

Universidad Autónoma de Querétaro

Facultad de Ingeniería



# **SISTEMA EOG PARA LA DETECCIÓN TEMPRANA DE TRASTORNOS OCULARES EN COMUNIDADES MARGINADAS**

TESIS

Que como parte de los requisitos para  
obtener el Grado de

Ingeniería Biomédica línea terminal en Bioseñales y  
Bioinstrumentación

Presenta:

**Edgar Antonio Félix García**

Dirigido por:

**Dr. José Luis González Córdoba**

Querétaro, Querétaro, marzo del 2026.

La presente obra está bajo la licencia:  
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>



CC BY-NC-ND 4.0 DEED

Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional

### Usted es libre de:

**Compartir** — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

La licenciante no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

### Bajo los siguientes términos:



**Atribución** — Usted debe dar [crédito de manera adecuada](#), brindar un enlace a la licencia, e [indicar si se han realizado cambios](#). Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciante.



**NoComercial** — Usted no puede hacer uso del material con [propósitos comerciales](#).



**SinDerivadas** — Si [remezcla, transforma o crea a partir](#) del material, no podrá distribuir el material modificado.

**No hay restricciones adicionales** — No puede aplicar términos legales ni [medidas tecnológicas](#) que restrinjan legalmente a otras a hacer cualquier uso permitido por la licencia.

### Avisos:

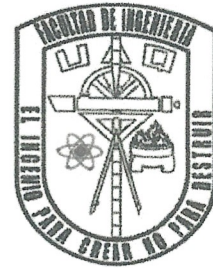
No tiene que cumplir con la licencia para elementos del material en el dominio público o cuando su uso esté permitido por una [excepción o limitación](#) aplicable.

No se dan garantías. La licencia podría no darle todos los permisos que necesita para el uso que tenga previsto. Por ejemplo, otros derechos como [publicidad, privacidad, o derechos morales](#) pueden limitar la forma en que utilice el material.



Universidad Autónoma de Querétaro

Facultad de Ingeniería



**SISTEMA EOG PARA LA DETECCIÓN TEMPRANA DE  
TRASTORNOS OCULARES EN COMUNIDADES  
MARGINADAS**

TESIS

Que como parte de los requisitos para  
obtener el Grado de

Ingeniero Biomédico línea terminal en Bioseñales y  
Bioinstrumentación

Presenta:

**Edgar Antonio Félix García**

SINODALES

Dr. José Luis González Córdoba

Presidente

Dr. Juan Pablo Amézquita Sánchez

Secretario

Dr. Suresh Thenozhi

Vocal

Dr. Genaro Martin Soto Zarazúa

Sinodal

# RESUMEN

Actualmente, las enfermedades oculares limitan significativamente la calidad de vida de muchas personas, especialmente en zonas remotas del país donde el acceso a servicios médicos es limitado. En estas regiones, la falta de diagnósticos oportunos impide detectar algunas de estas afecciones en etapas tempranas, lo que podría permitir tratamientos menos costosos. En contraste, cuando la afectación ocular se encuentra avanzada, con frecuencia es necesario recurrir a procedimientos quirúrgicos para conservar la visión.

La metodología propuesta en el presente proyecto se basa en el diseño y construcción de un sistema para el monitoreo de biopotenciales oculares, así como su análisis mediante el desarrollo de diferentes algoritmos de procesamiento de señales e inteligencia artificial. El dispositivo propuesto, además de ser portátil, es capaz de registrar los biopotenciales durante una serie de movimientos oculares. Estas señales son caracterizadas y procesadas por medio de la estimación de algunas características estadísticas entrenar una red neuronal que permita clasificar los patrones asociados a los tipos de movimientos estudiados. Es importante destacar que los estudios se realizaron con el apoyo de personas sanas, con ningún registro de ninguna enfermedad ocular, con la finalidad de caracterizar las condiciones normales de las señales de los biopotenciales oculares.

Como resultado principal, se obtuvo el desarrollo de un dispositivo EOG no invasivo, accesible y de bajo costo, capaz de identificar movimientos oculares utilizando únicamente tres canales de adquisición por medio de electrodos colocados en alrededor de la cavidad ocular. El dispositivo propuesto podría servir como una herramienta para la clasificación de diferentes trastornos visuales y ser utilizado en comunidades con acceso limitado a servicios médicos, contribuyendo así a mejorar la atención preventiva en salud visual. Además, se realizó una base de datos de 1300 señales de diferentes biopotenciales oculares asociados a movimientos de los ojos tales como parpadear, mirar hacia arriba, mirar hacia abajo, mirar al centro, entre otros.

Palabras clave: Electrooculografía, EOG, movimientos oculares, inteligencia artificial.

# ABSTRACT

Ocular diseases significantly impact the quality of life of many individuals, particularly in remote regions where access to medical services is limited. In such contexts, the lack of timely diagnosis prevents early detection of these conditions, which could otherwise enable less costly and less invasive treatments. In contrast, advanced stages of ocular impairment often require surgical interventions to preserve vision.

This project proposes the design and development of a system for monitoring ocular biopotentials, along with their analysis through signal processing techniques and artificial intelligence algorithms. The proposed device is portable and capable of recording biopotentials during a series of eye movements. These signals are characterized using statistical feature extraction methods and subsequently used to train a neural network for the classification of patterns associated with different types of eye movements. It is important to note that the study was conducted using healthy subjects with no history of ocular disease, with the aim of establishing baseline conditions for normal ocular biopotential signals.

This work presents a non-invasive, low-cost, and accessible electrooculography (EOG) device capable of identifying eye movements using only three acquisition channels, with electrodes placed around the eye region. The proposed system has potential applications as a support tool for the classification of visual disorders and could be implemented in underserved communities to enhance preventive eye care. Additionally, a dataset comprising 1,300 ocular biopotential signals associated with various eye movements, such as blinking, upward gaze, downward gaze, and central fixation, was developed.

Keywords: Electrooculography (EOG), Artificial intelligence, Eye movement classification

Ocular biopotentials.

# DEDICATORIA

Esta tesis se la dedico a la persona que desde pequeño cambio su manera de guiarme en la vida, a mi padre Antonio Félix García, el cual me ha acompañado y guiado a través de una forma espiritual en un plano diferente a este, y a mi abuela la cual se ausento de mí y de este mundo en el proceso de este proyecto, a Florencia García Muñetón, gracias a ambos por poner en mi la sabiduría y la actitud para colocar cada una de las palabras de este manuscrito y la energía para realizar cada parte del proyecto.

# AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi madre Marilú García Carrillo y a mi hermana Estefanía Felix García por alentarme y ayudarme de una y mil maneras incondicionalmente a través de toda mi carrera universitaria.

A mi director de tesis al Dr. José Luis González Córdoba por poner fe en mi en este proyecto, por alentarme y siempre confiar en mí, también agradezco por sus consejos extra-escuela los cuales estoy seguro me ayudaran a ser el profesional que quiero llegar a ser.

A mis amigos, a Melissa, a Edaen, a Salvador, a Nayeli por hacer de la universidad un ambiente más relajado y ayudarme desde el primer día a superar la vida lejos de mi familia. Agradezco sus buenos y malos consejos y estar siempre que lo necesitaba apoyándome en mis buenas y malas decisiones.

A mis compañeros de clase y amigos, a Portos, a Adrián, por hacer que las clases fueran más tolerables, por formar equipo conmigo durante toda la carrera, y trabajar de la mano en todos los proyectos.

A mis tías Elsa y Mayra, porque fueron mi única familia en la ciudad y siempre me arroparon y ayudaron en todo lo que necesite. A mi tío Jaime y todos mis tíos paternos y maternos, que me ayudaron de una y mil formas para poder lograr cumplir este objetivo.

A mis profesores, en particular al Dr. Carlos, al Dr. Amezcua y al Dr. Suresh, por enseñarme la biomédica de una manera que logro hacerme saber que tome la mejor decisión en cuanto a elección de carrera.

A mis amigos jerezanos, que siempre estuvieron compartiendo y distrayéndome cuando ocupaba un respiro.

A todas las personas que estuvieron directa e indirectamente apoyándome a lo largo de este camino, el cual aún no termina, si no que apenas está comenzando...

# ÍNDICE

CAPÍTULO I.....	12
I. INTRODUCCIÓN .....	13
I.1. Descripción del problema .....	15
I.2. Justificación .....	17
CAPÍTULO II .....	19
II. ANTECEDENTES .....	20
II.1. HIPÓTESIS .....	22
II.2. OBJETIVOS .....	22
II.2.1. Objetivo general.....	22
II.2.2. Objetivos específicos .....	22
II.3. MARCO TEÓRICO .....	22
II.3.1. Biopotenciales oculares .....	22
II.3.2. El ojo humano.....	25
II.3.3. El electrooculograma .....	28
II.3.4. Redes Neuronales Artificiales .....	29
II.3.5. Algoritmo de aprendizaje .....	33
II.3.6. Algoritmo de Retro Propagación .....	35
II.3.7. Algoritmo de Vecinos Cercanos (KNN).....	38
CAPÍTULO III.....	40
III. METODOLOGIA .....	41
III.1. Proceso de obtención de los biopotenciales oculares (casos de estudio). .....	43
III.2. Metodología de análisis de datos.....	44

IV. RESULTADOS.....	47
IV.1. Diseño de filtros .....	48
IV.2. Centro de trabajo .....	55
IV.3. Diseño del dispositivo .....	55
IV.4. Adquisición de base de datos .....	63
IV.5. Procesamiento de datos obtenidos .....	66
IV.6. Algoritmo de normalización. ....	82
IV.7. Algoritmo K-NN para la predicción de biopotenciales oculares. ....	86
IV.8. Algoritmo de red neuronal de clasificación para la predicción de biopotenciales oculares.....	95
V. CONCLUSIONES.....	103
VI. REFERENCIAS .....	105
VII. ANEXOS.....	109
VII.1 Programa para microcontrolador, para recepción de datos de EOG, envío de datos mediante de bluetooth e impresión de datos en LCD.....	109
VII.2 Programa de Matlab, recepción de datos y grafica. ....	110
VII.3. Acuerdo de confidencialidad .....	112
VII.4. Acuerdo de confidencialidad .....	115

# ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Fig. 1.</b> Representación de la diferencia de potencial entre la córnea y la retina ocasionada por el movimiento ocular. ....	23
<b>Fig. 2.</b> Representación de las ondas de salida, dependiendo del movimiento ocular, con la configuración de electrodos mostrada.....	24
<b>Fig. 3.</b> Partes del ojo humano.....	25
<b>Fig. 4.</b> Musculatura e inervación del ojo humano.....	26
<b>Fig. 5.</b> Ejemplo de una señal EOG.....	29
<b>Fig. 6.</b> Perceptrón simple. ....	30
<b>Fig. 7.</b> Red Neuronal Multicapa.....	32
<b>Fig. 8.</b> Diagrama de flujo del algoritmo de entrenamiento. ....	34
<b>Fig. 9.</b> Retro propagación del error a las neuronas ocultas de capa oculta 2. ....	36
<b>Fig. 10.</b> Retro propagación del error a las neuronas de la capa oculta 1. ....	37
<b>Fig. 11.</b> Cambio de los nuevos pesos de la capa de entrada.....	38
<b>Fig. 12.</b> Diagrama de flujo metodológico para la creación del dispositivo EOG. ....	42
<b>Fig. 13.</b> Referencia de colocación de los electrodos para pruebas.....	43
<b>Fig. 14.</b> Diagrama de la metodología del análisis de datos.....	45
<b>Fig. 15.</b> Diagrama de las etapas para la obtención del biopotencial ocular. ....	47
<b>Fig. 16.</b> Diagrama de los filtros utilizados en el circuito. ....	48
<b>Fig. 17.</b> Circuito de filtro pasa altas de 1 orden. ....	49
<b>Fig. 18.</b> Circuito de filtro pasa altas de 2 orden. ....	49
<b>Fig. 19.</b> Circuito correspondiente a filtro pasa altas de 3 Hz. ....	51
<b>Fig. 20.</b> Circuito de filtro pasa bajas de 1 orden. ....	51
<b>Fig. 21.</b> Circuito de filtro pasa bajas de 2 orden. ....	52
<b>Fig. 22.</b> Circuito correspondiente a filtro pasa bajas de 30 Hz. ....	53
<b>Fig. 23.</b> Circuito de amplificador no inversor. ....	54
<b>Fig. 24.</b> Sistema montado en la tarjeta de prueba protoboard, para comenzar con las primeras pruebas. ....	56

<b>Fig. 25.</b> Diseño de placa para nivel 1, EOG. ....	57
<b>Fig. 26.</b> Diseño 3d de placa para nivel 1, EOG.....	58
<b>Fig. 27.</b> Diseño de placa para nivel 2, microcontrolador. ....	58
<b>Fig. 28.</b> Diseño 3d de placa para nivel 2, microcontrolador. ....	59
<b>Fig. 29.</b> Diseño de placa para nivel 3, LCD y modulo bluetooth. ....	59
<b>Fig. 30.</b> Diseño 3d de placa para nivel 3, LCD y modulo bluetooth. ....	60
<b>Fig. 31.</b> Placas fenólicas con la tinta adherida después de aplicar calor. ....	61
<b>Fig. 32.</b> Placa en tratamiento de cloruro férrico.....	61
<b>Fig. 33.</b> Placa fenólica después de limpiar el exceso de cloruro férrico y tinta.....	62
<b>Fig. 34.</b> Circuito montado en la placa después de perforar y soldar. ....	62
<b>Fig. 35.</b> Circuitos conectados entre sí, perfectamente embonados. ....	63
<b>Fig. 36.</b> Pruebas realizadas a diferentes participantes.....	66
<b>Fig. 37.</b> Resultados obtenidos en las pruebas EOG. ....	68
<b>Fig. 38.</b> Grafica de biopotenciales oculares descartados. ....	69
<b>Fig. 39.</b> Graficas segmentadas por movimiento.....	72
<b>Fig. 40.</b> Graficas segmentadas y normalizadas de cada movimiento. ....	75
<b>Fig. 41.</b> Grafica de la separación de biopotenciales por categorías. ....	77
<b>Fig. 42.</b> Matriz de confusión generada por el algoritmo de KNN. ....	89
<b>Fig. 43.</b> Matriz de confusión generada con los nuevos porcentajes de validación y entrenamiento. ....	92
<b>Fig. 44.</b> Matriz de confusión eliminando las clases que parecen repetidas. ....	93
<b>Fig. 45.</b> Matriz de confusión de los datos de entrenamiento. ....	94
<b>Fig. 46.</b> Matriz de confusión, clases recortadas de los datos de prueba. ....	95
<b>Fig. 47.</b> Resultados del entrenamiento del algoritmo de red neuronal.....	100
<b>Fig. 48.</b> Matriz de confusión, datos de prueba. ....	100
<b>Fig. 49.</b> Matriz de confusión, datos de entrenamiento. ....	101

# ÍNDICE DE TABLAS

**Tabla 1.** Músculos, inervación e irrigación del ojo humano. ....27

# CAPÍTULO I

## I. INTRODUCCIÓN

El globo ocular tiene una forma redonda o ligeramente ovalada de un diámetro anteroposterior de 25 mm y un diámetro transversal de 23 mm, además, contiene los denominados fotorreceptores, células responsables de percibir la luz; siendo el órgano responsable de la vista. Se estima que 70 % de la información del mundo externo que nos rodea se obtiene mediante la percepción visual (Masland, 2012). Específicamente, la capa sensorial o retina es la responsable de recibir y procesar la luz en un impulso eléctrico y enviar la señal mediante el nervio óptico al cerebro. Debido a la importancia del órgano ocular, es indispensable la detección de anomalías en las estructuras neuronales del ojo, mediante la aplicación de pruebas electrofisiológicas. Estas pruebas permiten detectar y localizar alguna falla de la estructura neuronal desde el inicio del estímulo visual en la retina hasta la corteza visual en el cerebro.

Las principales técnicas de análisis ocular son: la electrooculografía (EOG) o electronistagmografía, el electrorretinograma (ERG), electrorretinograma multifocal (ERG-mf), el electrorretinograma patrón (ERGpatrón) y el potencial evocado visual (VEP). La electrooculografía es una técnica no invasiva que se utiliza para medir las variaciones eléctricas en el globo ocular, registrando los cambios que ocurren debido al movimiento de los músculos oculares y las condiciones de iluminación (Tineo Espada, E. M., 2024). Esta técnica es utilizada para el diagnóstico de trastornos oculares como el nistagmo, que es una oscilación rítmica e involuntaria, de los ojos (Espinosa, J. M. S., 2013). Por otro lado, el síndrome de oftalmoplejía que consiste en un cuadro de dolor periorbitario, combinado con parálisis ipsilateral del nervio oculomotor común, y pérdida de sensibilidad en la distribución de la rama oftálmica (Mora-de-Oñate, J., Pascual-Pérez-Alfaro, R., Izquierdo-Vázquez, C., González-Ruiz, M., Aguirrebeña-Olmos, A., & Díez-Villalba, R., 2007), es otro padecimiento que puede ser detectado por medio de la electrooculografía. Finalmente, la distrofia macular viteliforme, que se manifiesta como un depósito amarillento en el epitelio pigmentario de la retina causando pérdida progresiva de visión detallada y distorsión visual (Mendoza, S. L., Zapien, A. I. D., & Suárez, M. A. N., 2016), puede ser diagnosticada también por medio de un electrooculograma.

Los equipos de EOG compuestos por electrodos dispuestos alrededor del ojo y una unidad de procesamiento de señales (DSP, por sus siglas en inglés), son indispensables para capturar los

biopotenciales oculares, así como para caracterizar las variaciones en el biopotencial ocular durante movimientos sacádicos, de seguimiento y de vergencia. En este tipo de sistemas, la eficiencia del amplificador de instrumentación es crítica, debido a que los biopotenciales oculares son muy débiles en comparación con otras señales mioeléctricas en el cuerpo (Spinelli, E. M., 2007). Debido a esto, el uso de filtros especializados es necesario ya que el ancho de banda de las señales se limita a un rango de frecuencias de 0.01 Hz – 10 Hz (Fraile Ágreda, et. Al., 2008). Es por esta razón que al utilizar amplificadores operacionales y de instrumentación resulta significativamente más económico que cualquier sistema óptico para el diagnóstico de este tipo de trastornos.

Actualmente a nivel mundial, se estima que aproximadamente 1,300 millones de personas viven con alguna forma de deficiencia visual (Organización Panamericana de la Salud, s. f.). Tan solo en México hay 2 millones y medio de personas con una afección ocular (Procuraduría Federal del Consumidor, s. f.). Siendo el glaucoma, las cataratas y vista cansada algunas de las enfermedades oculares más comunes. En Querétaro hay alrededor de 22 centros oftalmológicos, los cuales solo se encuentran en la zona metropolitana de la ciudad y son privados, lo que en múltiples ocasiones imposibilita el acceso a las 2,083 comunidades rurales que existen dentro del estado las cuales carecen de recursos y transporte en su mayoría (Instituto Nacional de Estadística y Geografía, s. f.). En este sentido, debido al diagnóstico tardío de algunos de estos padecimientos, se puede llegar a afectar la vida de las personas, puesto que la mayoría de los problemas oculares suelen ser progresivos y avanzar de manera rápida y silenciosa. Debido a esto, la calidad de vida de las personas disminuye, llegando en algunos casos a resultar en la pérdida completa de la vista.

Por otro lado, entre las diversas alternativas de clasificación de los biopotenciales oculares, las redes neuronales artificiales (RNA) han demostrado una notable capacidad para aprender representaciones complejas y generalizar datos ruidosos y no lineales. Con el objetivo de caracterizar estos biopotenciales, surge la necesidad de diseñar, entrenar y validar algún algoritmo de inteligencia artificial, capaz de clasificar los biopotenciales de los movimientos oculares con alta precisión, adquiridos mediante los electrodos de EOG. El desafío principal radica en desarrollar una metodología robusta y eficiente que permita clasificar correctamente

los diferentes movimientos oculares (como movimientos hacia arriba, abajo, izquierda, derecha o parpadeo). Para enfrentar este reto, es necesario implementar técnicas avanzadas de procesamiento de señales, extracción de características relevantes y diseño de algoritmos de clasificación capaces de adaptarse a las variabilidades inherentes de los datos.

En este sentido, el presente proyecto se enfoca, en primera instancia, en identificar y aplicar técnicas de procesamiento adecuadas para limpiar y segmentar las señales, seleccionar las características representativas que permitan diferenciar entre los distintos tipos de movimientos oculares por medio de los biopotenciales, y diseñar una sistema de clasificación capaz de lograr una clasificación precisa y robusta en escenarios reales, aplicando tecnología de aprendizaje máquina para generar una clasificación, rápida, segura y confiable.

## **I.1. Descripción del problema**

Actualmente el sistema de salud en México es por demás precario en las zonas remotas del país. En las zonas más marginadas el acceso a una clínica o centro de salud más cercano es a varios kilómetros de distancia (Ugarte Vázquez, A., 2025). En este sentido, si una comunidad alejada tiene acceso a un consultorio médico, el consultorio o clínica generalmente se encuentra solo, dado que, por lo general, un médico visita cada consultorio un tiempo definido a lo largo del año (somos e-motion, 2024). Además de esto, generalmente los consultorios o las clínicas en comunidades remotas no tienen las herramientas necesarias para hacer la mayoría de los diagnósticos o análisis clínicos más comunes, más allá de tomar la presión arterial y medir la glucosa en la sangre. Estas situaciones contribuyen a que la calidad de vida de las personas en las comunidades marginadas se vea afectada con enfermedades degenerativas que no son detectadas ni tratadas a tiempo y donde varios de estos padecimientos son de índole ocular.

