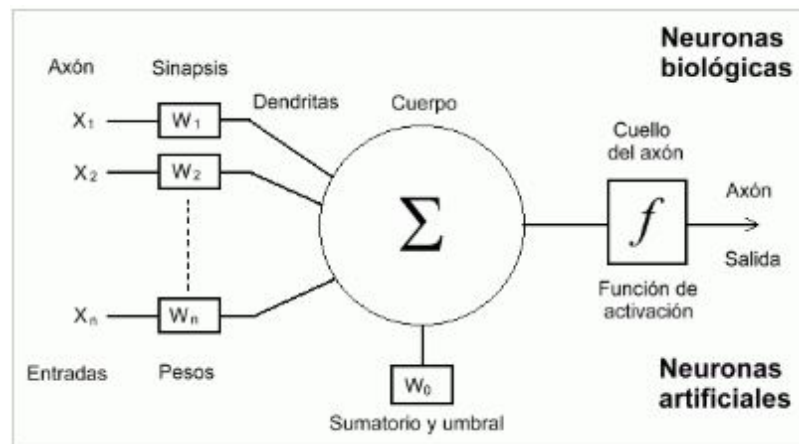


Figura 9: Modelo de la neurona artificial [18]

Las entradas son el estímulo que la neurona artificial recibe del entorno que la rodea, y la salida es la respuesta a tal estímulo. La neurona puede adaptarse al medio circundante y aprender de él modificando el valor de sus pesos sinápticos, y por ello son conocidos como los parámetros libres del modelo, ya que pueden ser modificados y adaptados para realizar una tarea determinada.[18]

En este modelo, la salida neuronal  $Y$  está dada por:

$$Y = f\left(\sum_i^N w_i x_i\right)$$

Ya habiendo definido y mostrado la estructura de una neurona artificial, ya se puede definir una Red Neuronal Artificial (RNA), la cual es un modelo matemático inspirado en el comportamiento biológico de las neuronas y en cómo se organizan formando la estructura del cerebro. El cerebro puede considerarse un sistema altamente complejo, donde se calcula que hay aproximadamente 100 mil millones (1011) neuronas en la corteza cerebral (humana) y que forman un entramado de más de 500 billones de conexiones neuronales.[18]

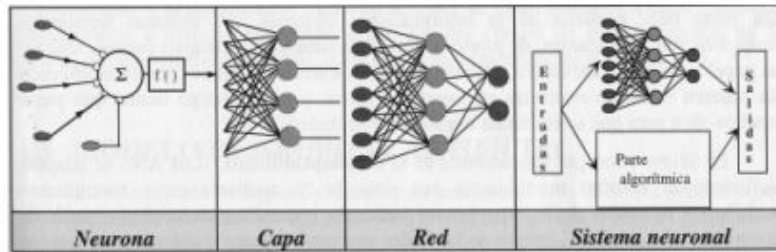


Figura 10: Modelo de la neurona artificial [19]

El objetivo de las redes neuronales es emular las siguientes funcionalidades de una red biológica:

- Procesamiento en paralelo: Las redes de neuronales son capaces de operar en paralelo un proceso producto de la gran cantidad de neuronas que intervienen en dicho proceso.
- Memoria distribuida: En estas redes no hay posiciones de memoria definidas si no que la información se distribuye a lo largo de la red, existiendo redundancia para evitar la pérdida de información.
- Adaptabilidad: Las redes de neuronales son capaces de aprender de la experiencia, siendo capaces de modificar su comportamiento en respuesta a su entorno.

Por estas funcionalidades y muchas otras más las redes neuronales son común en el proceso de reconocimiento de patrones. En dicho proceso se entrena una red neuronal para asignar clases determinadas a un conjunto de entradas. Dadas las características de la red, una vez entrenada es capaz de clasificar y aprender de patrones que nunca antes había visto.

Las redes neuronales pueden ser sometidas a distintos tipos de entrenamientos ya sea de aprendizaje supervisado o no supervisado en donde:

### prendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado se caracteriza por la presencia de un agente externo que controla el proceso de entrenamiento, estableciendo la respuesta que debería generar la red

a partir de una entrada determinada. De esta forma el supervisor comprueba la salida de la red, la compara con la salida deseada y, si existen diferencias, ajusta iterativamente los pesos hasta que su salida tiende a ser la deseada. [19]

Este tipo de aprendizaje se puede subdividir en tres tipos los cuales son:

- **Aprendizaje por corrección de error**  
Este tipo constituye el tipo de aprendizaje supervisado mas utilizado en la práctica. Su funcionamiento se basa en el ajuste de pesos de las conexiones de la red a partir de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos por el sistema, esto es, en función del error cometido en la salida.[19]
- **Aprendizaje por refuerzo**  
En este tipo de aprendizaje la tarea del supervisor se limita a indicar, mediante una señal de refuerzo ( $\text{Éxito} = +1$  o  $\text{fracaso} = -1$ ), si la salida obtenida por la red se ajusta o no a la deseada y, en función de ello, se procede al ajuste de los pesos utilizando un mecanismo basado en probabilidades, por lo que este tipo de aprendizaje también se denomina de “premio – castigo”.  
Este aprendizaje resulta mas lento que el aprendizaje por corrección de error, al no indicar de forma expresa al sistema la salida que se desea ante una determinada entrada, por lo que el supervisor actúa mas como un critico que como un maestro.[19]
- **Aprendizaje estocástico**  
Este tipo de aprendizaje se basa en la introducción de cambios aleatorios en los valores de los pesos de la red, evaluando su efecto a partir de la salida deseada y de una distribución de probabilidad. En el aprendizaje estocástico suele establecerse una analogía en términos termodinámicos, asociando la red con un sólido físico que presenta cierto estado energético, por lo que el aprendizaje consiste en minimizar la energía del sistema a través del ajuste de los pesos. Para ellos, se realizan los cambios estocásticos de los valores de los pesos, determinándose la energía de la red tras estas modificaciones; si la energía es menor después del cambio, se acepta la modificación; si la energía no es menor, la aceptación del cambio depende de una distribución de probabilidad determinada y preestablecida[19]

Tipo de aprendizaje supervisado		Modelo de red
Aprendizaje por corrección de error	Off-line	Perceptrón
		Adaline/Madaline
		Backpropagation
		Brain-State-in-a-Box
Aprendizaje por refuerzo	On-line	Linear Reward Penalty
		Adaptive Reward Penalty
		Adaptive Heuristic Critic
Aprendizaje estocástico	Off-line	Boltzmann Machine
		Cauchy Machine

Figura 11: Principales modelos de RNAs con aprendizaje supervisado [19]

## Aprendizaje no supervisado

Aprendizaje no supervisado Las redes con aprendizaje no supervisado o requieren de información externa para ajustar los pesos de las conexiones neuronales. En el aprendizaje no supervisado se presenta a la red un conjunto de patrones sin adjuntar la respuesta deseada por lo que la red, por medio del algoritmo de aprendizaje, estima la función de densidad probabilística que describe la distribución de patrones. Para ello, el sistema reconoce las peculiaridades, correlaciones o categorías presentes en el conjunto de entradas, extrayendo los rasgos o agrupando patrones según su similitud. Para que la red obtenga resultados de calidad, es necesario un cierto nivel de redundancia en las entradas presentadas al sistema, esto es, debe disponerse de un número suficiente de patrones de aprendizaje.[19]