Algunas de las enfermedades más comunes que se pueden diagnosticar con el uso de un EOG, son la Ataxia, que es la dificultad de aproximación de las cosas; es decir, la poca coordinación entre la vista y el movimiento, que se traduce en problemas para alcanzar objetos (Rodríguez, D. D., & Uranga, L. S., 2005). Otro padecimiento que puede ser diagnosticado por medio del estudio de los biopotenciales oculares es la enfermedad de Best. Esta enfermedad es una afección en la retina, que puede ser hereditaria y que causa pérdida en la agudeza visual (López Martínez, A.,

2018). Estas enfermedades se caracterizan por ser degenerativas, lo que implica que la persona que tiene dichas patologías va perdiendo progresivamente la vista. Sin embargo, con un diagnóstico y tratamiento adecuado, la enfermedad podría prevenirse o controlarse para que el paciente pueda tener una mejor calidad de vida.

En la actualidad el desarrollo de metodologías de medición de biopotenciales oculares se basa en dos tipos de dispositivos principales: el EOG y el ERG. Estos dispositivos comparten similitudes en cuanto a diagnóstico y manejo; sin embargo, al ser más complejo y especializado el ERG suele tener un costo mucho mayor (Li, S., Hao, D., Liu, B., Yin, Z., Yang, L., & Yu, J., 2021). No obstante, la señal de los biopotenciales medida con el EOG se puede caracterizar perfectamente con ayuda de algoritmos de inteligencia artificial (Tzekov, R. T., Serrato, A., & Marmor, M. F., 2004). Con el desarrollo de metodologías de aprendizaje máquina se puede generar un prediagnóstico a partir de los biopotenciales adquiridos por el EOG. En este sentido, el principal problema a enfrentar es la construcción de un dispositivo portátil, accesible y de fácil entendimiento, para que su uso recaiga en cualquier persona, y no solo en un profesional de la salud. Con esto se pretende que el acceso al dispositivo sea ilimitado en lugares donde no se cuenta con profesionales del ramo.

Debido a esto, el desarrollo del sistema EOG propuesto puede contribuir a la salud de personas en las zonas marginadas del país, al poder realizar la adquisición de los biopotenciales oculares de personas que lo necesiten sin la necesidad de un dispositivo costoso avanzado, y que cualquier médico o persona con una capacitación sencilla pueda utilizar. Es por esto que el presente trabajo de tesis plantea la posibilidad de ayudar a detectar o disminuir los trastornos oculares, como las descritas anteriormente antes de la pérdida de la visión, o que la afectación de la patología pueda intervenir con el día a día de las personas.

## **I.2. Justificación**

Según el Censo de Población y Vivienda del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) y la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT), en comunidades vulnerables donde la marginación económica se suma a la falta de infraestructura hospitalaria, las afectaciones oculares no solo son más prevalentes, sino que a menudo son la principal causa de discapacidad funcional permanente. En este sentido, la diabetes mellitus es la principal causa de discapacidad visual en adultos en zonas rurales y comunidades marginadas. En estas zonas, el acceso a una angiografía o una tomografía de Coherencia Óptica (OCT, por sus siglas en inglés) es por demás nulo. Está reportado que el EOG puede detectar la disfunción en el epitelio pigmentario de la retina (EPR) incluso en etapas tempranas de la Retinopatía Diabética (RD) causada por la diabetes mellitus.

Por otro lado, en los últimos años México atraviesa una transición demográfica con un envejecimiento acelerado en las zonas rurales, donde la Degeneración Macular Relacionada a la Edad (DMRE), es una de las causas más comunes de ceguera irreversible en personas mayores de 50 años. La DMRE afecta la parte central de la retina denominada Mácula, donde el EOG permite evaluar su integridad funcional aun cuando la descripción del padecimiento por parte del paciente se ve limitada por barreras culturales o lingüísticas.

El INEGI reporta una alta incidencia de discapacidades visuales desde el nacimiento en municipios de alta marginación. Así como una gran cantidad de accidentes laborales en la agricultura que suelen causar traumas que afectan la motilidad ocular. Debido a esto, un dispositivo EOG puede cuantificar objetivamente el grado de desalineación o la frecuencia de oscilaciones involuntarias por medio del análisis de movimientos sacádicos y de seguimiento, facilitando el apoyo al diagnóstico médico en estas comunidades.

En este sentido el presente proyecto de tesis busca desarrollar un dispositivo EOG asequible y accesible que limite la exclusión y discriminación de las personas con afecciones oculares y que, además, cuente en primera instancia con un algoritmo de Inteligencia Artificial (IA), para la clasificación de movimientos oculares. A futuro, se prevé que con el desarrollo del proyecto se puedan abordar tres vertientes: i) el diagnóstico de proximidad o Tele-oftalmología, donde el

dispositivo propuesto actúa como un dispositivo de tamizaje inteligente al procesar la señal localmente con algoritmos de Aprendizaje Máquina, emitiendo una alerta para pacientes con alto riesgo de distrofia retinal. ii) La reducción de carga de discapacidad, donde al detectar la retinopatía o enfermedades degenerativas a tiempo, se preserva la fuerza laboral y la autonomía del individuo y iii) la superación de las barreras diagnósticas donde el EOG es más tolerante a condiciones de quietud, o mirar fijamente una luz brillante durante mucho tiempo, lo que garantiza que el diagnóstico llegue a grupos excluidos en comunidades vulnerables como niños y ancianos con movilidad reducida.

## **CAPÍTULO II**

## II. ANTECEDENTES

El uso de señales mioeléctricas ha sido el parteaguas de nuevas investigaciones en el ámbito biomédico para la detección de enfermedades o afecciones del cuerpo humano y en general, para el apoyo al diagnóstico médico. El procesamiento de este tipo de señales es un método de análisis no invasivo para el paciente, donde se puede recabar información de distintos tipos de padecimientos. Actualmente el desarrollo del EOG se ha centrado en la interfaz humano-computadora. En Argentina, por ejemplo, se ha implementado un sistema de comunicación basado en EOG capaz de escribir en un teclado y pronunciar frases mediante señales electrooculográficas (Garín y Uriz, 2009). En otras aplicaciones, el Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (IEEE), ha desarrollado ciertos dispositivos para medir los biopotenciales oculares e implementar dicha tecnología aplicando la señal eléctrica medida para controlar funciones básicas dentro de una computadora. Uno de los dispositivos desarrollados es un circuito para la obtención de los biopotenciales con la colocación de 3 electrodos alrededor del ojo, obteniendo 3 distintas señales, diferenciando perfectamente 3 movimientos del ojo: vista a la derecha, vista a la izquierda y vista central (M. N. Selzer, 2018). Así mismo, en 2012 se creó un prototipo de lentes para medir la señal ocular mediante 5 electrodos, colocados de manera vertical y horizontal, en donde la señal de salida fue utilizada para mover una interfaz computacional en 5 posiciones: izquierda, derecha, arriba, abajo y centro. En este sentido, según las referencias consultadas, el utilizar más electrodos garantiza una mejor medición de la señal (E. Iáñez, J. M. Azorin, and C. Perez-Vidal, 2013).

Por último, Li S. y sus colaboradores desarrollaron un prototipo que propone la medición con 3 electrodos de forma vertical para diagnosticar vista cansada a partir de la señal de salida del EOG (S. Li, D. Hao, B. Liu, Z. Yin, L. Yang, and J. Yu, 2021). En este sentido, el EOG suele ser un dispositivo con mayor utilización en el desarrollo de interfaces humano-computadora, sin embargo, se busca que con la señal de salida se de los dispositivos EOG en un futuro cercano se puedan caracterizar e identificar distintas patologías y afecciones oculares.

A nivel nacional, en el Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica se han desarrollado distintos tipos de dispositivos EOG; uno de ellos, un EOG que a través de la clasificación de los biopotenciales oculares detecte por medio de redes neuronales detecta el síndrome de fatiga

visual (Padilla-Becerra, M. C., Macias-Castro, D. K., Salido-Ruiz, R. A., Torres-Ramos, S., & Román-Godínez, 2023). Por otro lado, se ha desarrollado un sistema capaz de clasificar las emociones fisiológicas generadas por la señal de EOG (Hernández Pérez, S. N., Pérez Reynoso, F. D., Gutiérrez, C. A. G., Cosío León, M. D. L. Á., & Ortega Palacios, R., 2023). Estos desarrollos son por demás importantes, dado que al lograr caracterizar los movimientos o diferentes afectaciones por medio de los biopotenciales oculares en el EOG podríamos desarrollar metodologías de apoyo y rehabilitación médica.

Dentro de la Universidad Autónoma de Querétaro se ha trabajado con el procesamiento de diferentes tipos de señales electromiográficas (EMG), que son recabadas de distintos órganos y músculos del cuerpo humano, y que ayudan con la detección de diferentes afectaciones como por ejemplo: el diagnóstico clínico de trastornos neuromusculares mediante análisis tiempo-frecuencia (Morales, M. M. C., 2023), la detección de algunas enfermedades relacionadas con la actividad eléctrica de los músculos, como distrofia muscular, esclerosis y neuropatías (Avilés, M. R., 2022). Sumado a esto se ha propuesto un método de preprocesamiento, procesamiento y clasificación de neuro señales de Electroencefalograma (EEG), para el reconocimiento de palabras de un reducido léxico, usando como señal electrofisiológica el habla imaginada (de la Gala Ureña, C. A. R. 2023). También se ha propuesto una metodología para detectar el estrés y la fatiga mediante señales EMG mediante el cálculo del algoritmo de Descomposición de Modo Empírico (EMD, por sus siglas en inglés) de la señal y sus fractales (Trejo, L. M. R. 2022). Por último, de las investigaciones desarrolladas en nuestra Universidad, se ha implementado un sistema con arquitectura abierta para el análisis de potenciales mioeléctricos, específicamente, el proyecto consiste en lograr una interfaz que pueda leer señales EEG (electroencefalograma) y que esta a su vez pueda ser modificada (Reyes, L. M. S. 2017).

No obstante, como se puede observar de los trabajos descritos anteriormente, aún no se tiene un historial de proyectos específicos de los biopotenciales oculares, que utilicen la metodología del EOG. Esto abre un campo de investigación a nivel nacional y principalmente para nuestra institución, reconociendo la importancia del método y la síntesis de un dispositivo EOG, visualizándolo como un sistema de análisis de suma importancia dentro de las señales del cuerpo humano e integrando herramientas de inteligencia artificial para la clasificación de los

biopotenciales oculares, permitiendo la adaptación en tiempo real a las variaciones de las condiciones los biopotenciales oculares optimizando el rendimiento general del sistema.

## **II.1. HIPÓTESIS**

El desarrollo de un sistema de electrooculografía (EOG) de bajo costo integrado con algoritmos de aprendizaje máquina, permitirá identificar y caracterizar patrones anómalos en el dipolo ocular durante movimientos sacádicos y de seguimiento, facilitando el apoyo al diagnóstico de patologías retinales u oculomotoras en entornos de recursos limitados.

## **II.2. OBJETIVOS**

### **II.2.1. Objetivo general**

Desarrollar un sistema EOG portátil y de bajo costo basado en algoritmos de aprendizaje máquina para la detección y clasificación de anomalías en el potencial de reposo ocular y la dinámica de movimientos sacádicos y de seguimiento, orientado al apoyo al diagnóstico médico en comunidades marginadas.

### **II.2.2. Objetivos específicos**

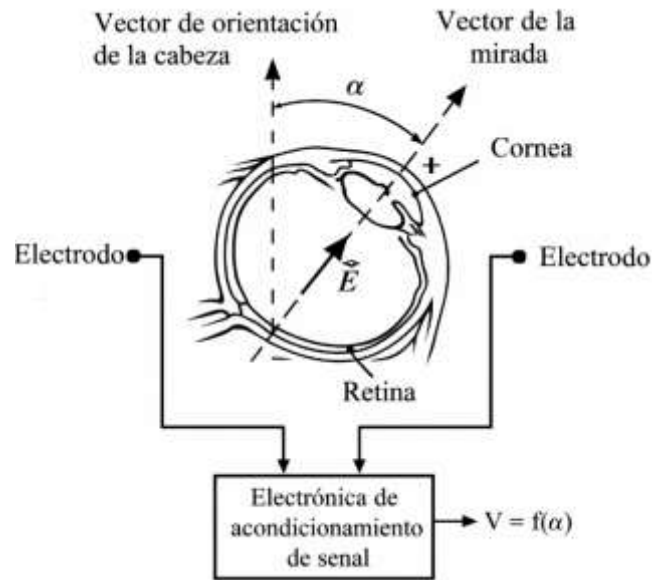
1. **Diseñar y construir un sistema de adquisición de biopotenciales oculares**, utilizando componentes de bajo costo y comunicación inalámbrica para facilitar su uso en el campo.
2. **Generar una base de datos de los biopotenciales oculares** para la clasificación de distintos tipos de movimientos de seguimiento.
3. **Extraer diferentes parámetros** de la señal EOG para la clasificación de los movimientos de seguimiento.
4. **Implementar y entrenar un modelo aprendizaje máquina** capaz de diferenciar entre los patrones oculares de los biopotenciales, asociados a los diferentes movimientos oculares.

## **II.3. MARCO TEÓRICO**

### **II.3.1. Biopotenciales oculares**

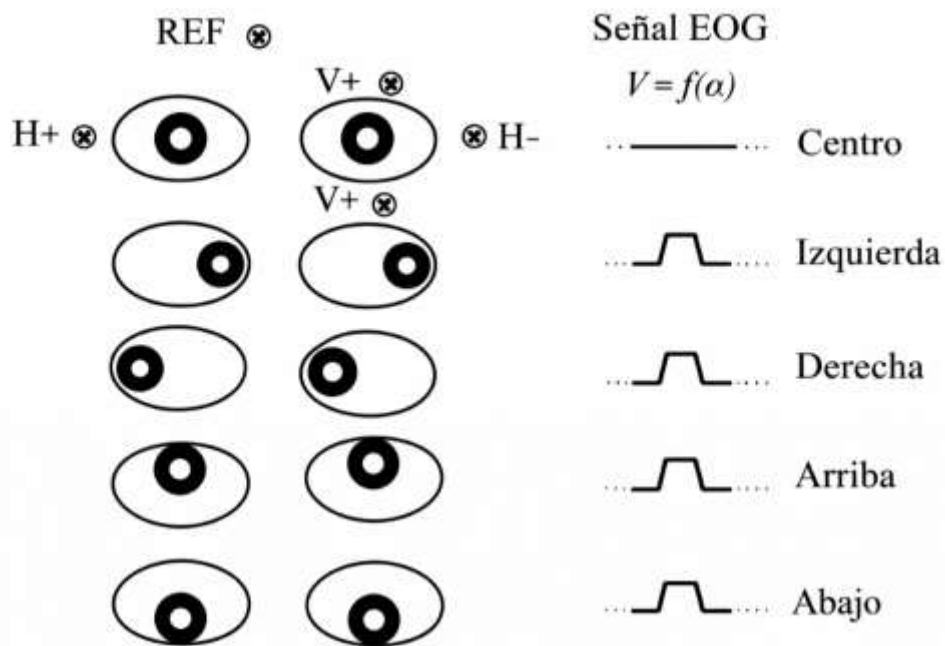
Los biopotenciales dentro del cuerpo humano se originan a partir de los procesos bioquímicos que permiten la actividad celular. Estos procesos generan campos eléctricos que se transmiten en todas direcciones a través de los tejidos corporales, hasta hacerse detectables en la superficie de la piel (Varela-Benítez, J. L., Rivera-Delgado, J. O., Espina-Hernández, J. H., & De la Rosa-

Vázquez, J. M., 2015). En el ojo existe una diferencia de potencial de hasta 1mV entre la córnea y la retina. Este diferencial de potencial es medible mediante electrodos alrededor del ojo, los cuales captan la señal eléctrica de los biopotenciales al momento de que este realice un movimiento (López Martínez, A., 2018). En la Fig. 1 se observa la representación de los vectores que se asocian al movimiento de la mirada, generando esta diferencia de potencial (López Martínez, A., 2018).



**Fig. 1.** Representación de la diferencia de potencial entre la córnea y la retina ocasionada por el movimiento ocular.

La mayoría de los biopotenciales oculares son obtenidas a través de electrodos, en su mayoría desechables por practicidad y costo. Un electrodo desechable es un pequeño dispositivo que se adhiere a la piel mediante un gel conductor y una superficie adhesiva para medir la actividad eléctrica en el tejido subyacente. Los electrodos superficiales se utilizan ampliamente en pruebas diagnósticas, permitiendo detectar problemas neuromusculares y otros trastornos de salud subyacentes al ojo humano. Su diseño de un solo uso garantiza una alta higiene, reduce el riesgo de contaminación cruzada y mejora la precisión de las mediciones al asegurar un contacto adecuado con la piel (“Diccionario de cáncer del NCI”, 2011). El acomodo y numero de dichos electrodos generara la información de salida dependiendo del movimiento ocular que se está realizando, como se puede observar en la Fig. 2 (López Martínez, A., 2018).

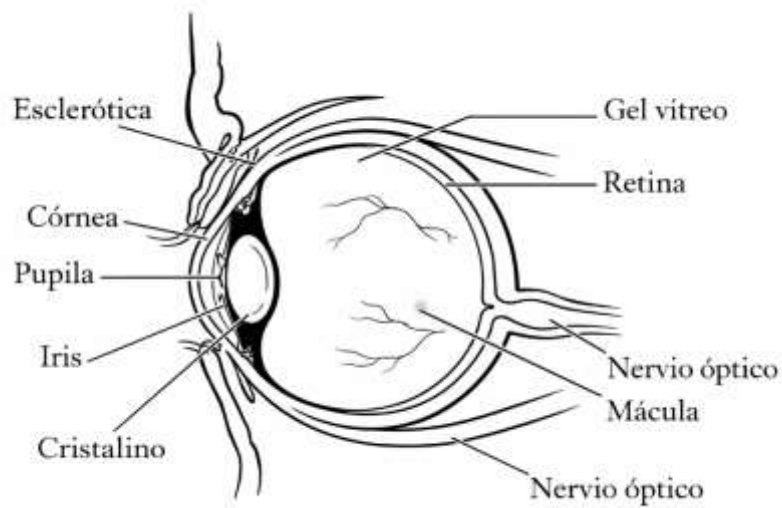


**Fig. 2.** Representación de las ondas de salida, dependiendo del movimiento ocular, con la configuración de electrodos mostrada.

Una de las características principales de los biopotenciales es su amplitud. La amplitud de los biopotenciales se refiere al nivel más alto de la corriente eléctrica producida por la actividad muscular. Este valor refleja la intensidad o magnitud de la señal captada y está relacionado con la cantidad de fibras musculares involucradas al momento del movimiento ocular. Un aumento en la amplitud de la señal puede ser generada por una contracción muscular intensa, o la participación de un mayor número de fibras musculares, mientras que una amplitud menor indica una actividad muscular de menor grado (Basmajian, J. V., 1978). Estas variaciones pueden ir directamente relacionadas con el acomodo de los electrodos, ya que captan la señal más fuerte al hacer algún tipo de movimiento cercano a ellos. El acomodo de los electrodos puede variar de posición y cantidad, por ejemplo, una configuración con 3 electrodos puede medir con mejor intensidad el movimiento lateral o vertical. Por otro lado, un acomodo de 5 electrodos se usa para medir los movimientos del ojo de arriba hacia abajo y de un lado a otro con la misma intensidad.

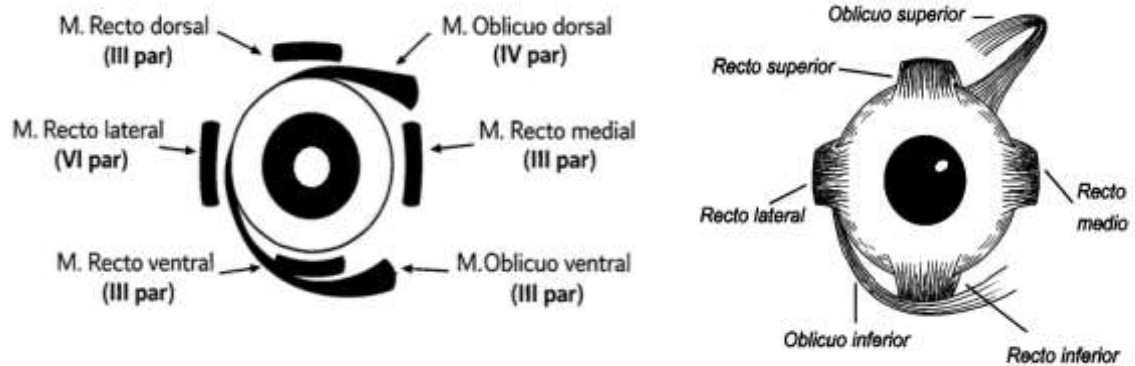
### II.3.2. El ojo humano

El ojo es el órgano sensorial complejo responsable de la visión. Está compuesto de múltiples estructuras anatómicas que trabajan juntas para captar y procesar la luz, lo que permite la percepción de información visual detalladamente.



**Fig. 3.** Partes del ojo humano.

Las partes que componen al ojo humano se describen a continuación: La córnea, que es la superficie transparente y en forma de cúpula que cubre la parte frontal del ojo. Proporciona la mayor parte de la potencia óptica del ojo al refractar la luz sobre el cristalino (M. Sridhar, 2018). La esclerótica es la capa externa opaca y blanca del ojo que proporciona soporte estructural y protección. Esta capa mantiene la forma del ojo y ofrece una plataforma estable para la inserción de los músculos extraoculares, como se muestra en la Fig. 4, lo que facilita los movimientos oculares.



**Fig. 4.** Musculatura e inervación del ojo humano.

Por otro lado, la capa esclerótica está compuesta de tejido colágeno denso, lo que contribuye a la resistencia y rigidez del ojo. Así mismo, el iris es la parte coloreada del ojo que controla el tamaño de la pupila, regulando la cantidad de luz que entran a los fotorreceptores. En el centro del iris se encuentra la pupila, que es la abertura ajustable. Regula la cantidad de luz que entra al ojo contrayéndose o dilatándose en respuesta a la intensidad de la luz. Este proceso está controlado por el sistema nervioso autónomo, donde la estimulación parasimpática causa la constricción y la estimulación simpática causa la dilatación. La capacidad de la pupila para ajustar su tamaño ayuda a optimizar la agudeza visual y a proteger la retina de la exposición excesiva a la luz.

El cristalino es una estructura transparente y flexible que enfoca la luz sobre la retina. Los músculos ciliares ajustan su forma para adaptarse a la visión cercana y lejana. La retina es la capa más interna del ojo, que contiene células fotorreceptoras (bastones y conos) que convierten la luz en señales neuronales. La retina procesa la información visual y la transmite al cerebro a través del nervio óptico. La coroides es la capa vascular entre la retina y la esclerótica, que proporciona oxígeno y nutrientes a las capas externas de la retina. El ciliar controla la forma del cristalino y produce humor acuoso, que es el líquido transparente de la cámara anterior. El humor vítreo es una sustancia gelatinosa que llena el espacio entre el cristalino y la retina y ayuda a mantener la forma y las propiedades ópticas del ojo. El nervio óptico es el encargado de transmitir la información visual desde la retina al cerebro. Y finalmente la mácula que es una pequeña zona central de la retina responsable de la visión de alta agudeza (S. H. Tsang y T. Sharma, 2018).

Por otro lado, el sistema muscular del ojo es crucial para el movimiento preciso y coordinado que permite la visión binocular y la focalización de objetos en el campo visual. En la TABLA I se presenta una descripción detallada de los músculos del ojo, incluyendo sus terminaciones, inervaciones, irrigaciones, y otras características relevantes (J. E. Hall, 2010).

**Tabla 1.** Músculos, inervación e irrigación del ojo humano.

<b>Musculo</b>	<b>Inervación</b>	<b>Irrigación</b>
Musculo recto lateral (externo)	Nervio abducens (VI)	Rama oftálmica de la carótida interna
Musculo recto medial (interno)	Nervio oculomotor (III)	Rama oftálmica de la carótida interna
Musculo recto inferior	Nervio oculomotor (III)	Rama oftálmica de la carótida interna
Musculo recto superior	Nervio oculomotor (III)	Rama oftálmica de la carótida interna
Musculo oblicuo inferior	Nervio oculomotor (III)	Rama oftálmica de la carótida interna
Musculo oblicuo superior	Nervio troclear (IV)	Rama oftálmica de la carótida interna

Hay dos tipos de movimientos importantes en la medición de los biopotenciales oculares: los movimientos sacádicos y los movimientos de seguimiento. Los movimientos sacádicos se producen cuando ocurre un movimiento muy rápido de los ojos y su función es adquirir un blanco determinado. Este tipo de movimiento es importante porque es causante de producir la señal eléctrica que se asocia al movimiento ocular (C. R. Á. Patricio y C. P. Luis, 2005). Por otro lado, los movimientos de seguimiento se producen cuando el punto focal del ojo se concentra en un objeto, y este lo rastrea. Los movimientos de seguimiento son relativamente suaves y continuos, permitiendo mantener el objeto de interés en el centro del campo visual (J. Smith, 2018).

### **II.3.3. El electrooculograma**

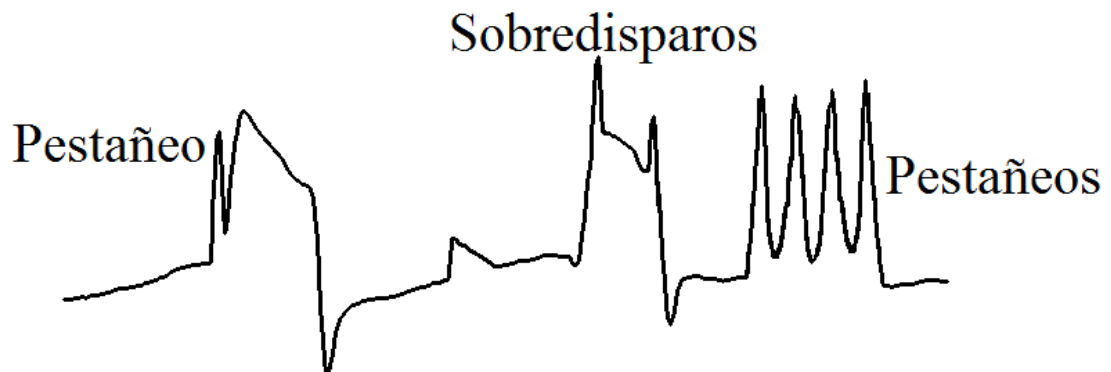
El electrooculograma (EOG) es una técnica que se utiliza para medir los movimientos oculares registrando la actividad eléctrica de los músculos que controlan el movimiento de los ojos (W. L. Posada Ocana and M. G. Cabrera Suquilanda, 2015). Esta técnica se basa en el hecho de que la córnea y la retina tienen cargas eléctricas diferentes, lo que crea un potencial eléctrico entre ellas cuando los ojos se mueven. El procesamiento de las señales del EOG es una técnica no invasiva que implica colocar electrodos en la piel alrededor de los ojos para registrar la actividad eléctrica generada por los movimientos oculares, principalmente sádicos. Este sistema puede ser empleado para detectar diferentes enfermedades o trastornos oculares, relacionados con la movilidad de dicho sistema.

El EOG registra la diferencia de potencial eléctrico en el epitelio pigmentario de la retina (EPR) provocada por el movimiento ocular durante el periodo de adaptación a la luz, la oscuridad y los segmentos externos de los fotorreceptores (Constable et al., 2018). El ojo tiene un potencial entre la córnea y la membrana de Brunch de entre 0.4 y 3.5 mV de amplitud, con frecuencias entre 1 y 100 Hz. No obstante, la diferencia entre los parámetros está limitada a un rango muy preciso de frecuencias extremadamente bajo que varía con respecto al tiempo y a cada individuo (Fkirin, et al., 2010).

La generación del potencial eléctrico para el EOG se basa en las cargas eléctricas entre la córnea y la retina principalmente en la estructura y función de los fotorreceptores de esta. Estos fotorreceptores son neuronas especializadas conocidas como conos y bastones. Ambos tipos de fotorreceptores tienen una sensibilidad eléctrica diferencial a la luz y su nivel de polarización varía en función de la intensidad lumínica a la que están expuestos. Los bastones son más sensibles a la luz tenue, mientras que los conos responden principalmente a la luz brillante y son responsables de la percepción del color. En este sentido, la capa externa del ojo está compuesta por la parte externa de los fotorreceptores que se proyectan hacia fuera de la retina. Esto da lugar a que la capa exterior tenga un potencial negativo en relación con la terminación sináptica (la superficie interna posterior de la retina). Esta disposición de carga se debe a las distintas concentraciones de iones a ambos lados de la membrana celular de los fotorreceptores, lo cual crea un diferencial de potencial (d.d.p.) que genera un campo eléctrico significativo.

En este punto, el globo ocular se comporta como un dipolo eléctrico, donde la córnea es eléctricamente positiva en comparación con la parte posterior del ojo, que es negativa. Este potencial corneo-retinal se encuentra aproximadamente alineado con el eje óptico del ojo y cambia de orientación con el movimiento ocular. El potencial córneo-retinal tiene un valor aproximado de 6 mV entre la córnea y la región posterior del ojo, y se alinea generalmente con el eje óptico. Cuando el ojo se mueve, el dipolo eléctrico también se desplaza, lo que provoca un cambio en la orientación del campo eléctrico. Este cambio es medible con electrodos de superficie colocados en la piel alrededor de los ojos, registrando diferencias de potencial en un rango de 15 a 200  $\mu$ V. Estos cambios son los que se capturan en el registro electrooculográfico (EOG), proporcionando información sobre los movimientos oculares y el funcionamiento de la retina en respuesta a estímulos lumínicos. (W. L. Posada Ocana and M. G. Cabrera Suquilanda, 2015).

Hay pocos registros de señales EOG sin embargo a continuación se presenta en la Fig. 5, la representación de ella, en donde se pueden apreciar cambios en los niveles de voltaje como referencia cuando una persona pestaña, que es cuando se logra un cambio más visible dentro de la señal (Merino Monge, M., 2015).



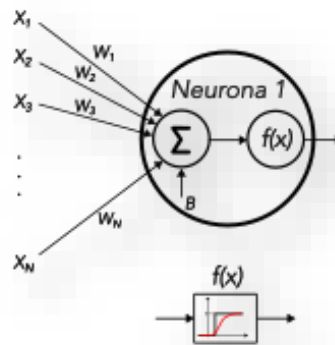
**Fig. 5.** Ejemplo de una señal EOG.

### **II.3.4. Redes Neuronales Artificiales**

Las redes neuronales artificiales (RNA) son modelos computacionales bio-inspirados en la estructura y funcionamiento del cerebro humano (Altaheri H., Muhammad G., Alsulaiman M.,

Umar S., Ali G., Abdul W., Bencherif M. and Faisal M., 2021). Las RNA se han convertido en una herramienta fundamental en el campo del aprendizaje automático debido a su capacidad para identificar patrones complejos en datos de alta dimensionalidad, como las señales EOG. En el contexto del análisis de los biopotenciales oculares, las RNA pueden ser utilizadas para clasificar las señales EOG en función de los movimientos de seguimiento oculares.

El primer modelo de neurona fue realizado en 1943 por McCulloch y Pitts (McCulloch W. and Pitts W., 1943). El denominado perceptrón modela una neurona como un interruptor que recibe información de otras neuronas. Dependiendo de la ponderación de la información recibida, la neurona se activa o permanece inactiva. El peso por el cual se multiplica la información que recibe una neurona de otra modela las conexiones entre las neuronas, lo que corresponde a la sinapsis en una neurona biológica. Estos pesos sinápticos pueden ser positivos (excitadores) o negativos (inhibidores) y describen el grado de interconexión entre los perceptrones. Una representación gráfica del perceptrón se muestra en la Fig. 6. En esta figura, la información que recibe la neurona es modelada como las  $X_N$  entradas conectadas a los  $W_N$  pesos sinápticos.



**Fig. 6.** Perceptrón simple.

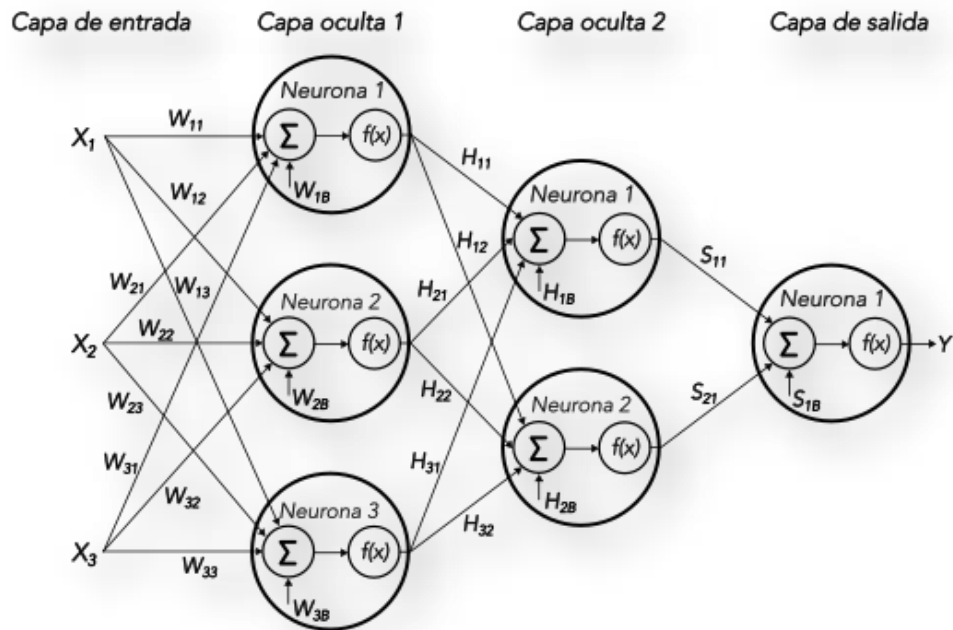
La entrada total del perceptrón que representa la suma de estímulos que recibe una neurona se denomina función de excitación, la cual matemáticamente es representada por la suma ponderada de todas las entradas definida por medio de la ecuación (1).

$$\sum_{i=1}^N X_i W_i + W_B = W_1 X_1 + W_2 X_2 + \dots + W_N X_N + W_B \quad (1)$$

De esta forma, en el modelo neuronal simple, si la suma total de los estímulos recibidos por la neurona está por encima de un valor de umbral definido por medio de una función de activación  $f(\sum_{i=1}^N X_i W_i + W_B)$ , la salida del perceptrón es 1; de lo contrario, si la función de activación está por debajo del umbral, la salida del perceptrón es 0. Estos valores representan la excitación o inhibición de la neurona.

Otro parámetro de suma importancia en los modelos neuronales artificiales es el algoritmo de entrenamiento. Inicialmente se pensaba que las neuronas simples solo podían resolver problemas que son linealmente separables. Sin embargo, con el tiempo se demostró que, con ayuda de un algoritmo de entrenamiento, redes neuronales complejas puedan resolver problemas que no son linealmente separables (A. Krogh., 2008). Los algoritmos de entrenamiento son algoritmos que imitan los procesos de las neuronas biológicas reales, con estos algoritmos de aprendizaje se puede lograr que una red neuronal aprenda a resolver diferentes tipos de problemas. Básicamente, el algoritmo de aprendizaje define la forma de establecer los pesos en una red neuronal. El proceso de aprendizaje se realiza de forma iterativa presentando ejemplos a la red neuronal donde se conoce la salida. A este proceso se denomina proceso de aprendizaje o entrenamiento, debido a que se asemeja al proceso que seguimos los humanos al aprender algo. El algoritmo de entrenamiento implica realizar pequeños cambios en los pesos y el umbral de las neuronas de la red, cada vez que se presenta un nuevo ejemplo de entrenamiento, a manera que se mejore la clasificación.

En problemas de clasificación que no son linealmente separables, se pueden separar las clases introduciendo más hiperplanos; es decir, introduciendo en la red neuronal más de una unidad de umbral. Esto se logra añadiendo una capa adicional (oculta) de unidades de umbral en la red, cada capa oculta realiza una clasificación parcial de las entradas y envían su salida a una capa final que ensambla las clasificaciones parciales para obtener la clasificación final. A este tipo de red neuronal se le conoce con el nombre de red neuronal multicapa y tiene una estructura como la mostrada en la Fig. 7.



**Fig. 7.** Red Neuronal Multicapa.

Las Redes Neuronales Multicapa pueden ser utilizadas también para problemas de regresión, que requieren de resultados continuos al sustituir una función de activación escalonada por una función de activación continua. Esta sustitución logra que la red neuronal genere un número real a la salida. La salida de las redes neuronales multicapa está dada por el resultado secuencial de las capas anteriores, tal y como se muestra en la ecuación (2), donde el resultado de la capa siguiente no puede ser dado si antes no se ha calculado el resultado de la capa previa.

$$y_{11} = f_{11}(Y_{21}S_{11} + Y_{22}S_{21} + S_{1B}) \quad (2)$$

Normalmente todas las neuronas reciben señales de entrada de la capa anterior y envían señales de salida a la capa superior. A estas conexiones se les llama conexiones hacia adelante o feedforward. Otra característica de las redes multicapa es que, además de enviar señales hacia adelante, también pueden enviar señales de salida a las entradas de las neuronas de la capa anterior, a estas conexiones hacia atrás se les denomina feedback. Estas características permiten distinguir entre las redes con conexiones hacia adelante o redes feedforward, y las redes con conexiones tanto para adelante como hacia atrás o redes feedforward/feedback.

### II.3.5. Algoritmo de aprendizaje

Se denomina entrenamiento al proceso de configuración de una RNA para que las entradas produzcan las salidas deseadas a través del fortalecimiento de las conexiones entre las neuronas. La forma hacer que una RNA aprenda es ajustar los pesos sinápticos entre las neuronas que conforman la red. Este aprendizaje se forma por medio de un algoritmo de entrenamiento. Así mismo, el aprendizaje en las RNA puede dividirse en aprendizaje supervisado y no supervisado. En el primer caso, se introducen entradas que corresponden a determinadas salidas y en el segundo caso, el algoritmo de entrenamiento se enfoca a encontrar características estadísticas entre agrupamientos de patrones en las entradas.

El aprendizaje Hebbiano es uno de los métodos de aprendizaje más utilizados como algoritmo de entrenamiento en RNA. Si dos neuronas  $j$  y  $k$  están activas al mismo tiempo, la conexión entre ambas debe ser fortalecida mediante la modificación de los pesos ( $\Delta\omega_{jk}$ ) expresada por la ecuación (3).

$$\Delta\omega_{jk} = \gamma y_j y_k \quad (3)$$

Donde  $\gamma$  es una constante de proporcionalidad positiva que representa la tasa de aprendizaje de la red.

Otra regla de aprendizaje común es la denominada regla delta, la cual expresa el cambio de los pesos entre la diferencia de la activación actual y la deseada, como lo describe la ecuación (4).

Donde  $d_k$  es la activación deseada.

$$\Delta\omega_{jk} = \gamma y_j (d_k - y_k) \quad (4)$$

En los algoritmos de aprendizaje, inicialmente, los pesos se fijan aleatoriamente para después ser ajustados durante el entrenamiento de la RNA. Durante el entrenamiento, los pesos se actualizan después de las iteraciones. Si los resultados obtenidos de la RNA después de las actualizaciones de los pesos son mejores que el conjunto anterior de pesos, se mantienen los nuevos valores de los pesos y la iteración continua. El objetivo principal del algoritmo de entrenamiento es encontrar una distribución de pesos que minimice el error.

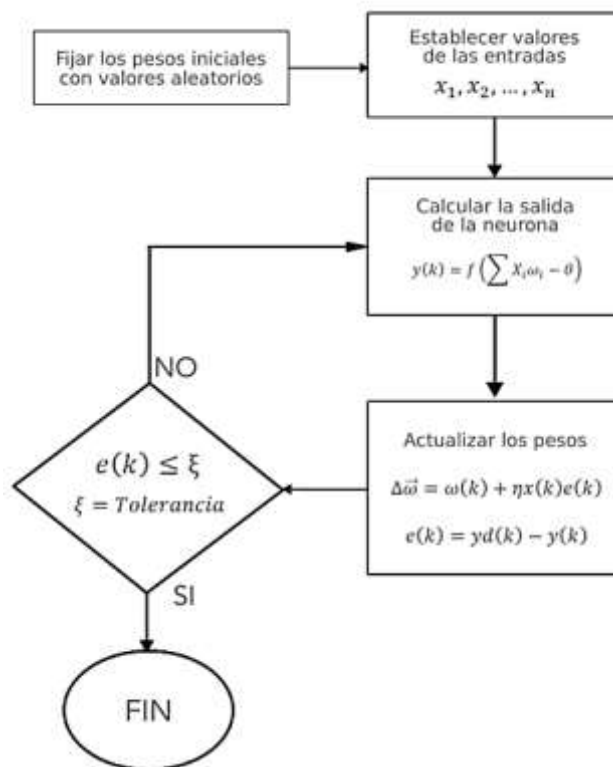
De este modo, el entrenamiento de una RNA puede realizarse de manera iterativa, empleando la siguiente expresión:

$$\Delta \vec{\omega} = \omega(k + 1) = \omega(k) + \eta x(x)e(k) \quad (5)$$

Donde el error ( $e(k)$ ) se define como la diferencia entre el valor de salida deseado ( $yd(k)$ ) y el valor actual de salida de la neurona ( $y(k)$ ).

$$e(k) = yd(k) - y(k) \quad (6)$$

En este caso, el algoritmo de entrenamiento puede ser definido por medio del siguiente pseudo código:



**Fig. 8.** Diagrama de flujo del algoritmo de entrenamiento.

### II.3.6. Algoritmo de Retro Propagación

Al entrenar una NRA, alimentamos la red neuronal con un conjunto de datos de entrenamiento que contienen entradas y salidas deseadas. En este sentido, si la RNA puede aprender durante su funcionamiento habitual se dice que el proceso de aprendizaje es en línea; por el contrario, si el aprendizaje supone la desconexión de la RNA, el proceso de aprendizaje es fuera de línea. Uno de los algoritmos de entrenamiento más populares es el algoritmo de retro propagación. El algoritmo de retro propagación es un algoritmo de optimización numérica de descenso de gradiente. Existen algunos parámetros de aprendizaje denominados tasa de aprendizaje ( $\eta$ ) y momento ( $\alpha$ ), que deben ajustarse antes de comenzar el entrenamiento. Una vez ajustados los parámetros de aprendizaje, se eligen aleatoriamente los pesos de la NRA y se utiliza el algoritmo de retro propagación para calcular los ajustes necesarios en los pesos.