---

Obtención de señales EEG

---

Una vez realizada la fase de investigación y tener claros los objetivos que se deseaban lograr, era importante buscar no solo como lograr que Matlab obtuviera los datos de la Cyton Board en tiempo real, sino que también poder encontrar una colección de datos con los cuales poder realizar distintas pruebas con los clasificadores. Uno de los recursos que se encontró y ya había sido utilizado en la fase anterior de este proyecto fue la base de datos llamada Physionet, la cual posee una amplia colección de datos y señales biomédicas. Una de sus principales ventajas es que esta posee mediciones de las etapas del sueño con las distintas etapas ya clasificadas por expertos en esas áreas. Teniendo esto en cuenta se decidió utilizar estas mediciones, pero al hacerlo surgió el problema de que los formatos que se utilizan en el campo de señales EEG no son entendibles por Matlab ya que se utiliza el formato .edf , entonces se comenzó a buscar la manera de poder realizar la conversión de este formato a uno que Matlab pudiera interpretar. Luego de un tiempo se encontró una herramienta que descarga y convierte todos los datos y anotaciones dentro de la base de datos de physionet. Esta herramienta se llama **Sleep EDFx Toolbox** y puede ser encontrada en github con las distintas indicaciones para poder implementarla.

### 7.1. Familiarización con la Cyton Board y el Eletro - cap

Una vez obtenidas distintas mediciones de la base de datos para poder probar los distintos clasificadores era necesario empezar a conocer y explorar el funcionamiento y comunicación entre la cyton board por lo que se utilizo la herramienta de OpenBCI\_GUI, la cual es propia de la empresa que fabrica la cyton board y ha sido utilizada en los distintos proyectos anteriores a este para verificar el funcionamiento del equipo y así saber qué tipos de datos se trabajan y la forma en la que este los obtiene.

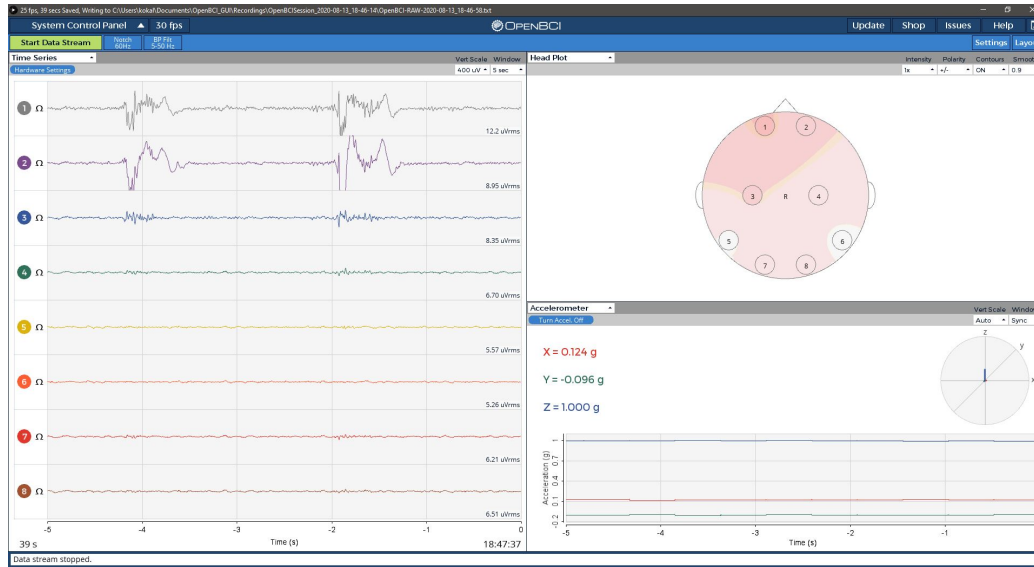


Figura 12: Captura de gestos para la verificación de funcionamiento

Como se puede apreciar en la figura anterior, al realizar ciertos gestos, se van generando distintos pulsos en los diferentes canales que se tienen, en este caso se tienen 8 canales.

## 7.2. Conexión Matlab – Cyton Board

Ya con el conocimiento de cómo se debían de ver las señales de la Cyton se pasó a investigar la manera de obtener los datos mediante Matlab para poder procesarlos y así poderlos utilizar más adelante y al revisar la documentación dentro del sitio web de OpenBCI se encontró una herramienta de Python que permite la comunicación con la Cyton y así poder transmitirla a Matlab de manera inmediata utilizando lab streaming layer.