Para lograr que una RNA multicapa como la mostrada en la Ilustración 8 genere conocimiento, es necesario un conjunto de datos de entrenamiento, comúnmente denominado training set. El conjunto de datos de entrenamiento contiene las entradas asignadas ( $x_1$  y  $x_2$ ) con sus objetivos (salidas) correspondientes ( $Y$ ). El algoritmo de retro propagación es un algoritmo iterativo en el que los pesos son modificados en cada iteración utilizando nuevos datos del conjunto de entrenamiento. En este sentido, los pesos se modifican de la siguiente manera:

Primero, los impulsos se propagan a través de la RNA para obtener una salida de la siguiente forma:

Las salidas de la capa oculta 1:

$$Y_{11} = f_{11}(X_1W_{11} + X_2W_{21} + X_3W_{31} + W_{1B}) \quad (7)$$

$$Y_{21} = f_{21}(X_1W_{12} + X_2W_{22} + X_3W_{32} + W_{2B}) \quad (8)$$

$$Y_{31} = f_{31}(X_1W_{13} + X_2W_{23} + X_3W_{33} + W_{3B}) \quad (9)$$

Las salidas de la capa oculta 2:

$$Y_{12} = f_{12}(Y_{11}H_{11} + Y_{21}H_{21} + Y_{31}H_{31} + H_{1B}) \quad (10)$$

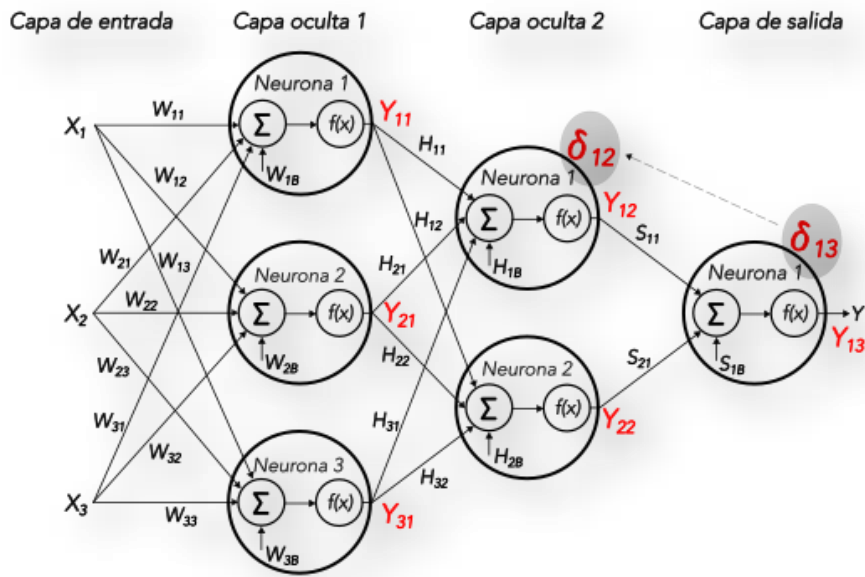
$$Y_{22} = f_{22}(Y_{11}H_{12} + Y_{21}H_{22} + Y_{31}H_{32} + H_{2B}) \quad (11)$$

Finalmente, la salida de la capa de salida puede obtenerse como:

$$Y_{13} = f_{13}(Y_{12}S_{11} + Y_{22}S_{21} + S_{1B}) \quad (12)$$

El siguiente paso del algoritmo de retro propagación es comparar la salida de la RNA ( $Y_{13}$ ) con el valor objetivo deseado. Esta diferencia se denomina error ( $\delta$ ). Como debe intuirse, es imposible conocer el error de las neuronas de las capas internas debido que el conjunto de datos de entrenamiento no contiene los valores de salida de esas neuronas. Debido a esto, el algoritmo de retro propagación propaga  $\delta$  de regreso a todas las neuronas, cuya salida es la entrada de la última neurona en la iteración, como se muestra en la Fig. 9. La retro propagación del error a la neurona uno de la capa dos se realiza mediante los pesos, como se muestra en la ecuación (13).

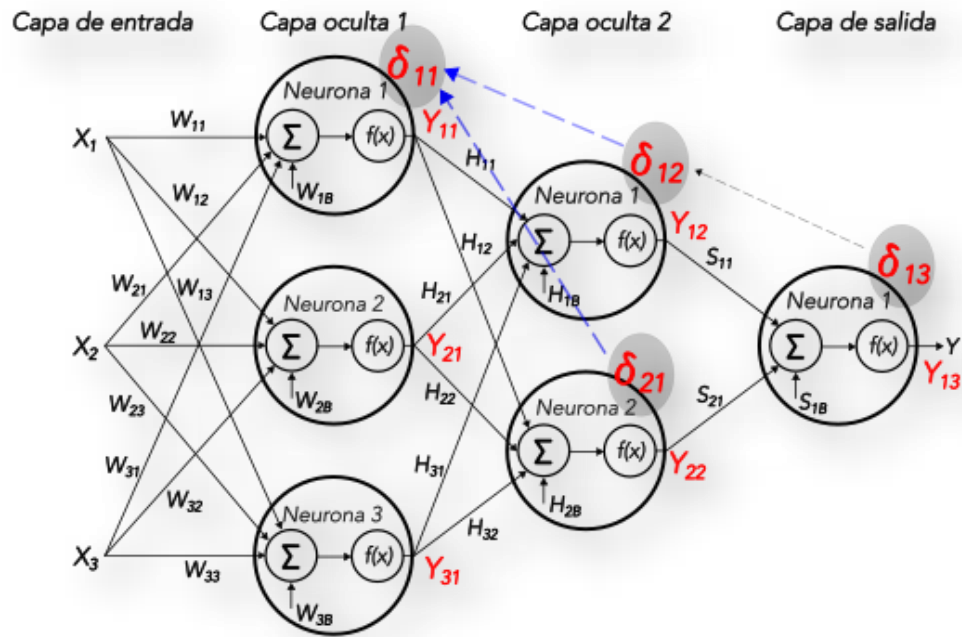
$$\delta_{12} = \delta S_{11} \quad (13)$$



**Fig. 9.** Retro propagación del error a las neuronas ocultas de capa oculta 2.

Posteriormente, el error se retro propaga a las neuronas anteriores mediante la ecuación (14), como lo muestra la Fig. 10.

$$\delta_{11} = \delta_{12}H_{11} + \delta_{21}H_{12} \quad (14)$$



**Fig. 10.** Retro propagación del error a las neuronas de la capa oculta 1.

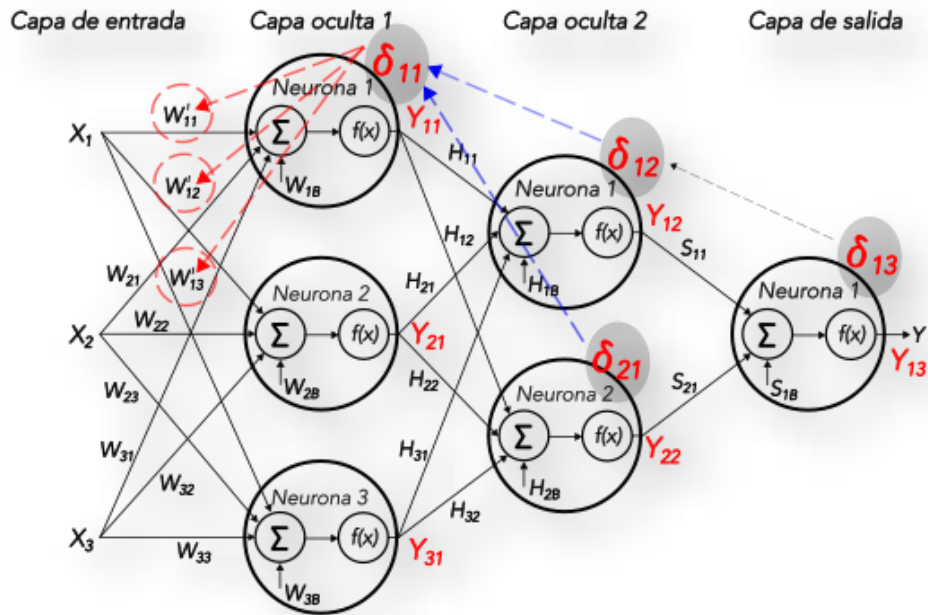
Finalmente, cuando se calcula el error para cada neurona, los pesos de las entradas pueden modificarse según la Ilustración 11 y las ecuaciones (15) - (17) de la siguiente manera:

$$W'_{11} = W_{11} + \eta \delta_{11} \frac{df_{11}(e)}{de} x_{11} \quad (15)$$

$$W'_{21} = W_{21} + \eta \delta_{11} \frac{df_{11}(e)}{de} x_{21} \quad (16)$$

$$W'_{31} = W_{31} + \eta \delta_{11} \frac{df_{11}(e)}{de} x_{31} \quad (17)$$

Donde  $W'_{11}$ ,  $W'_{21}$  y  $W'_{31}$  representan los nuevos pesos de la capa de entrada.



**Fig. 11.** Cambio de los nuevos pesos de la capa de entrada.

### II.3.7. Algoritmo de Vecinos Cercanos (KNN)

El algoritmo de K-vecinos más cercanos (KNN) es otro método de aprendizaje supervisado no paramétrico utilizado principalmente para tareas de clasificación dentro del campo del machine learning. Su funcionamiento se basa en el supuesto de que las muestras con características similares tienden a encontrarse próximas entre sí dentro de un espacio determinado de características. Para determinar qué datos son los más cercanos a una nueva muestra, el algoritmo calcula la distancia entre los datos utilizando diferentes métricas, siendo la distancia euclidiana una de las más empleadas, que permite cuantificar la cercanía entre las características de los datos en un espacio multidimensional. El parámetro  $k$  define el número de vecinos más próximos que se consideran para determinar la clase de un nuevo dato. Una vez identificado este conjunto de vecinos, la clasificación se realiza mediante un proceso de votación mayoritaria, en el cual la clase asignada corresponde a aquella que aparece con mayor frecuencia entre los  $k$  vecinos seleccionados (Kavlakoglu, E., s. f.).

Debido a su simplicidad, facilidad de implementación y capacidad para adaptarse a distintos tipos de datos, KNN es frecuentemente empleado en aplicaciones de reconocimiento de patrones, análisis de señales y sistemas de clasificación basados en características extraídas de los datos.

# **CAPÍTULO III**

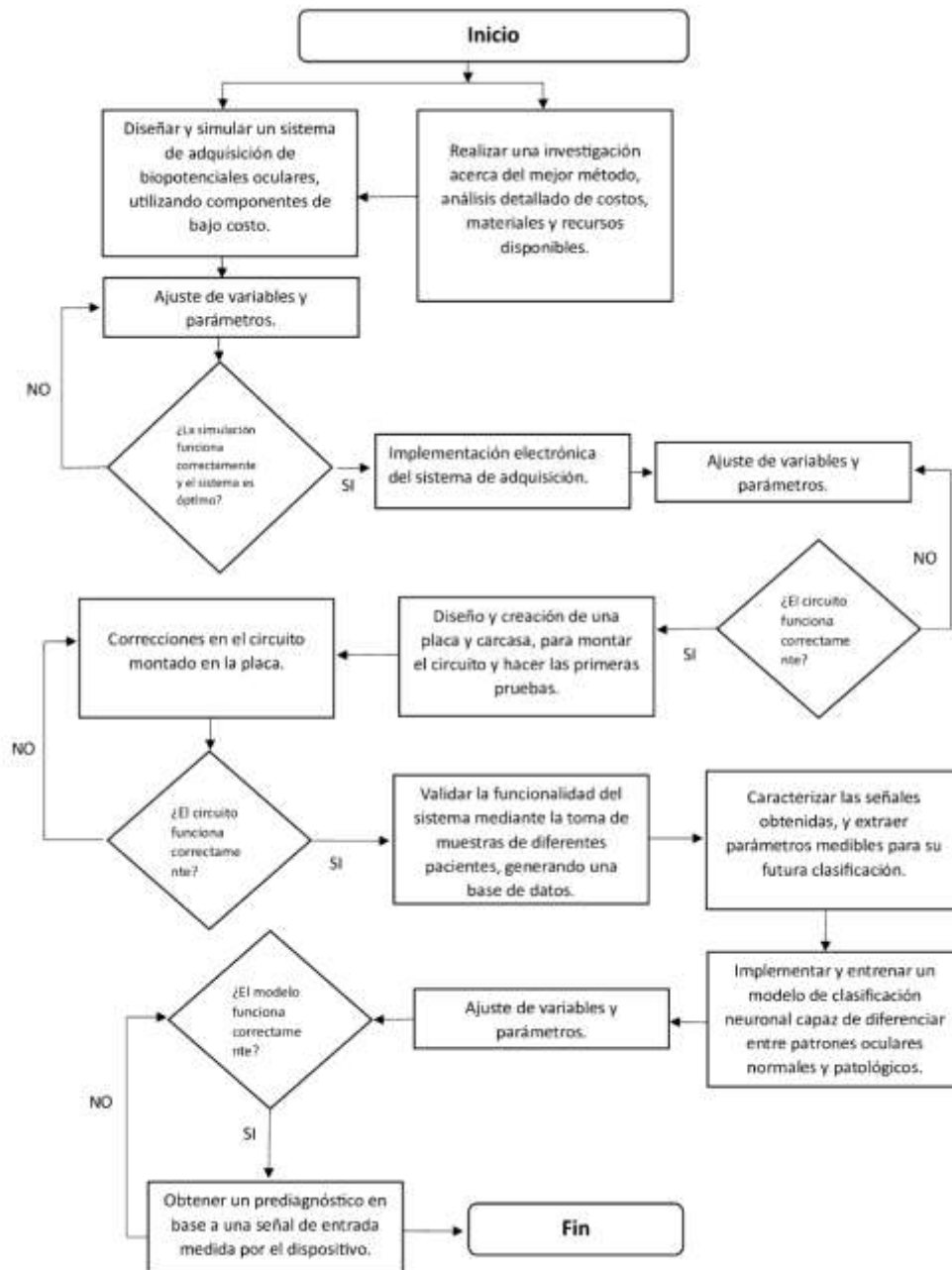
### III. METODOLOGIA

La metodología propuesta implica un enfoque de investigación centrado en la caracterización de las variaciones en los biopotenciales oculares durante movimientos de seguimiento, como parte integral del desarrollo de un dispositivo EOG. La primera etapa de la metodología consiste en realizar un análisis exhaustivo de vigilancia tecnológica, evaluando la viabilidad y el desempeño de cada opción científica y comercial. Esta primera etapa de la metodología se desarrolla con la finalidad de seleccionar los métodos óptimos para la captura y procesamiento de datos, priorizando la calidad de la señal obtenida y la optimización de los recursos para la síntesis del dispositivo. Una vez realizado el análisis de vigilancia tecnológica, se eligen los componentes de mejor relación costo-eficacia y calidad en la captura de señales electrooculográficas; esto con la finalidad de integrarlos en el diseño del sistema, que incluye la simulación detallada utilizando herramientas especializadas como MatLab, Proteus, KiCad y Simulink, como lo muestran los primeros bloques del diagrama metodológico mostrados en la Fig. 12.

Posteriormente se realiza la síntesis e implementación del prototipo, adquiriendo los materiales necesarios y ensamblando los componentes de acuerdo con el diseño establecido. Primeramente, se realiza el diseño en una tarjeta de prueba (protoboard), donde se realizan las primeras pruebas del sistema bajo ciertas condiciones controladas. En esta etapa se prueba cada filtro del circuito de manera individual, con señales específicas, para después conectarlos consecutivamente para el filtrado completo de la señal, y poder realizar pruebas específicas midiendo el biopotencial ocular. Durante esta etapa, se realizan ajustes y optimizaciones para garantizar la calidad de la señal capturada, así como su adecuación para la caracterización de las variaciones en el biopotencial ocular durante movimientos de seguimiento. Al tener el sistema validado, se realiza el diseño y la síntesis de una placa de circuito impreso o PCB, donde se soldará el circuito para tener una conexión física y eléctrica segura entre los componentes, creando un prototipo portable y durable.

Una vez obtenido el prototipo, se procede a realizar pruebas específicas con diferentes pacientes, por medio del protocolo mostrado en la sección 3.1. Con las muestras tomadas a partir del protocolo a los diferentes pacientes, se genera una base de datos en conjunto, sin identificar edad, sexo o de quien proviene la señal. Una vez obtenida la base de datos se realiza la caracterización de las señales por

medio de la identificación de diferentes índices tiempo-frecuencia, de acuerdo al protocolo planteado para posteriormente desarrollar un algoritmo de clasificación basado en machine learning. El diagrama metodológico completo se muestra a continuación en la Fig. 11.



**Fig. 12.** Diagrama de flujo metodológico para la creación del dispositivo EOG.

### III.1. Proceso de obtención de los biopotenciales oculares (casos de estudio).

Para la adquisición de señales EOG se diseñó un protocolo el cual se debía seguir con todos los participantes, para identificar características de la matriz de señales a generar para su posterior estudio y procesamiento.

Para comenzar dicho protocolo primero se establecieron las posiciones de cada uno de los electrodos:

- **Electrodo superior derecho:** Colocado superior y medial al margen supraorbitario derecho, aproximadamente a nivel del músculo frontal, justo por encima de la ceja derecha.
- **Electrodo inferior derecho:** Posicionado inferior y medial al margen infraorbitario derecho, cerca del músculo orbicular de los párpados, debajo del ojo derecho.
- **Electrodo superior izquierdo:** Colocado superior y medial al margen supraorbitario izquierdo, en una posición similar a la del electrodo derecho, sobre el área superior de la ceja izquierda y a nivel del músculo frontal, como se observa en la Fig. 13.



**Fig. 13.** Referencia de colocación de los electrodos para pruebas.

Para tener una buena cantidad de datos adquiridos se estableció un tiempo de 10 segundos entre movimientos, para que así el movimiento pueda ser identificado por el EOG, y procesado por el graficador, en este caso el protocolo de adquisición es contenido por los siguientes pasos, cabe recalcar que el movimiento solo será con los ojos y no girando toda la cabeza:

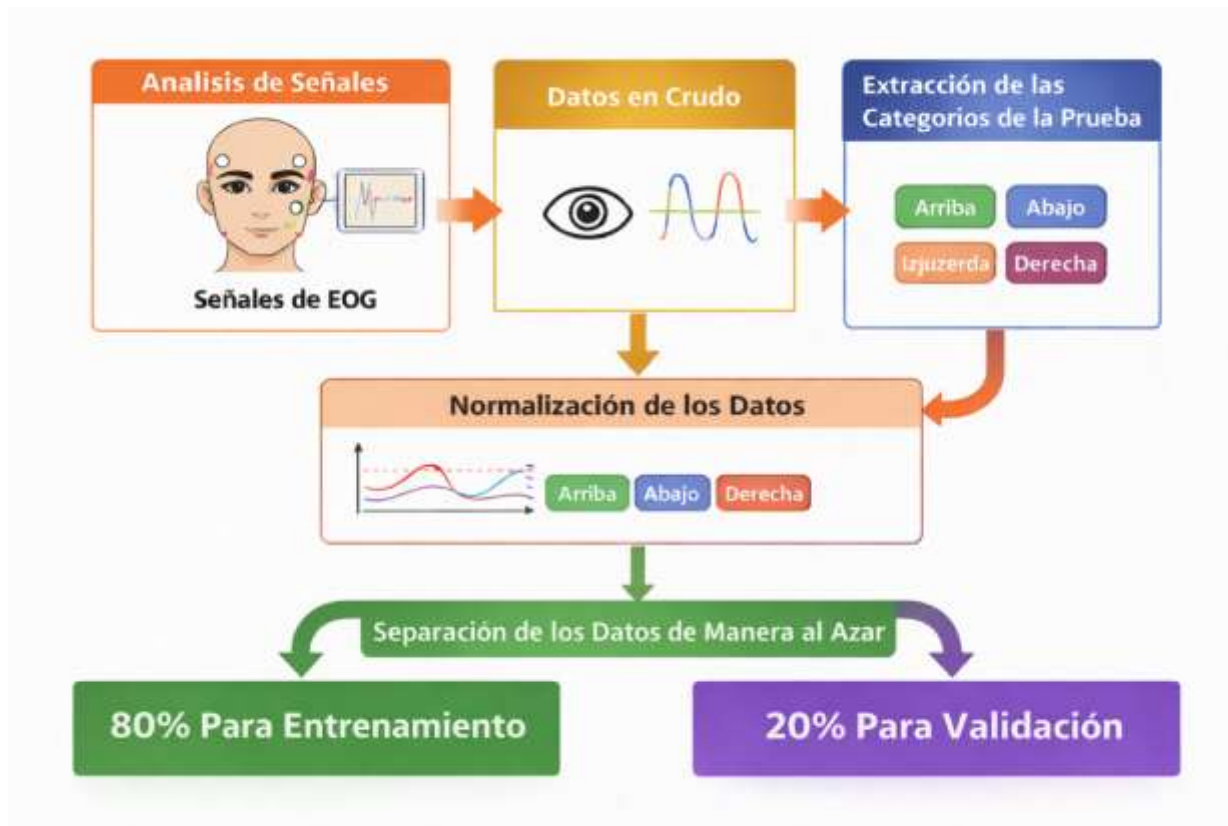
- Cerrar los ojos (El usuario comenzara la prueba con los ojos cerrados durante los primeros 10 segundos).
- Abrir los ojos y mirar hacia el centro.
- Mirar hacia arriba.
- Mirar hacia abajo.
- Mirar hacia la izquierda.
- Mirar hacia la derecha.
- Mirar hacia el centro.
- Dar 5 parpadeos (en caso de que el participante finalice los 5 parpadeos antes de cumplir los 10 segundos, este permanecerá mirando hacia el centro hasta que se dé la nueva indicación).
- Cerrar los ojos
- Abrirlos y mirar hacia arriba (En este caso el tiempo establecido no es de 10 segundos, si no de solo 6, ya que es un periodo de control para finalizar la prueba).

Dicho procedimiento será siendo indicado cada vez al participante acción por acción, en el tiempo en el que deba hacerla, llevando un cronometro para el control de esta.

Así mismo, cada participante deberá realizar la prueba 5 veces, esto para tener un mayor número de pruebas e identificar posibles variaciones dentro de una misma persona.

### **III.2. Metodología de análisis de datos**

El análisis de resultados se prosiguió mediante el diagrama presentado en la Fig. 14.



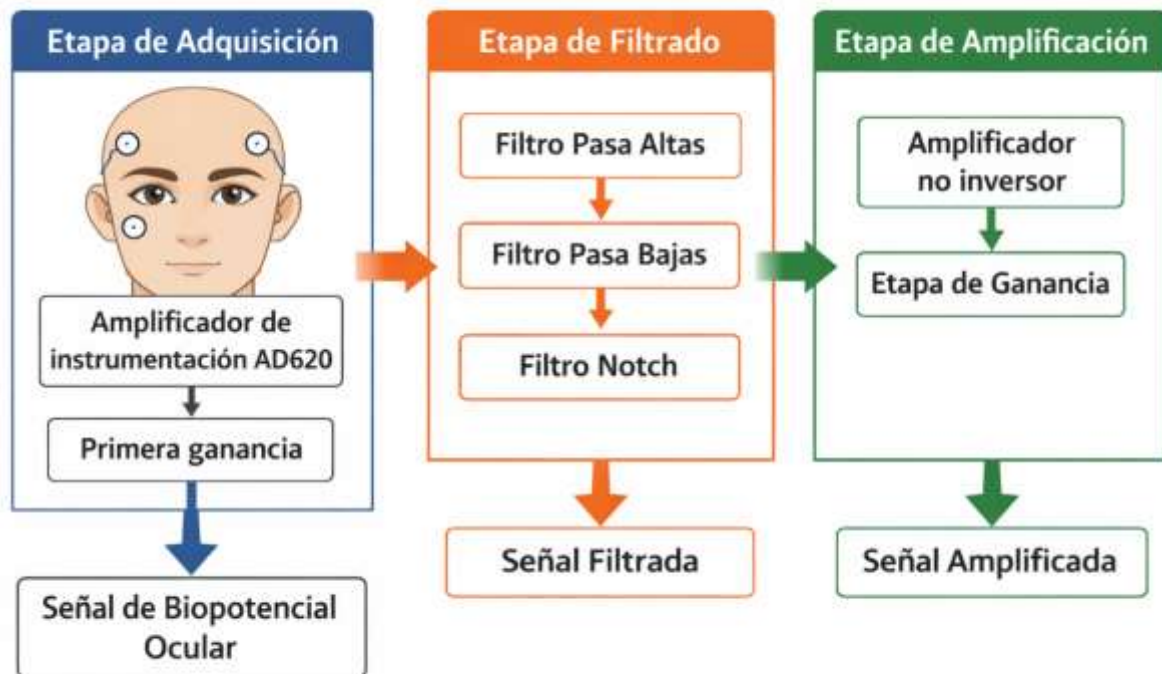
**Fig. 14.** Diagrama de la metodología del análisis de datos.

En esta metodología se presenta como primer punto el análisis en conjunto de todas las señales medidas y almacenadas en la base de datos. Para posteriormente hacer la clasificación y segmentación de las señales por movimiento, dividiendo la señal original en sus 10 diferentes etapas especificadas en el protocolo anterior. Al tener dicha segmentación se prosiguió a realizar la normalización de dichos valores, de igual manera priorizando los grupos de acuerdo al movimiento que representa el fragmento de la señal. Para finalizar se hizo una selección de datos al azar, para separar el 80% de los datos para el entrenamiento de la red neuronal, y el 20% para la normalización de esta.

# **CAPÍTULO IV**

## IV. RESULTADOS

En esta sección se describen los resultados obtenidos de la metodología descrita en el capítulo anterior. Primero se comenzó con el análisis de materiales disponibles, seleccionando el material adecuado para la realización del sistema. Para el diseño del sistema de adquisición de la señal EOG se contempló un rango de frecuencias de corte de 3 Hz a 30 Hz reportadas en la bibliografía. El sistema se divide en 3 etapas, la etapa de adquisición, la etapa de filtrado y la etapa de amplificación de la señal de los biopotenciales como se ve en la Fig. 15.



**Fig. 15.** Diagrama de las etapas para la obtención del biopotencial ocular.

Para el sistema de adquisición se utilizó un amplificador de instrumentación, el cual es el encargado de recibir la señal de los biopotenciales oculares. Para esta tarea se utilizó el amplificador de instrumentación comercial AD620 el cual es comúnmente utilizado en técnicas de adquisición de biopotenciales oculares. La etapa de filtrado se construyó por medio de amplificadores operacionales LM741, al igual que para la etapa de amplificación, realizando 3 filtros: un filtro pasa bajas para la

frecuencia de corte de 30 Hz, un filtro pasa altas para la frecuencia de corte de 3 Hz, y un filtro notch, para atenuar el ruido producido por la red eléctrica, como se observa en la Fig. 16.

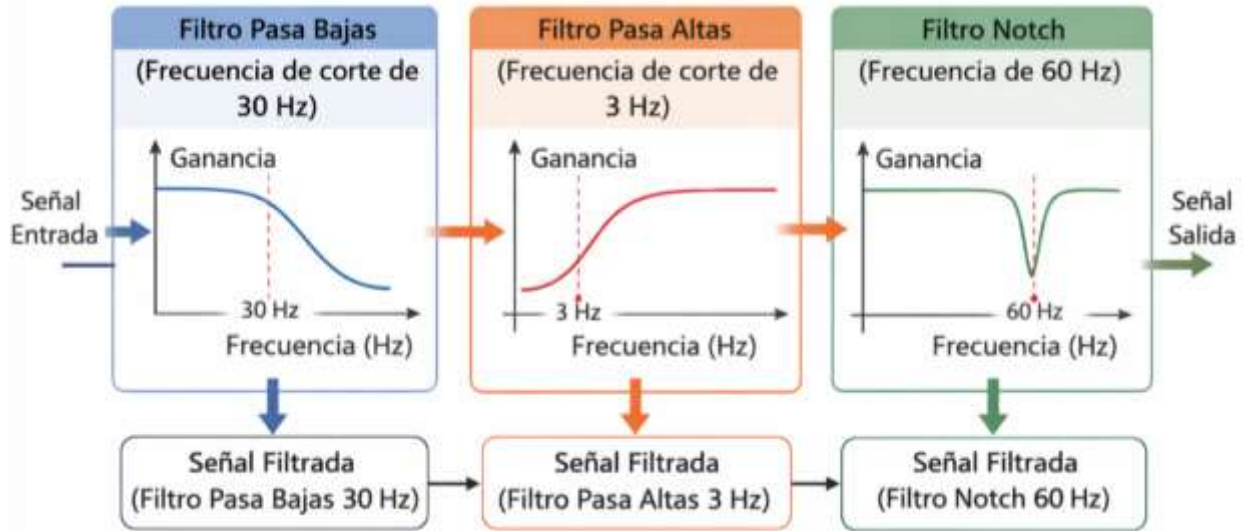


Fig. 16. Diagrama de los filtros utilizados en el circuito.

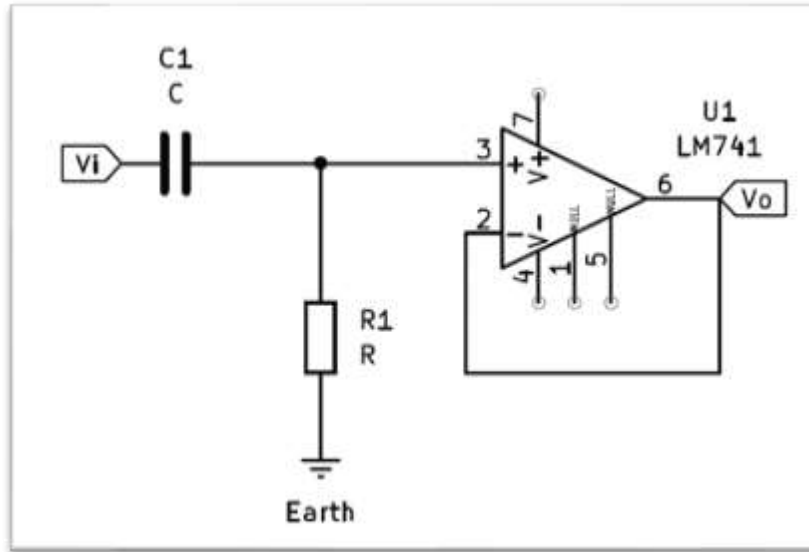
#### IV.1. Diseño de filtros

Para el diseño de los filtros dividimos el filtro por órdenes, en este caso al ser un orden 5, se hacen 3 divisiones del circuito y de los cálculos, para empezar la primera etapa es de 1 orden, prosiguiendo con 2 etapas de 2 órdenes.

##### *Filtro pasa altas:*

Para el filtro pasa altas se establece una frecuencia de corte de 3Hz, y se comienzan los cálculos con el 1 orden, y se sigue la ecuación (18) observándose su forma gráfica en la Fig. 17:

$$R = \frac{1}{2 a C \pi f c} \quad (18)$$

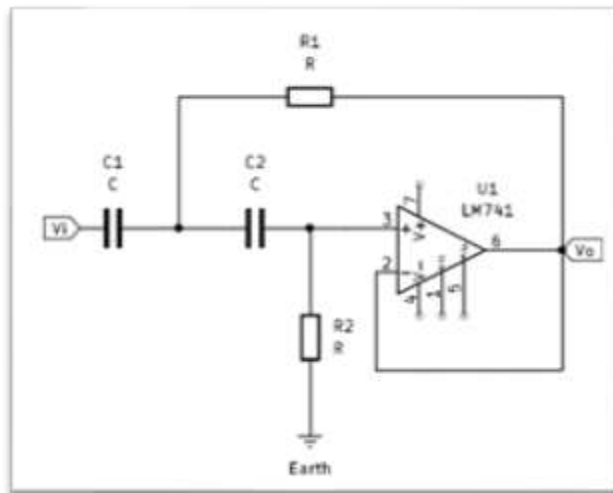


**Fig. 17.** Circuito de filtro pasa altas de 1 orden.

Y para el filtro de segundo orden en donde  $C1 = C2$  la ecuación (19) y (20) y se observa su forma gráfica en la Fig. 18:

$$R_1 = \frac{1}{C a \pi f c} \quad (19)$$

$$R_2 = \frac{1}{4 C b \pi f c} \quad (20)$$



**Fig. 18.** Circuito de filtro pasa altas de 2 orden.

Habiendo establecido esto, se hacen los cálculos para el filtro de 3 Hz:

**primera etapa del filtro pasa altas de 3 Hz:**

$$a = 2.9235$$

$$C = 220 \text{ nF}$$

$$R = \frac{1}{2 a C \pi f c} = \frac{1}{2 (2.9235)(220\text{nF})(3\text{Hz})\pi} = 82484.64 \text{ ohms}$$

**segunda etapa del filtro pasa altas de 3 Hz:**

$$a = 1.3025$$

$$b = 2.3534$$

$$C = 220 \text{ nF}$$

$$R_1 = \frac{1}{C a \pi f c} = \frac{1}{(220\text{nF}) (1.3025)(3\text{Hz}) \pi} = 370278.46 \text{ ohms}$$

$$R_2 = \frac{1}{4 C b \pi f c} = \frac{1}{4 (220\text{nF}) (2.3534) (3\text{Hz})\pi} = 51233.07 \text{ ohms}$$

**tercera etapa del filtro pasa altas de 3 Hz:**

$$a = 0.2290$$

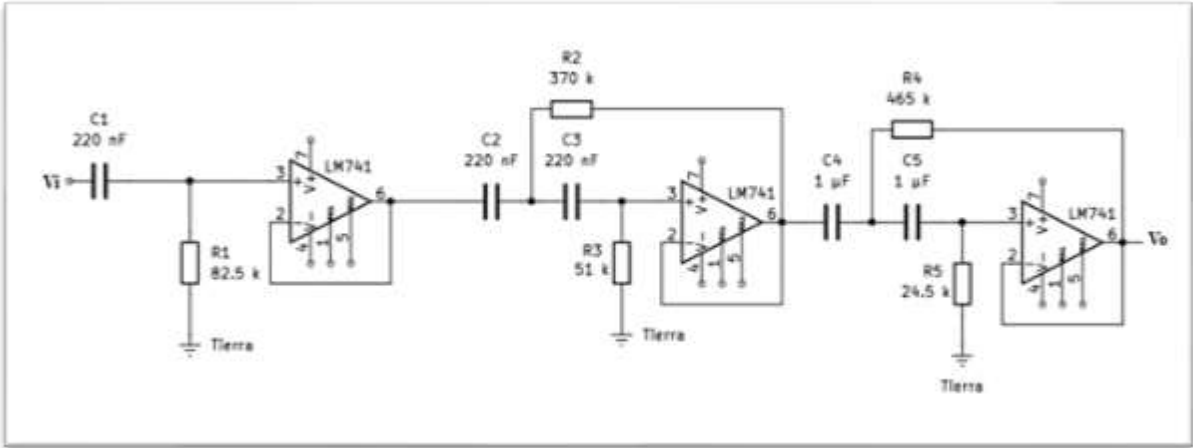
$$b = 1.0833$$

$$C = 1 \mu\text{F}$$

$$R_1 = \frac{1}{C a \pi f c} = \frac{1}{(1\mu\text{F}) (0.2290)(3\text{Hz}) \pi} = 463333.16 \text{ ohms}$$

$$R_2 = \frac{1}{4 C b \pi f c} = \frac{1}{4 (1\mu\text{F}) (1.0833) (3\text{Hz})\pi} = 24486.12 \text{ ohms}$$

Teniendo como resultado final el circuito presentado en la Fig. 19, donde se identifican perfectamente las etapas en el orden calculado y presentado de izquierda a derecha, donde la primera etapa al ser de 1 orden se identifica por ser un amplificador con únicamente 1 resistencia y un capacitor, caso contrario con el 2 orden que aumenta a 2 capacitores y 2 resistencias.

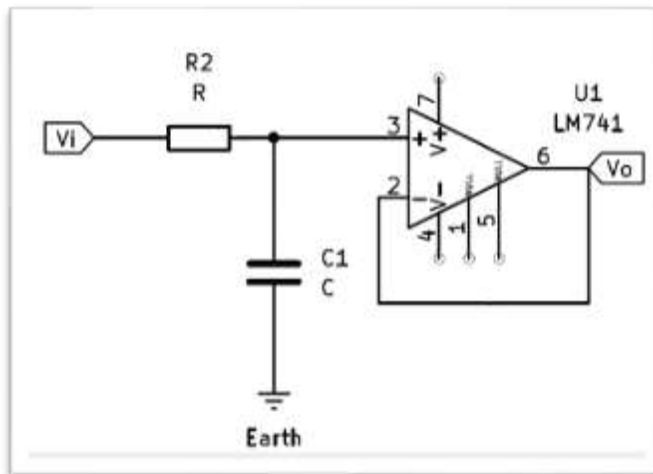


**Fig. 19.** Circuito correspondiente a filtro pasa altas de 3 Hz.

**Filtro pasa bajas:**

Para el filtro pasa bajas de primer orden se sigue la ecuación (21) y se observa su forma gráfica en la Fig. 20:

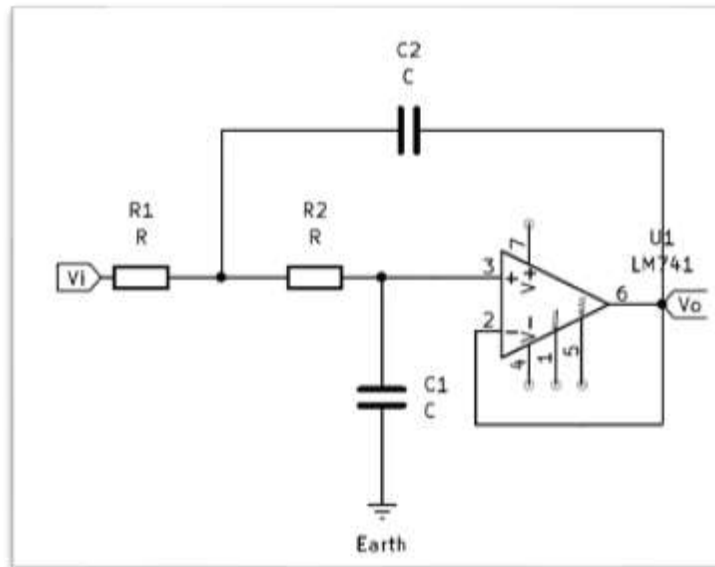
$$f_c = \frac{1}{2 \pi R C} \quad (21)$$



**Fig. 20.** Circuito de filtro pasa bajas de 1 orden.

Y para el de segundo orden en donde  $C_2 \geq C_1 \left(\frac{4b_1}{a_1^2}\right)$  en la ecuación (22) que se observa su forma gráfica en la Fig. 21:

$$R_1, R_2 = \frac{a_1 C_2 \pm \sqrt{a_1^2 C_1^2 - 4b_1 C_1 C_2}}{4 \pi f c C_1 C_2} \quad (22)$$



**Fig. 21.** Circuito de filtro pasa bajas de 2 orden.

Habiendo establecido esto, se hacen los cálculos para el filtro de 30 Hz:

**primera etapa del filtro pasa bajas de 30 Hz:**

$$C = 220 \text{ nF}$$

$$R = \frac{1}{2 \pi f c C} = \frac{1}{2 \pi (30\text{Hz}) (220 \text{ nF})} = 24114.38 \text{ ohms}$$

**segunda etapa del filtro pasa bajas de 30 Hz:**

$$a = 1.3025$$

$$b = 2.3534$$

$$C1 = 22 \text{ nF}$$

$$C2 = 1 \mu F$$

$$R_1, R_2 = \frac{a_1 C_2 \pm \sqrt{a_1^2 C_1^2 - 4b_1 C_1 C_2}}{4 \pi f c C_1 C_2} = 304192 \text{ ohms}, 9897.42 \text{ ohms}$$

tercera etapa del filtro pasa bajas de 30 Hz:

$$a = 0.2290$$

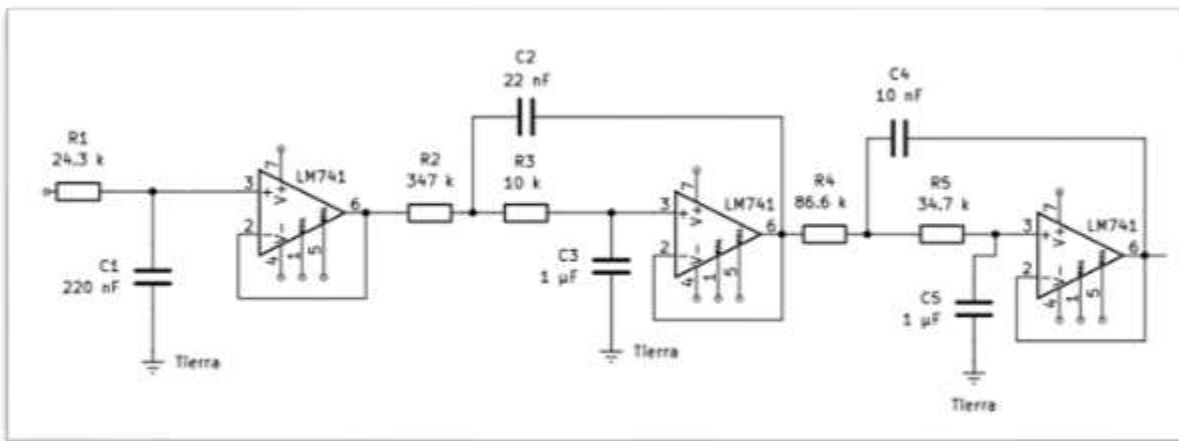
$$b = 1.0833$$

$$C1 = 10 \text{ nF}$$

$$C2 = 1 \mu F$$

$$R_1, R_2 = \frac{a_1 C_2 \pm \sqrt{a_1^2 C_1^2 - 4b_1 C_1 C_2}}{4 \pi f c C_1 C_2} = 86060 \text{ ohms}, 35427 \text{ ohms}$$

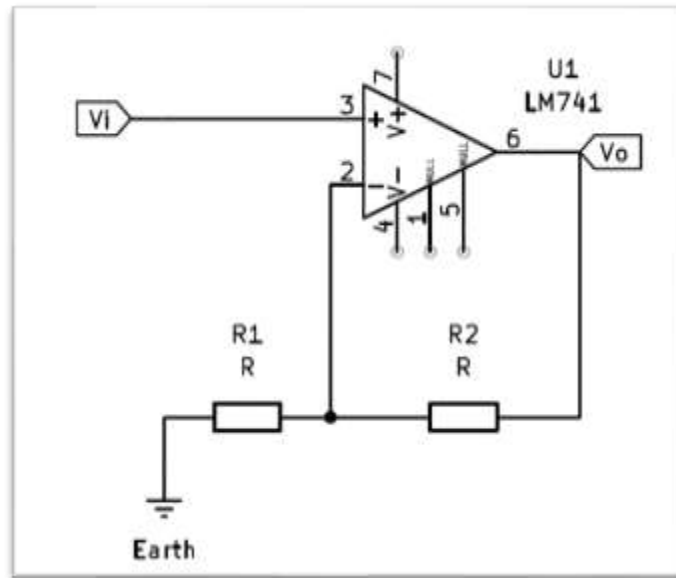
Teniendo como resultado final el siguiente circuito como se observa en la Fig. 22:



**Fig. 22.** Circuito correspondiente a filtro pasa bajas de 30 Hz.

Para finalizar se tiene la etapa de amplificación, en donde se busca amplificar la señal obtenida por el ultimo filtro, que es la señal que ya está limpia de ruido, y en la cual solo se encuentran las frecuencias relacionadas al EOG, para esto se utilizó un amplificador no inversor el cual tiene la siguiente estructura como se ve en la Fig. 23 y sigue la ecuación (23):

$$V_o = V_i \left( 1 + \frac{R_2}{R_1} \right) \quad (23)$$



**Fig. 23.** Circuito de amplificador no inversor.

Conforme a los cálculos anteriormente mencionados, se prosiguió a construir los filtros en materia de prueba, para esto se consiguieron los valores de resistencias calculados más cercanos a los valores comerciales, esto sobre una protoboard, y se prosiguió a evaluar la eficacia de los tres filtros, esto mediante pruebas con un generador de señales, para esto se armaron por separado los filtros en la tarjeta de prueba, para después mandar una señal de entrada senoidal con una amplitud de 1v, esta señal fue enviada a diferentes frecuencias dependiendo del filtro a evaluar, y la salida era medida con un osciloscopio.