Ya teniendo la comunicación con Matlab se debía de procesar los datos, ya que estos se envían de manera “cruda” y no pueden ser utilizados de manera inmediata por lo que se le aplico dos tipos de filtros, los cuales fueron un pasa banda que permitiera señales entre 0.5 y 50 Hz y un filtro rechaza banda de 60 Hz para eliminar el desfase DC.

Ya con el filtrado hecho se realizaron pruebas de la misma manera que se realizaron con el programa de OpenBCI pero esta vez usando dicho programa para verificar el funcionamiento adecuado de los distintos canales. Uno de los ejercicios que se realizo para verificar el funcionamiento fue el de remachar los dientes en distintas ocasiones y así comparar los resultados, los cuales quedaron de la siguiente manera:



#### 8.1. señales de prueba

Como se mencionó en el capítulo anterior se obtuvieron las señales de prueba de la base de datos Physionet y con estos poder trabajar con distintos clasificadores. Para este proyecto se escogieron tres clasificadores distintos para ver cuales presentan mejores resultados y así explorar sus distintas ventajas y desventajas. Entonces ya que se tuvieron los datos listos , se paso a analizar las diferentes características que se le pueden extraer a este tipo de señales en distintos dominios, tales como el domino del tiempo, el de frecuencia y uno que es utilizado frecuentemente, el estadístico.

#### 8.2. señales en tiempo real



## CAPÍTULO 9

---

### Almacenamiento de las señales

---



### 10.1. Pruebas offline

Para esta sección se buscaba poder comenzar con la prueba de clasificación de señales utilizando dos tipos de clasificadores, los cuales fueron maquinas de vectores de soporte (SVM) y redes neuronales. A los cuales se les aplicaron señales obtenidas de una base de datos publica la cual se llama Physionet.

Para poder empezar a utilizar los clasificadores era necesario hacer la conversión del formato utilizado en la base de datos a un formato que MATLAB pudiera interpretar, para esto se implementaron las funciones de *sleep-edfx-toolbox*, estas se encargan de descargar, convertir y procesar las señales y etiquetas de la base de datos para poder ser utilizadas. Estas funciones pueden ser encontradas en el siguiente enlace: <https://github.com/anasimti/sleep-edfx-toolbox>

Ya habiendo logrado convertir los datos se pasó a extraer distintas características para poder pasar a la clasificación de las señales, las características que se seleccionaron para estas pruebas fueron:

1. Mean Absolute value.
2. Zero Crossing.
3. Max – Min Distance
4. Slow wave activity
5. Curtosis

### 10.1.1. Primeras pruebas

Para estas pruebas se trabajó con un solo canal de información y con solo tres características las cuales fueron: Zero Crossing, Mean absolute value y min max distance. Para la red neuronal se obtuvieron los siguientes resultados:

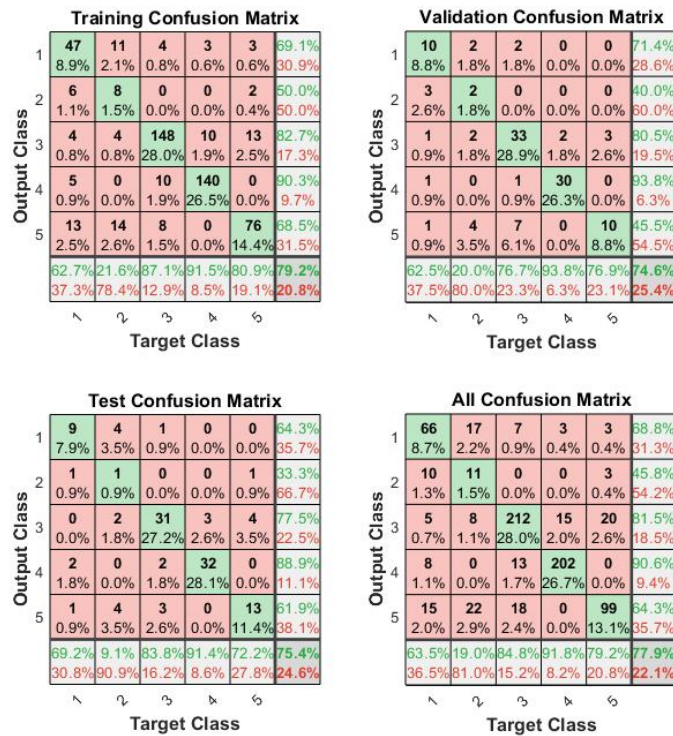


Figura 13: Matrices de confusión para la red neuronal con un canal de datos.

Para el caso de las maquinas de vectores de soporte y el clasificador de k- nearest neighbor, se tomaron dos formas de validación para poder verificar la funcionalidad y efectividad, las cuales fueron: la validación cruzada y las matrices de confusión.

Para el clasificador de vectores de soporte se trabajó con un kernel lineal, con lo que se obtuvieron los siguientes resultados:

True Class	1	79	3	7	4	11	10.4%	3.3%
	2	23		6		29		7.7%
	3	6		215	11	18	28.4%	4.6%
	4	3		8	209		27.6%	1.5%
	5	5		14		106	14.0%	2.5%
		1	2	3	4	5	Predicted Class	

Figura 14: Matrices de confución para la maquina de vectores de soporte con kernel Lineal con un canal de datos.

y al aplicar la validacion cruzada se obtuvo un porcentaje de error de 19.5509 %

Para el clasificador de k- nearest neighbor se trabajo con un valor de 10 para el numero de vecinos, el cual fue el valor que mejores resultados presento, los cuales fueron:

True Class	1	75	4	10	7	8	9.9%	3.8%
	2	21	7	10		20	0.9%	6.7%
	3	5	2	217	11	15	28.7%	4.4%
	4	3		10	207		27.3%	1.7%
	5	3	6	23		93	12.3%	4.2%
		1	2	3	4	5	Predicted Class	

Figura 15: Matrices de confución para k- nearest neighbor con un canal de datos.

y al aplicar la validacion cruzada se obtuvo un porcentaje de error de 20.8719 %

### 10.1.2. Pruebas posteriores

Luego de ver los resultados al aplicar tres características y un canal, se quería observar que resultados se obtendrían si se utilizaran mas canales y más características por lo que se implementaron dos características más, las cuales son Curtosis y slow wave activity, con lo que se obtuvieron los siguientes resultados: Para la red neuronal se obtuvieron los siguientes resultados:



Figura 16: Matrices de confusión para la red neuronal.

Con la maquina de vectores de soporte se obtuvieron los siguientes resultados:



True Class	1	64	33	5	2		8.5%	5.3%
	2	24	20	14			2.6%	5.0%
	3	9	8	221	12		29.2%	3.8%
	4		1	12	207		27.3%	1.7%
	5					125	16.5%	
		1	2	3	4	5	Predicted Class	

Figura 17: Matrices de confución para la maquina de vectores de soporte con kernel Lineal.

y al aplicar la validacion cruzada se obtuvo un porcentaje de error de 15.8520 %

Con el clasificador k- nearest neighbor se obtuvieron los siguietes resultados:

True Class	1	99	1	1	3		13.1%	0.7%
	2	21	17	13		7	2.2%	5.4%
	3	3	1	229	8	9	30.3%	2.8%
	4	2		19	198	1	26.2%	2.9%
	5	1		3		121	16.0%	0.5%
		1	2	3	4	5	Predicted Class	

Figura 18: Matrices de confución para k- nearest neighbor.

y al aplicar la validacion cruzada se obtuvo un porcentaje de error de 12.2853 %



## CAPÍTULO 11

---

Conclusiones

---



## CAPÍTULO 12

---

Recomendaciones

---



- [1] J.Aguirre, «*Diseño, Análisis, y Desarrollo de un Sistema de Entrenamiento para Mejorar el Desempeño de los Atletas del Comité Olímpico Guatemalteco*», 2018.
- [2] M.Godoy, «*Sistema de Neurofeedback para mejorar el rendimiento de los Atletas del Comité Olímpico Guatemalteco. Diseño e implementación de módulo de recopilación de señales y módulo de retroalimentación*», 2018.
- [3] Aboalayon, K. A. I., Wafaa y Saeid, *Sleep Stage Classification Using EEG Signal Analysis: A Comprehensive Survey and New Investigation*, ago. de 2016. dirección: <https://www.mdpi.com/1099-4300/18/9/272>.
- [4] N. R. Smith, “A Hierarchical Framework for Pattern Recognition with Application in Source Signal Separation”, University Of Missouri, Columbia, MO, USA, mayo de 2015.
- [5] A. informationDisclosure statementNo potential conflict of interest was reported by the authors., *Sleep of professional athletes: Underexploited potential to improve health and performance*. dirección: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/02640414.2016.1184300>.
- [6] *What are Brainwaves?* Dirección: <https://brainworksneurotherapy.com/what-are-brainwaves>.
- [7] C. A. Vinueza Bonilla y col., “Sistema para monitoreo de ondas cerebrales en estudios de pulsos binaurales con ritmo theta sobre los procesos cognitivos y emocionales”, B.S. thesis, Quito: USFQ, 2016, 2016.
- [8] *How Do Binaural Beats Work?* Dirección: [https://www.binauralbeatsmeditation.com/the-science/#The\\_Discovery\\_of\\_Binaural\\_Beats](https://www.binauralbeatsmeditation.com/the-science/#The_Discovery_of_Binaural_Beats).
- [9] R. Villar-Documet, *Accueil*. dirección: <https://www.rvd-psychologue.com/es/neuroestimulacion-sonidos-binaurales.html>.
- [10] *Stages of Sleep - Non-REM and REM Sleep Cycles*. dirección: <https://www.tuck.com/stages/>.

- [11] N. M. Molina Culqui, “Sistema de monitoreo de las ondas cerebrales (electroencefalograma o EEG) presentes en el sueño: Análisis de frecuencia y coherencia del EEG en ambos hemisferios”, B.S. thesis, Quito, 2016., 2016.
- [12] E. Quirantes, *Medicina General*. dirección: <https://salud.ideal.es/general-61/2857-los-ciclos-del-sue%C3%B1o.html?ref=https://www.google.com/>.
- [13] *Home*. dirección: <https://electro-cap.com/index.cfm/caps/..>
- [14] F. G. N. E., *Manual de laboratorio de fisiología*. McGraw-Hill Interamericana, 2015.
- [15] *Third-Party Hardware · OpenBCI Documentation*. dirección: <https://docs.openbci.com/docs/05ThirdParty/ThirdPartyLanding>.
- [16] *Cyton Biosensing Board (8-channels)*. dirección: <https://shop.openbci.com/collections/frontpage/products/cyton-biosensing-board-8-channel?variant=38958638542>.
- [17] NetApp, *¿Qué es el aprendizaje automático (ML) y por qué es importante?*, ene. de 1970. dirección: <https://www.netapp.com/es/info/what-is-machine-learning-ml.aspx>.
- [18] F. S. Caparrini, *Redes Neuronales: una visión superficial*. dirección: <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=72>.
- [19] R. F. López y J. M. F. Fernández, *Las redes neuronales artificiales*. Netbiblo, 2008.



## CAPÍTULO 14

---

Anexos

---

### 14.1. Planos de construcción



## CAPÍTULO 15

---

### Glosario

---

**fórmula** Una expresión matemática. 9

**latex** Es un lenguaje de marcado adecuado especialmente para la creación de documentos científicos. 9