Al verificar el correcto funcionamiento del filtro, se prosiguió a armar todo el circuito con sus etapas completas para la adquisición de un EOG, el cual fue medido a su salida con un osciloscopio, al verificar la salida con los dos filtros activados se pudo observar que el resultado final, con el filtro pasa altas y sin él, era muy similar, ya que aunque la bibliografía marque un rango de frecuencias de 4 – 30 Hz, existe información que puede ser relevante de igual forma en frecuencias menores, además de que en dichas frecuencias no hay ruido fijo, ya que la principal frecuencia de ruido de 60 Hz que

ejerce la toma de corriente ya se está atenuando con el filtro pasa bajas, es por esto que se consideró, replantear el circuito eliminando el filtro pasa altas, esto sintetizando el diseño, dejando únicamente el filtro pasa bajas y el amplificador no inversor, abaratando costos de producción.

## **IV.2. Centro de trabajo**

La síntesis del dispositivo se realizó en un laboratorio con el entorno adecuado en cuanto a limpieza y seguridad, esto requiere que cada persona involucrada debe contar con equipo de seguridad comprendido por guantes que pueden ser de látex, ropa apropiada que cubra la mayor parte de la piel y bata de laboratorio en condiciones higiénicas buenas.

El laboratorio cuenta con buena iluminación y ventilación, además de estar limpio y ordenado, para resguardar la seguridad de los participantes. Así mismo, los desechos se pueden ir perfectamente a la basura común sin ningún tipo de complicaciones, puesto que no implican un mayor grado de seguridad, en su mayoría los desechos serán electrodos de superficie y cables implicados en el diseño del circuito. En el caso específico de que se desechen baterías estas se llevaran a un contenedor especial de plástico para después darles el tratamiento adecuado colocándolas en el centro de reciclaje de la facultad. Al seguir estas normas de higiene y seguridad en el laboratorio, se garantiza un entorno de trabajo seguro para proteger la integridad de los participantes del estudio y del personal involucrado en la investigación.

## **IV.3. Diseño del dispositivo**

Para el procesamiento de los datos se decidió utilizar un microcontrolador el cual ya tiene canales específicos de conversión analógico a digital, en este caso se utilizó el PIC18F4550, en el cual se recibirán los datos del circuito de salida del EOG, para después enviarlos a través de bluetooth mediante el módulo HC-05, además también con la ayuda del microcontrolador se estará imprimiendo en tiempo real el valor leído por el EOG, este en una pantalla LCD de 16x2, para que se pueda confirmar que el circuito está en funcionamiento en el rango de valores deseados.

Para empezar, se establece la comunicación en términos de microcontrolador con modulo y LCD, para esto se siguen las configuraciones de conexión marcadas en el datasheet de cada uno de los componentes utilizados.

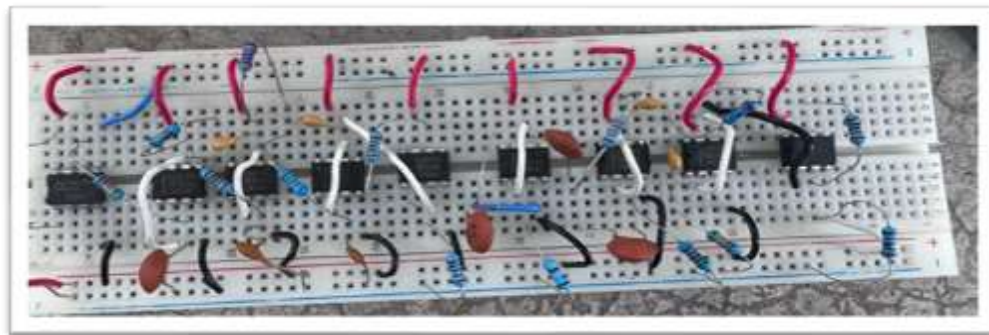
Para programar el microcontrolador se utilizó la app MPLAB IDE v8.89 y el compilador PIC C Compiler, en el cual se estableció un programa que habilitara el sistema de envío bluetooth, además se habilito un canal del ADC, en el cual se programó la ecuación (24) para pasar de los valores analógicos a digitales:

$$Valor_{eog} = 5 * \frac{Valor_{recibido\_adc}}{1023.0} \quad (24)$$

Esto dado que el valor que se recibe del EOG es un voltaje de 0 a 5, pero al convertirlo a digital pasa a un valor de 0 a 10 bits, que va entre 0 a 1023, al volver a transformar este valor obtenemos de nueva cuenta un valor de 0 a 5 volts, con el que es más fácil trabajar en términos gráficos.

A continuación, se creó un programa en MATLAB el cual recibe los datos de un sistema bluetooth al cual esté conectado el equipo, y los grafica en tiempo real, para esto se configuro la velocidad de conexión y la cantidad de datos en base a lo establecido por el fabricante del módulo HC-05, que es quien va a enviar los datos.

Posterior a esto se realizó el montaje del circuito en un protoboard, esto para ver el funcionamiento correcto de dicho circuito, como se observa en la Fig. 24.



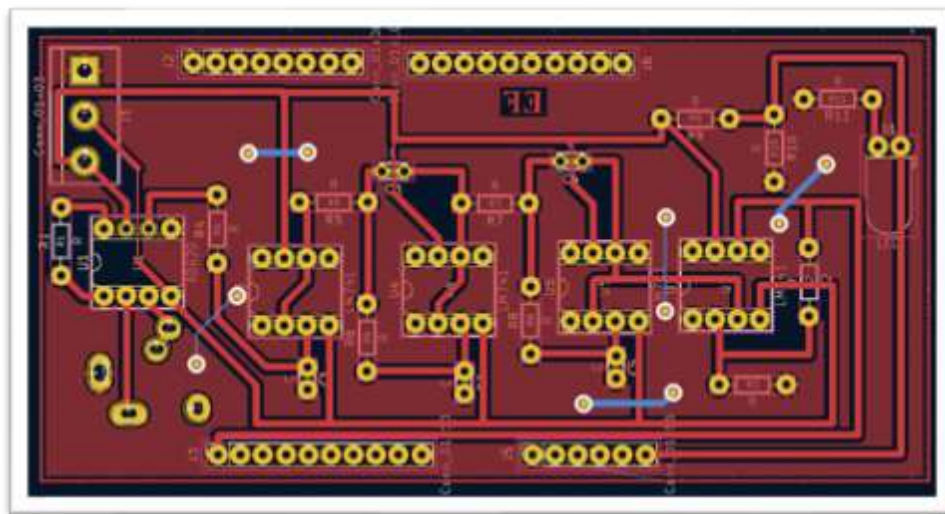
**Fig. 24.** Sistema montado en la tarjeta de prueba protoboard, para comenzar con las primeras pruebas.

Después y ya teniendo todo el sistema en funcionamiento se prosiguió a diseñar la placa en donde iría montado dicho circuito, para esto se utilizó la aplicación de Kicad 8.0. Al tener un sistema secuencial por etapas, no es una buena opción ponerlo en forma horizontal, puesto que esto generaría una tarjeta demasiado larga, la cual además de ser frágil sería difícil de transportar y manipular, es por eso por lo que se pensó en hacer un sistema de tres capas, las cuales tendrían conexión entre ellas, simulando los pisos de un edificio, para así repartir los componentes y lograr un modelo más compacto y maleable.

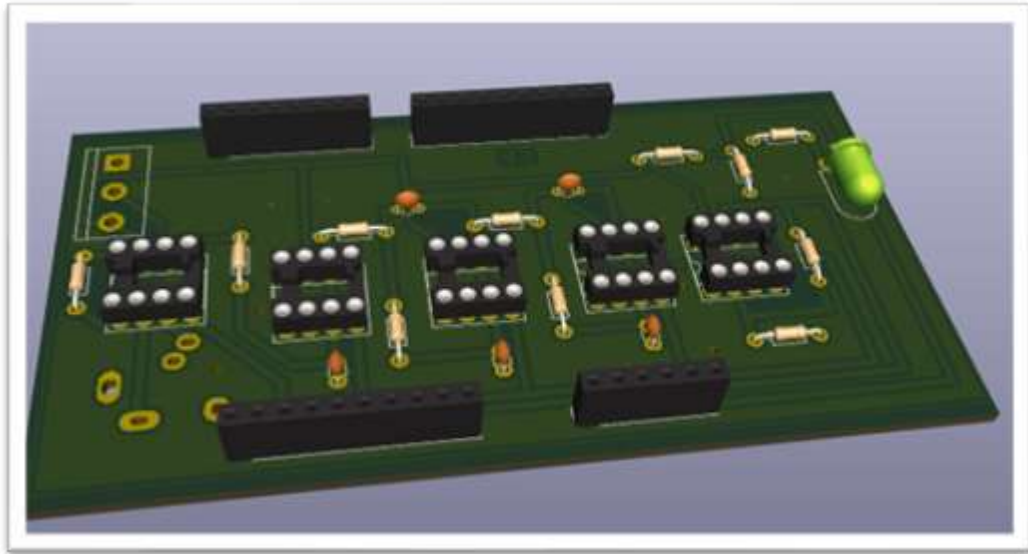
Para esto se estableció que en la primera etapa estaría lo correspondiente a la adquisición de datos, en este caso el EOG, subiendo un piso estaría el microcontrolador, para que por último este en la parte más superior el módulo bluetooth y la LCD, esto también para facilitar el tema de diseño de una carcasa.

### **Niveles 1:**

El nivel 1 que se observa en la Fig. 25 y 26 corresponde a la parte del sistema de adquisición de la señal, filtrado y amplificación, en donde se priorizo el espacio, y el orden de la señal de izquierda a derecha, siendo la parte izquierda donde comienza la adquisición de la señal, para finalmente terminar en el lado derecho con una señal totalmente limpia, para subirla al nivel 2, donde se introducirá al microcontrolador para su posterior procesamiento.



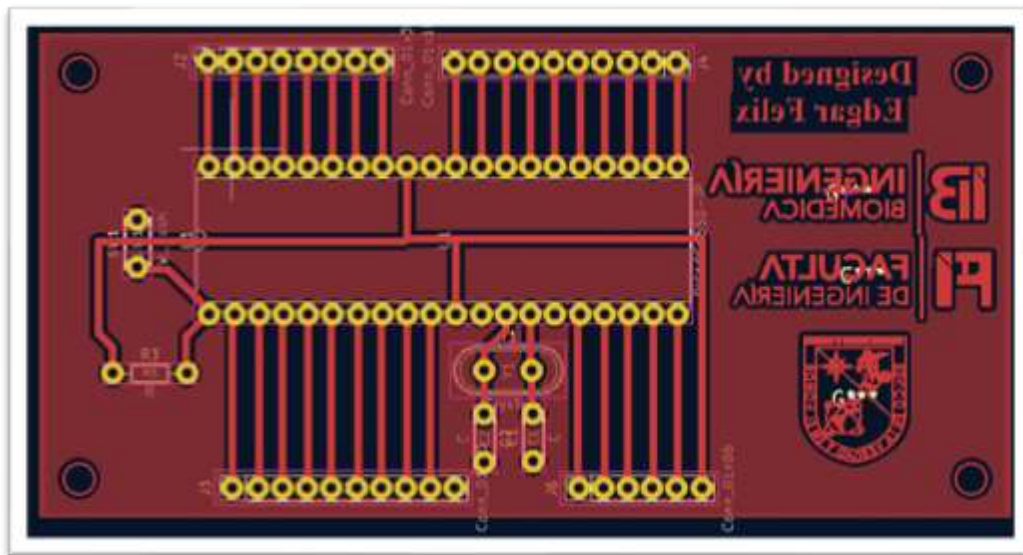
**Fig. 25.** Diseño de placa para nivel 1, EOG.



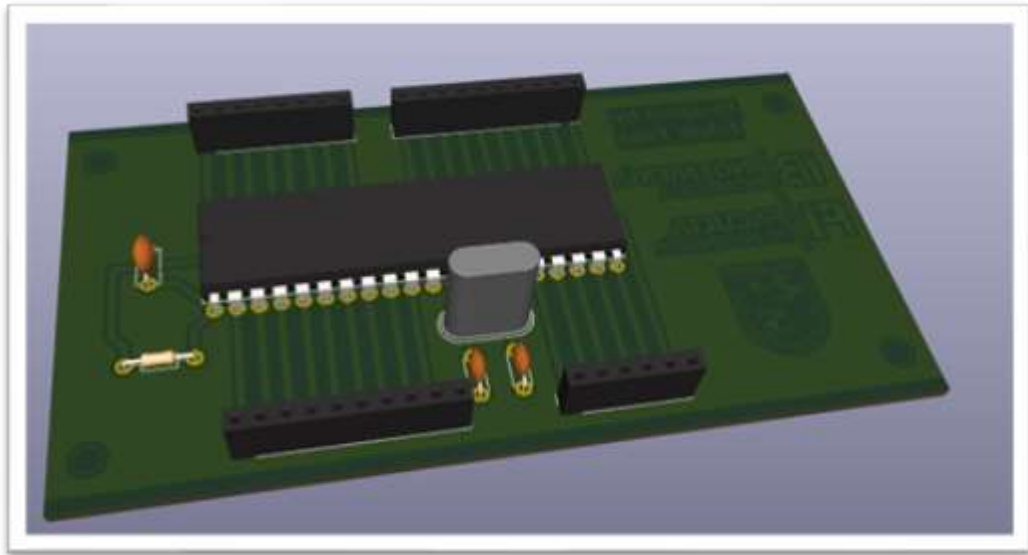
**Fig. 26.** Diseño 3d de placa para nivel 1, EOG.

**Nivel 2:**

El nivel 2 que se observa en la Fig. 27 y 28, se conforma del microcontrolador y todo lo relacionado para su funcionamiento conforme lo marca su datasheet, aquí la señal entra por uno de sus canales ADC para su posterior envío mediante bluetooth para su procesamiento.



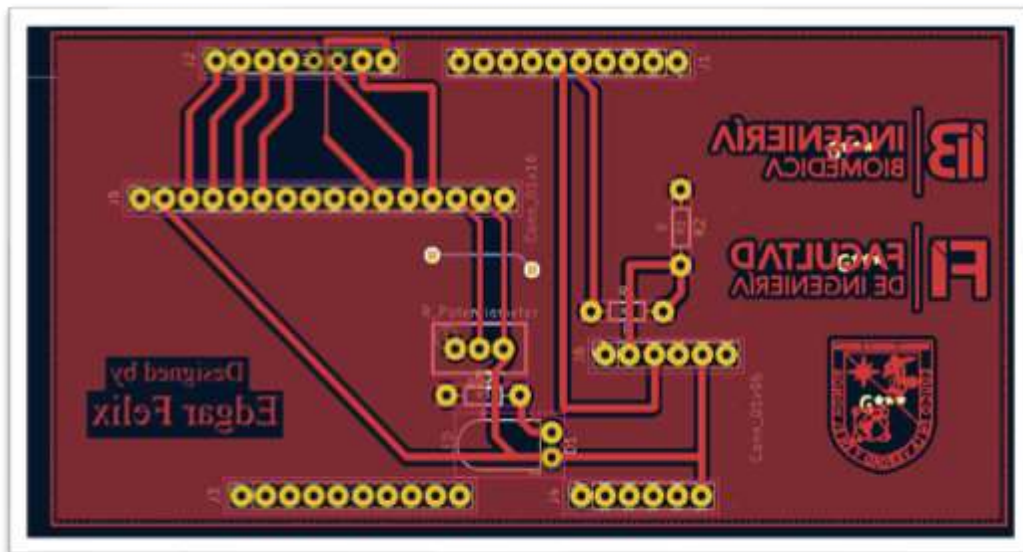
**Fig. 27.** Diseño de placa para nivel 2, microcontrolador.



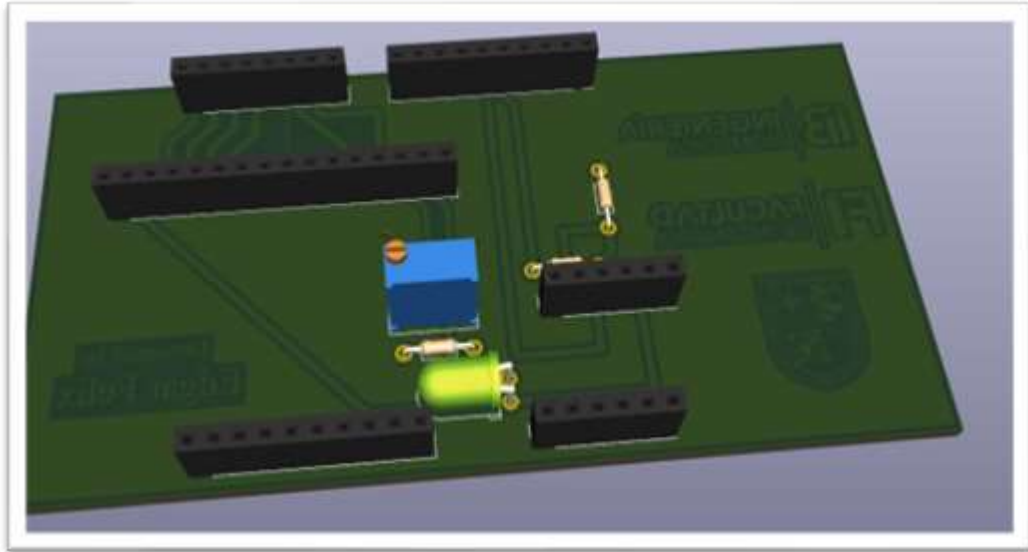
**Fig. 28.** Diseño 3d de placa para nivel 2, microcontrolador.

### Nivel 3:

El nivel 3 que se observa en la Fig. 29 y 30 consta del módulo de bluetooth que a su vez está conectado al microcontrolador, así como la LED, donde se verifica que el sistema este recibiendo correctamente la información.

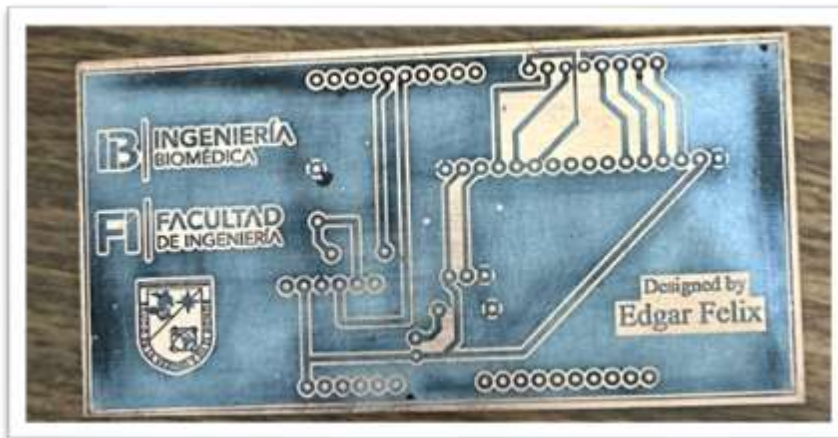


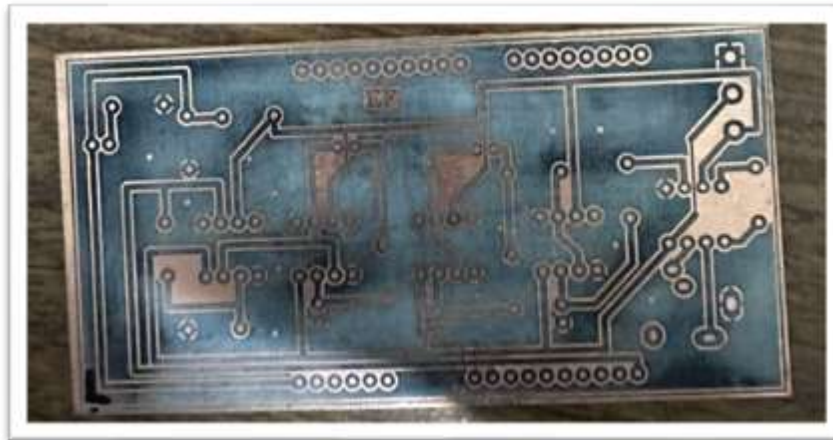
**Fig. 29.** Diseño de placa para nivel 3, LCD y modulo bluetooth.



**Fig. 30.** Diseño 3d de placa para nivel 3, LCD y modulo bluetooth.

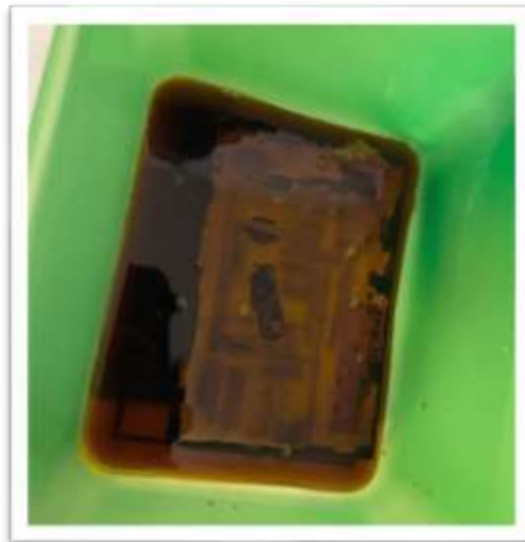
Para la realización de las PCB, se imprimió el diseño de cada placa en hojas transfer con una impresora de tinta láser, para posteriormente recortar la hoja y colocarla sobre la placa fenólica limpia, en la parte del cobre, después de esto se prosiguió a colocar encima una plancha de vapor, en su máxima capacidad, esto durante 5 minutos aproximadamente, para dar como resultado la impregnación de la tinta en la placa como se observa en la Fig. 31.





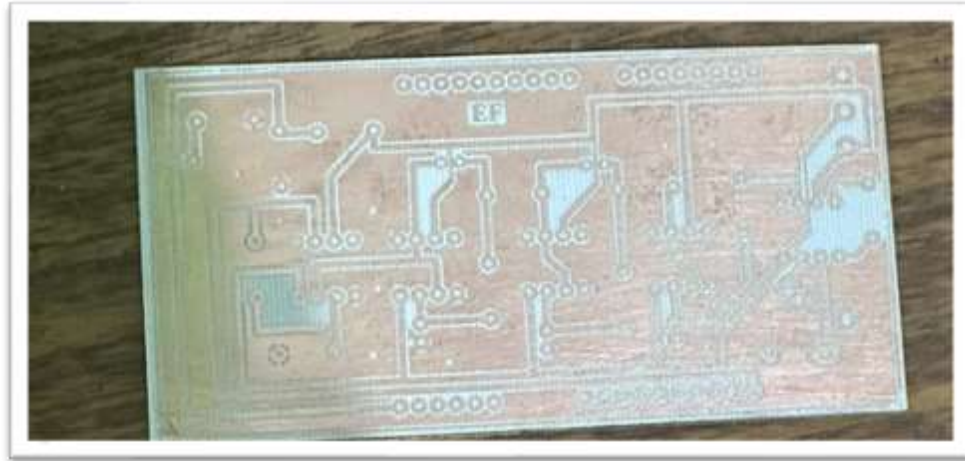
**Fig. 31.** Placas fenólicas con la tinta adherida después de aplicar calor.

Posterior a esto, se limpian las placas y se someten a cloruro férrico, que lo que hace es remover el cobre de la placa donde no hay tinta, dejando así el conducto del circuito listo. Este proceso se hace sometiendo la placa directamente al cloruro férrico durante aproximadamente 20 minutos, para después proceder a enjuagar con agua como se observa en la Fig. 32.



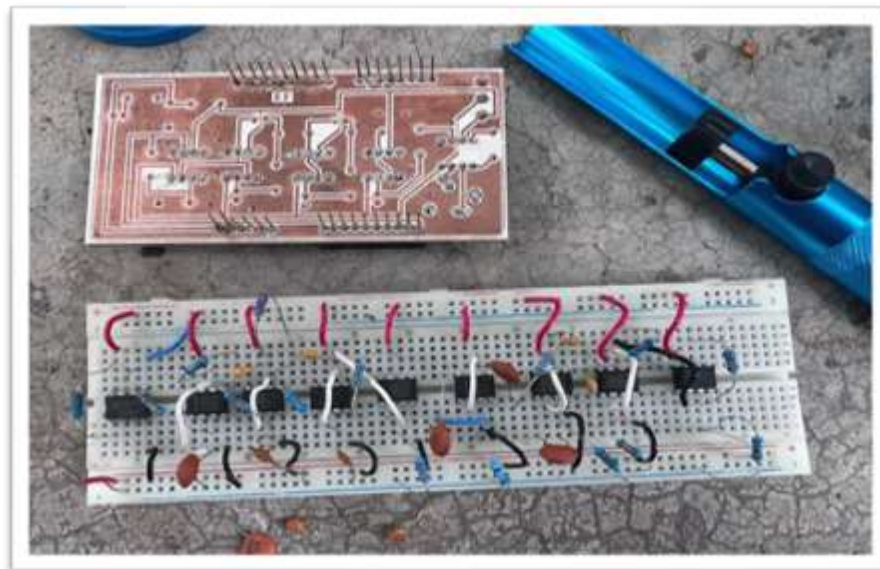
**Fig. 32.** Placa en tratamiento de cloruro férrico.

Para finalizar, se limpia la placa del cloruro férrico, y se procede a su perforación con brocas de 1mm, como se observa en la Fig. 33.



**Fig. 33.** Placa fenólica después de limpiar el exceso de cloruro férrico y tinta.

Después de perforar se procede a trasladar el circuito de prueba de la protoboard a la PCB para posteriormente soldarlo como se observa en la Fig. 34.



**Fig. 34.** Circuito montado en la placa después de perforar y soldar.

Una vez que se tuvieron los circuitos perfectamente soldados, se procede a ensamblarlos por niveles uno encima del otro con el orden anteriormente mencionado, alimentándolos para comenzar a realizar pruebas, como se observa en la Fig. 35.



**Fig. 35.** Circuitos conectados entre sí, perfectamente embonados.

Después de tener el sistema listo, se prosiguió con la adquisición de los datos.

#### **IV.4. Adquisición de base de datos**

Finalmente, se realizan pruebas del sistema en diversas condiciones de operación para validar su funcionalidad y precisión. Estas pruebas incluyen la toma de muestras con el dispositivo para evaluar su desempeño en condiciones reales, asegurando así su eficacia en la detección temprana de trastornos oculares en comunidades con limitado acceso a servicios médicos.

Dichas pruebas se llevarán a cabo en el laboratorio de diseño, el cual se encuentra en el Centro de Tecnologías para la Vivienda (CETEVÍ), en Campus Centro Universitario de la Universidad Autónoma de Querétaro, se invitará a participar en el estudio a 25 personas voluntarias de la comunidad universitaria a través de una invitación en los grupos donde el investigador toma clases. Se proporcionará información detallada sobre el proyecto, sus objetivos y la naturaleza de las pruebas a realizar.

Los participantes seleccionados fueron los primeros 25 interesados después de extender la invitación, y no se les impuso ningún riesgo en las pruebas. Los participantes no debieron cumplir ningún tipo de requisitos en especial de salud, género o sector poblacional, se sabe de antemano por la extensión de la invitación que eran alumnos de licenciatura mayores de edad, únicamente esa fue la condición que debían cumplir, debido a que las pruebas en esta investigación no ponen en riesgo la salud del paciente, no se solicitó ningún documento personal. Se garantizó la confidencialidad de su participación y se les informó sobre su derecho a retirarse en cualquier momento.

Antes de iniciar las pruebas, se explicó en detalle el procedimiento, los objetivos del estudio y cualquier otra información relevante. Se respondió todas las preguntas y se aclararon las dudas que pudieron tener los participantes. Solicitando a cada uno de ellos que firmen un formulario de consentimiento informado y un acuerdo de confidencialidad, donde se indicó su pleno conocimiento y consentimiento para participar en el estudio. Este formulario incluyó información sobre los objetivos del estudio, los procedimientos, los posibles riesgos y la confidencialidad de los datos.

Cada participante fue sometido a pruebas de evaluación ocular utilizando el sistema EOG en un entorno de laboratorio adecuado. El procedimiento fue indoloro, no invasivo y de máximo 15 minutos por participante. Al finalizar el estudio, se agradeció a los participantes su colaboración y se les brindó la oportunidad de hacer cualquier retroalimentación sobre su experiencia en el proyecto.

A los participantes se les indicaba el área de colocación del electrodo, y ellos con las yemas de los dedos aplicaban presión alrededor de todo el electrodo, esto para que pegara bien en el área indicada. En seguida se colocaron los cables en cada electrodo y se encendió el sistema.

Para verificar que el sistema estuviera funcionando correctamente se verificaba en la LCD el número dentro de ella, ya que aquí se mostraba un número de 0 a 1023, el cual al estar dentro de este rango significaba que el EOG estaba realizando bien su trabajo, también como segundo aspecto a tomar en cuenta previo a la realización de la prueba, era que el número estuviera fluctuando relativamente rápido, y no se mantuviera estático, esto indicaba que la lectura se estaba realizando correctamente en el tiempo determinado.

Posterior a esto se le indicaba al participante el inicio de la prueba, pidiéndole que se relajara, se posicionara cómodamente como él considerara y cerrara sus ojos, al hacer esto se iniciaba la prueba,

en donde por 10 segundos el participante mantenía esta postura, para después indicarle justo antes de cumplir los 10 segundos, los cuales estaban marcados en el programa, que abriera los ojos y mantuviera su vista al centro, cabe resaltar que el tema de los parpadeos involuntarios no fue controlado, y el participante podía realizarlo sin problema a lo largo de la prueba, esto ya que al mantener la mirada fija durante un lapso de tiempo se puede llegar a reseca la vista y se tiene que lubricar con un parpadeo.

Pasados 10 segundos y siguiendo con el protocolo se le indico al participante que desviara su vista hacia arriba, esto sin girar la cabeza, únicamente la vista, posteriormente hacia abajo durante 10 segundos más, a continuación hacia la izquierda por otros 10 segundos, y después a la derecha, para luego volver a mirar al centro por el mismo tiempo, después de esto se le indico al participante que debía realizar 5 parpadeos de forma consecutiva, a la velocidad que el considerara normal para un parpadeo de él, igualmente se destinaron 10 segundos para este segmento, sin embargo si el participante finalizaba antes del tiempo acordado debía mirar hacia el centro, finalmente se le pidió al participante cerrar los ojos, nuevamente por un lapso de 10 segundos, y después se le indico que debía abrirlos y mirar hacia arriba, esto ya únicamente para tiempo de control, aquí el tiempo no fue de 10 segundos, si no de 6 y el programa automáticamente paraba y dejaba de captar datos después de esto.

Al finalizar la prueba, se pidió a los participantes que se relajaran y se guardaba dicha señal con las iniciales que el participante mencionara correspondientes a su nombre y apellido, esto para mantener la confidencialidad de los datos y que fueran archivados en la base de datos únicamente como de una persona, sin saber de quién en particular es la señal.

Al terminar de guardar la señal se le preguntaba al participante si estaba listo para iniciar la segunda prueba, con el mismo protocolo, y así una tras otra hasta llegar a 5 pruebas por participantes, al finalizar se le daba el agradecimiento y se le invitaba a estar informado de los posibles resultados que pueda llegar a tener dicha investigación.

Así se pasaron uno por uno a los 25 participantes interesados, generando una matriz de pruebas de 125 pruebas en total, como se pueden observar algunos participantes en la Fig. 36.



**Fig. 36.** Pruebas realizadas a diferentes participantes.

#### **IV.5. Procesamiento de datos obtenidos**

El proceso de extracción de parámetros de las señales obtenidas para el modelo de aprendizaje máquina se realizó mediante la normalización y segmentación de los datos para garantizar una

representación adecuada para la extracción de características de cada movimiento, donde parámetros como la media, la desviación estándar y los valores mínimos y máximos de las señales son considerados. Estos valores serán utilizados para el entrenamiento de los modelos de aprendizaje máquina propuestos, donde los mejores indicadores estadísticos serán elegidos para cuantificar y clasificar los trastornos de la personalidad estudiados.

Para empezar, se hizo la carga y grafica de los datos en crudo, el procedimiento siguiente carga los datos en la memoria local de la computadora. Los datos se almacenan de forma local en la variable DATA, como se observa en la siguiente parte del código:

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
%                               Universidad Autónoma de Querétaro
%                               ALGORITMO DE PROCESAMIENTO DE SEÑALES EOG
%
%                               Felix García Edgar António      Dr. González Córdoba J. Luis
%                               felixgar1326@gmail.com          jose.gonzalez.cordoba@uaq.mx
%                               FACULTAD DE INGENIERÍA
%                               Marzo/2025
%
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
close all; clear; clc;

load('EOG.mat');
[ndatos, nsignals] = size(DATA);
k = 1: ndatos;
Ts = 0.155;

figure('Name','EOG Signals','NumberTitle','Off','Color',[1 1 1]);
subplot(2,1,1); grid on;
axis([k(1) k(end) -0.5 1.1*max(DATA, [], 'all')]);
hold on;

for i = 1:nsignals
    plot(k,DATA(:,i),'LineWidth',1.5);
end

```

```

end
hold off;

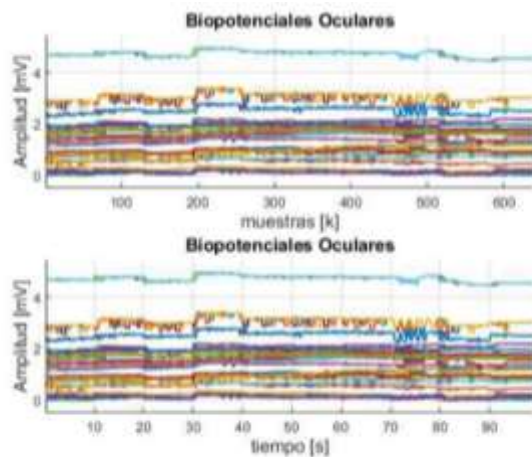
title('Biopotenciales Oculares','FontName','Arial','FontSize',12);
xlabel('muestras [k]','FontName','Arial','FontSize',12);
ylabel('Amplitud [mV]','FontName','Aral','FontSize',12);

subplot(2,1,2); grid on;
axis([Ts*k(1) Ts*k(end) -0.5 1.1*max(DATA, [], 'all')]);
hold on;
    for i = 1:nsignals
        plot(Ts.*k,DATA(:,i),'LineWidth',1.5);
    end
hold off;

title('Biopotenciales Oculares','FontName','Arial','FontSize',12);
xlabel('tiempo [s]','FontName','Arial','FontSize',12);
ylabel('Amplitud [mV]','FontName','Aral','FontSize',12);

```

Esto para generar como resultado la gráfica presentada en la Fig. 37:

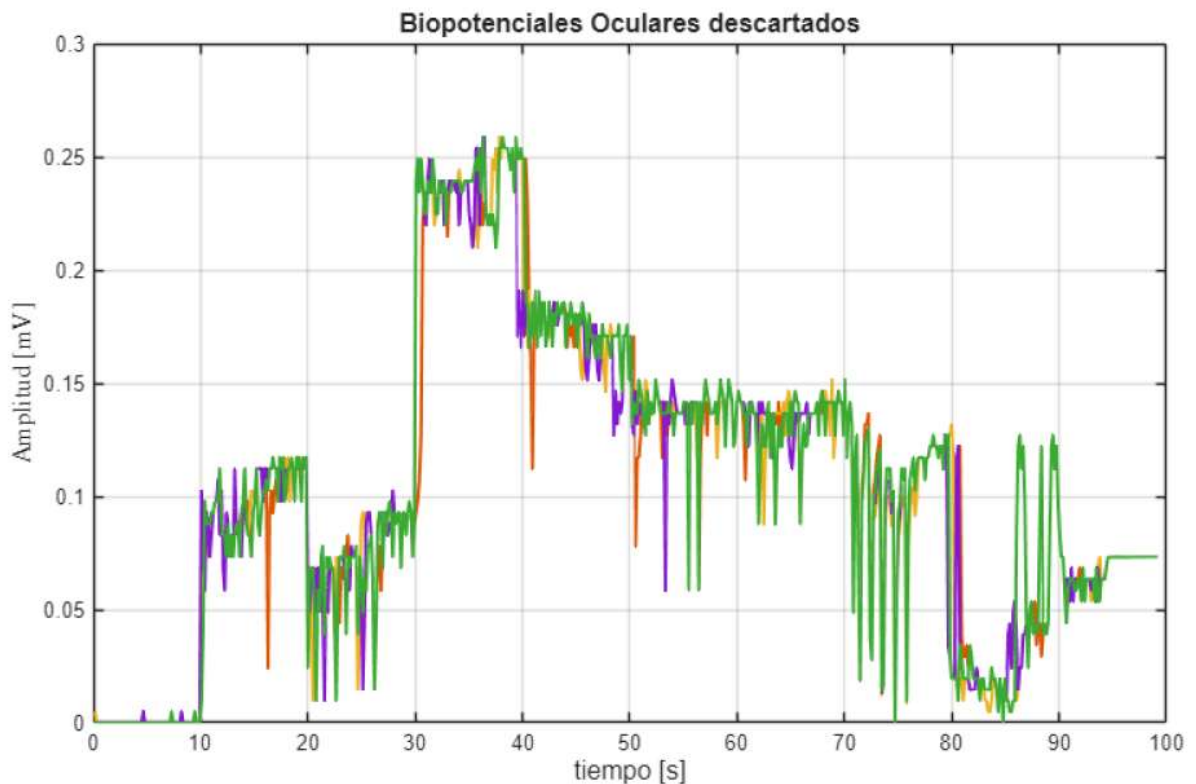


**Fig. 37.** Resultados obtenidos en las pruebas EOG.

De los datos mostrados se puede observar que las señales de los biopotenciales del sujeto de prueba 01, cinco primeras señales tienen valores de amplitud igual a cero en la primera clase (10 primeros segundos) de las señales de los biopotenciales (Cerrar los ojos). Estas señales se muestran a continuación:

```
figure('Name','Biopotenciales descartados','NumberTitle','Off','Color',[1 1 1]);  
plot(Ts*k,DATA(:,1:5),'LineWidth',1.5);grid on;  
title('Biopotenciales Oculares  
descartados','FontName','Arial','FontSize',12);  
xlabel('tiempo [s]','FontName','Arial','FontSize',12);  
ylabel('Amplitud [mV]','FontName','Aral','FontSize',12);
```

Generando la siguiente representación gráfica mostrada en la Fig. 38.



**Fig. 38.** Grafica de biopotenciales oculares descartados.

Estos niveles de amplitud igual a cero son críticos debido a la inconsistencia que se presenta a la hora de realizar el cálculo de las características estadísticas (FTS). Debido a esto, estas señales se descartaron, teniendo como referencia la nueva matriz de datos EOG:

```
DATAV02 = DATA(:,6:end); % Matriz de datos EOG sin los primeros 5
                        % biopotenciales
```

En base a la metodología, y conforme a los resultados obtenidos en la previa ilustración, podemos ver que hay una afectación en el nivel de offset de las señales entre participantes diferentes, es decir, que hubo algún factor que pudo intervenir de manera significativa en el desplazamiento de la señal a través del voltaje (eje y), sin embargo, este desplazamiento solo se da entre participantes y no entre pruebas, esto es que en las 5 pruebas realizadas a cada participante, si existe un mismo nivel de offset de la señal, y es cuando hay un cambio de participante cuanto este mismo se ve afectado, en algunas ocasiones tan solo por unos pocos milivolts, y en otros casos por un valor más grande de voltaje, esto por una posible sobrecarga del sistema, o un cambio considerable en la genética del participante en cuestión.

A continuación, se prosiguió segmentar las señales con la finalidad de extraer los vectores de características de cada una de las pruebas realizadas durante la toma del electrooculograma. Se realizó un algoritmo de procesamiento básico en el que se recorta la señal en periodos de 10 segundos. Dado que el periodo de muestreo al que fueron tomadas las muestras es  $T_s = 0.155s$ , el número de muestras de cada característica puede encontrarse mediante la ecuación 25:

$$K = \frac{\Delta t}{T_s} \quad (25)$$

Por lo que:

$$K = \frac{10 \text{ seg}}{0.155} = 64.5161 \text{ muestras} \quad (25)$$

Finalmente, el número de muestras se redondea al entero más cercano, en este caso  $K = 64$ ; Para poder utilizar el algoritmo de extracción de categorías se debe completar la matriz de datos con las 640 muestras para tener un número exacto de categorías de 10. El algoritmo de extracción de categorías es el siguiente:

```

[ndatos, nsignals] = size(DATAV02); % Número de datos por Biopotencial
                                % Número de señales de Biopotenciales

nmuestras = 64;      % Número de datos que tiene cada categoría en la
                    % ventana de tiempo de 10 segundos
nclases = 10;       % Número de clases diferentes en los Biopotenciales

% numero de renglones/ Numero de columnas/ Número de clases
MatClass = zeros(nmuestras,nsignals,nclases); % Inicialización de la
                                                % Matriz de clases

iterador = 1; % Variable de iteración para las categorías

    for clase = 1:nclases % iteración de las clases
        MatClass(:, :, clase) = DATAV02((iterador:iterador + (nmuestras - 1)), :);
        iterador = iterador + nmuestras;
    end

% Matriz de nombre de clases
catname(1,:) = 'Cerrar ojos';
catname(2,:) = 'Abrir ojos ';
catname(3,:) = 'Marriba  ';
catname(4,:) = 'Mabajo   ';
catname(5,:) = 'Mizquierda ';
catname(6,:) = 'Mderecha  ';
catname(7,:) = 'Mcentro   ';
catname(8,:) = 'Parpadeos  ';
catname(9,:) = 'Cerrar ojos';
catname(10,:) = 'Abrir ojos';

kc = 1:nmuestras; % Vector de muestras de clases
figure('Name','Clases de Biopotenciales','NumberTitle','Off','Color',[1 1 1]);

    for nclas = 1:nclases
        subplot(2,5,nclas);plot(Ts.*kc,MatClass(:, :, nclas));grid on;
        title(classname(nclas, :),'FontName','Arial','FontSize',12);
    end

```

```

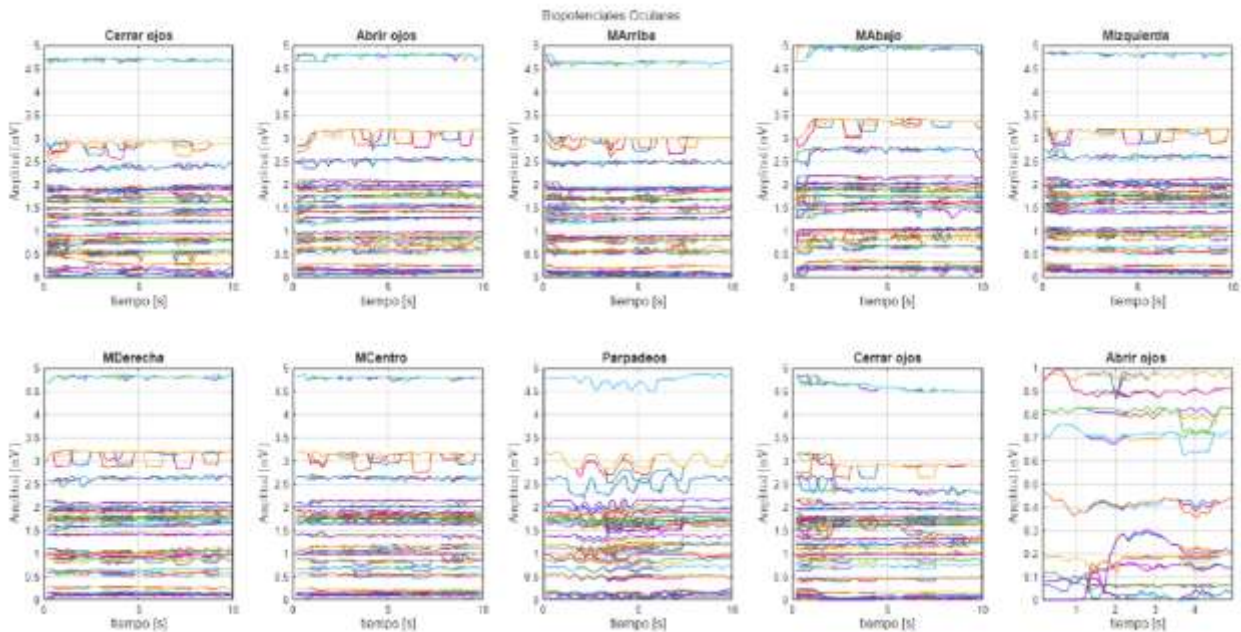
xlabel('tiempo [s]','FontName','Arial','FontSize',12);
ylabel('Amplitud [mV]','FontName','Aral','FontSize',12);

end

sgtitle('Biopotenciales Oculares','FontName','Arial','FontSize',12);
subplot(2,5,10);axis([Ts*kc(1) Ts*kc(32) 0 1]);

```

Obteniendo los resultados presentados en la Fig. 39.



**Fig. 39.** Graficas segmentadas por movimiento.

Como se puede observar en la Fig. 39, los resultados son muy variables, y existe gran diferencia en cuanto a desplazamiento de amplitud (eje y) de las señales dentro de un mismo movimiento, sin embargo, este nivel de offset no es impedimento para destacar las características de cada movimiento.

Para empezar en la figura correspondiente a cerrar los ojos, que fue el inicio de la prueba, la señal permanece lo más estable a diferencia de las otras pruebas, en esta podemos observar que si bien no es una línea sin variaciones, ya que aunque los músculos estén relajados, se sigue llevando a cabo la actividad eléctrica, esta es mínima en este movimiento, y es que los picos de actividad o variaciones

entre la señal oscilan entre los 0.025 a 0.05 mV, esto es una cantidad muy pequeña a comparación de otros movimientos.

Al abrir los ojos y mirar hacia el centro se pudo observar como la señal toma una ganancia, esta es muy perceptible a la vista, ya que se ve como la señal aumenta su valor y continúa dando valores más altos de los que estaba dando y continua bajo este umbral, además de que aquí los picos eléctricos de la señal igualmente aumentan su valor, dando oscilaciones de alrededor de 0.1 mV, que es casi lo doble de cuando el participante tenía los ojos cerrados.

Después de esto podemos observar como el participante al mirar hacia arriba genera un decaimiento en los valores de la señal, a valores más bajos que incluso cuando se tenía los ojos cerrados, este movimiento es uno de los más perceptibles dado que los electrodos están de forma vertical, es decir que este y el movimiento de mirar hacia abajo, van a ser los que mayor diferencia van a tener en cuanto a los otros, y los que el sistema más fácil va a detectar, para esto los valores caen, sin embargo las oscilaciones entre la señal se mantienen en alrededor de 0.1 mV.

Al mirar hacia abajo, de nuevo hay un cambio abrupto en los valores de la señal, y se ve claramente como la señal sube sus niveles a los más altos hasta ahora registrados, y se mantiene ahí como en el caso anterior, con oscilaciones del mismo nivel.

Al hacer los siguientes movimientos a la izquierda, derecha y al centro, podemos observar como el cambio ya no es tan abrupto y notorio como en los casos anteriores, más bien permanece en el mismo rango de valores, para estos tres, esto debido a que el sistema es menos sensible a movimientos horizontales, debido a la posición de los electrodos. Aquí para estos tres casos las oscilaciones de la señal de igual manera disminuyen de 0.05 a 0.1 mV.

Para finalizar tenemos los resultados de la etapa de parpadeos, que es en donde se obtuvieron mejores resultados, los parpadeos sin duda alguna fue la etapa de mejor reconocimiento del EOG, ya que al parpadear se ve como hay notablemente un pico de voltaje, el cual se repite en las 5 o más ocasiones que el participante parpadeara, dichos picos tienen una diferencia entre sus máximos y mínimos de alrededor de 0.5 mV, lo que los hace demasiado visibles a comparación de los valores de resultados anteriormente mencionados.

La normalización de datos se realiza posterior al proceso de extracción de cada una de las diez categorías realizadas en el protocolo. Para la normalización de datos se utiliza la fórmula de la recta, donde en el eje horizontal se posicionan los valores mínimos y máximos de cada una de las señales de los biopotenciales, y los valores en el eje vertical representan los valores 0 y 1 de la normalización. Esta normalización se realiza mediante la ecuación 26:

$$DATA_{Norm} = \frac{(DATA - \min(DATA))}{\max(DATA) - \min(DATA)} \quad (26)$$

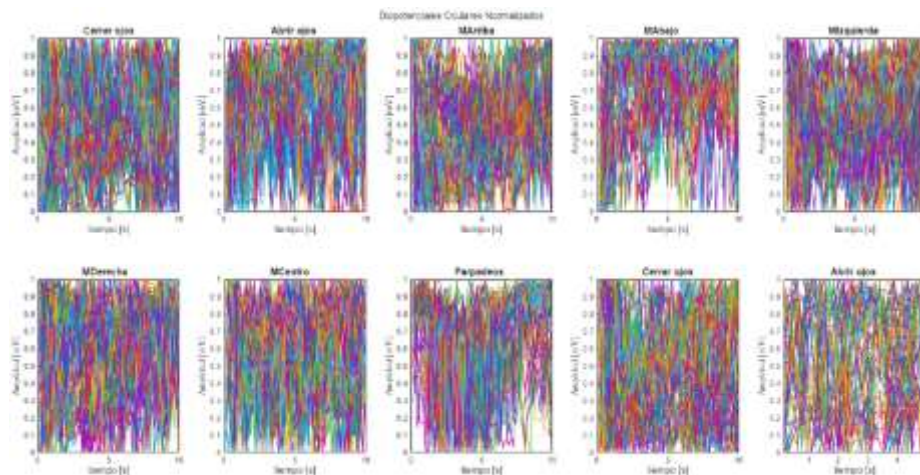
Y mediante el siguiente código:

```
MatCatN = zeros(nmuestras,nsignals,ncategorias);
for ncat = 1:ncategorias
    for nsig = 1:nsignals
        MatCatN(:,nsig,ncat) = (MatCat(:,nsig,ncat) - ...
            min(MatCat(:,nsig,ncat)))./(max(MatCat(:,nsig,ncat)) - ...
            min(MatCat(:,nsig,ncat)));
    end
end
figure('Name','Biopotenciales Normalizados','NumberTitle','Off','Color',[1 1 1]);

for ncat = 1:ncategorias
    subplot(2,5,ncat);plot(Ts.*kc,MatCatN(:,:,ncat));grid on;
    title(catname(ncat,,:), 'FontName','Arial','FontSize',12);
    xlabel('tiempo [s]','FontName','Arial','FontSize',12);
    ylabel('Amplitud [mV]','FontName','Aral','FontSize',12);
end

sgtitle('Biopotenciales Oculares Normalizados','FontName','Arial','FontSize',12);
subplot(2,5,10);axis([Ts*kc(1) Ts*kc(32) 0 1]);
```

Generando el siguiente resultado presentado en la Fig. 40.



**Fig. 40.** Graficas segmentadas y normalizadas de cada movimiento.

Finalmente se separarán el 80 por ciento de las señales para el entrenamiento de los algoritmos y el 20 por ciento para validación. El procedimiento de separación se realiza de manera aleatoria por medio de la función `randi`. La separación de datos de entrenamiento solo se realiza una vez mediante el siguiente código:

```

proc = 130*80/100;           % Número de señales equivalentes al 80%

sE = randperm(130,proc)';   % Índice Señales de entrenamiento
iE = sort(sE);              % Índice de señales de entrenamiento ascendente

75ri ('iE','iE');          % Almacena el vector de índices en una
archivo.mat

load('iE.mat');            % Cargamos el vector de índices de entrenamiento
load('iV.mat');            % Cargamos el vector de índices de validación

```

Con la finalidad de mostrar la separación correcta del algoritmo de separación de los biopotenciales por cada una de las categorías del protocolo, se realizó la siguiente comparación entre la señal completa de los biopotenciales, versus la composición de cada una de las clases en el biopotencial 1, siguiendo el siguiente código:

```

figure('Name','Validación del algoritmo de separación','NumberTitle','Off',
'Color',[1 1 1]);

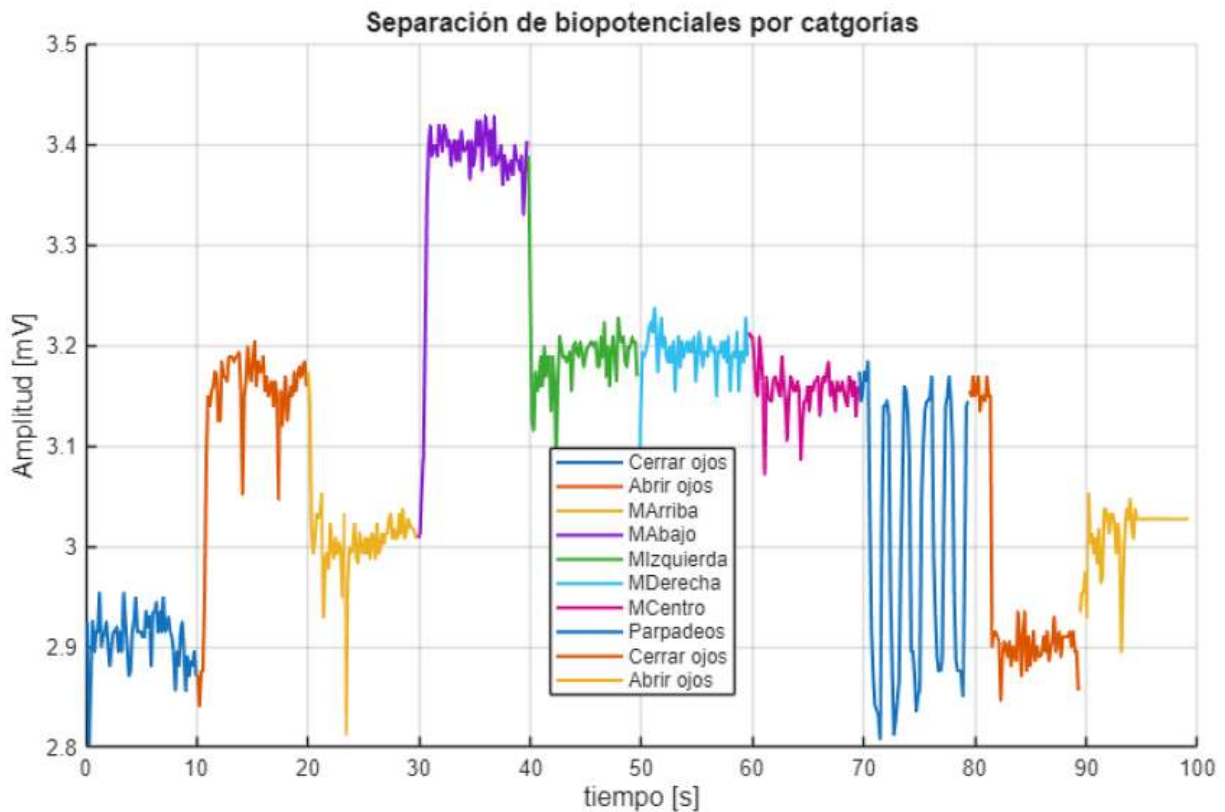
% plot(Ts.*k,DATAV02(:,1),'b','LineWidth',1.5);
76ri don;
title('Separación de biopotenciales por
categorías','FontName','Arial','FontSize',12);
xlabel('tiempo [s]','FontName','Arial','FontSize',12);
ylabel('Amplitud [mV]','FontName','Arial','FontSize',12);
hold on;

    plot(Ts.*k(1:64),MatClass(:,1,1),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(65:64*2),MatClass(:,1,2),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(129:64*3),MatClass(:,1,3),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(193:64*4),MatClass(:,1,4),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(257:64*5),MatClass(:,1,5),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(321:64*6),MatClass(:,1,6),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(385:64*7),MatClass(:,1,7),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(449:64*8),MatClass(:,1,8),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(513:64*9),MatClass(:,1,9),'LineWidth',1.5);
    plot(Ts.*k(577:64*10),MatClass(:,1,10),'LineWidth',1.5);

hold off;
legend(classname,'Location','best');

```

Que se pueden observar gráficamente en la Fig. 41.



**Fig. 41.** Grafica de la separación de biopotenciales por categorías.

Los valores estadísticos se calcularán tomado como referencia una ventana de tiempo de 10 segundos (64 muestras). Cada valor estadístico se guarda en una matriz tridimensional con la siguiente sintaxis:

*Nombre del indice = [muestras/señales/clase];*

```
ncharacteristicas = 10; % Número de características estadísticas [STF]
resolucion = 1; % Variable para dividir muestras [1 -> 64 muestras o 10 s]
% [2 -> 32 muestras o 05 s]
sizedat = floor(nmuestras/resolucion); % Tamaño de datos para el análisis
nsegmentos = resolucion; % Número de segmentos para la división de la clase

% El algoritmo para el cálculo de las características estadísticas de diseño
% bajo el siguiente Patrón de Cálculo:
% rms(1) = MatCatN((1:6),6,1);
```

```

% rms(2) = MatCatN((7:12),6,1);
% rms(3) = MatCatN((13:18),6,1);
% rms(4) = MatCatN((19:24),6,1);
% rms(5) = MatCatN((25:30),6,1);
% rms(6) = MatCatN((31:36),6,1);
% rms(7) = MatCatN((37:42),6,1);
% rms(8) = MatCatN((43:48),6,1);
% rms(9) = MatCatN((49:54),6,1);
% rms(10) = MatCatN((55:60),6,1);

v_rms = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_media = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_varianza = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_desvest = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_minimos = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_rango = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);

auxvec = 1:sizedat:nsegmentos*sizedat; % Vector auxiliar
for k = 1:nclases
    for j = 1:nsignals
        for i = 1:nsegmentos
            v_rms(i,j,k) = rms(MatClass((auxvec(i):i*sizedat),j,k)); %RMS
            v_media(i,j,k) = mean(MatClass((auxvec(i):i*sizedat),j,k)); %Media
            v_varianza(i,j,k) = var(MatClass((auxvec(i):i*sizedat),j,k)); %Varianza
            v_desvest(i,j,k) = std(MatClass((auxvec(i):i*sizedat),j,k)); %Desv Estand
            v_maximos(i,j,k) = max(MatClass((auxvec(i):i*sizedat),j,k)); %Maximos
            v_minimos(i,j,k) = min(MatClass((auxvec(i):i*sizedat),j,k)); %Mínimos
        end
    end
end

v_SF = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
raiz = zeros(nmuestras,nsignals,nclases);
suma = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
for k = 1:nclases
    for j = 1:nsignals

```

```

        v_SF(:,j,k) = v_rms(:,j,k)./v_media(:,j,k); % Factor de forma
        raiz(:,j,k) = MatClass(:,j,k).^(1/2); % Raíz Media Cuadrada (SMR)
    end
end

for k = 1:nclases
    for j = 1:nsignals
        for i = 1:nsegmentos
            suma(i,j,k) = suma(i,j,k) + sum(raiz((auxvec(i):i*sizedat),j,k));
            v_rango(i,j,k) = v_maximos(i,j,k) - v_minimos(i,j,k); % Rango
        end
    end
end

v_smr = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_SF_RMR = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_cf = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
v_if = zeros(nsegmentos,nsignals,nclases);
for k = 1:nclases
    for j = 1:nsignals
        v_smr(:,j,k) = (suma(:,j,k)./sizedat).^2; % SMR
        v_SF_RMR(:,j,k) = v_smr(:,j,k)./v_media(:,j,k); % Fator de forma SMR
        v_cf(:,j,k) = abs(v_maximos(:,j,k)./v_rms(:,j,k)); % Factor Cresta
        v_if(:,j,k) = v_maximos(:,j,k)./v_media(:,j,k); % Factor Impulso
    end
end
end

```

El Siguiete Script genera la matriz de características estadísticas en el tiempo (STF-Matrix). Para poder generar la matriz, las matrices tridimensionales de cada índice estadístico deben estar generadas.

La lista de características estadísticas se presenta a continuación:

- 1.-Media [Med]
- 2.-Valor Cuadrático Medio [RMS]

- 3.-Varianza [Var]
- 4.-Desviación Estándar [std]
- 5.-Factor de Forma [FF]
- 6.-Rango [Ran]
- 7.-Raiz Media Ciadrática [SMR]
- 8.-Factor de Forma del SMR [FF-SMR]
- 9.-Factor Cresta [FC]
- 10.-Factor Impulso [FI]

La primera columna enuncia el número de categoría, codificada como se muestra en las líneas anteriores:

```

for class = 1:nclases % Iteración de clases
    C_MED = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_RMS = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_VAR = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_STD = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_FF = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_RAN = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_SMR = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_FF_SMR = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_FC = zeros(nsegmentos,nsignals);
    C_FI = zeros(nsegmentos,nsignals);

    for i = 1:nsignals
        C_MED(:,i) = v_media(:,i,class);
        C_RMS(:,i) = v_rms(:,i,class);
        C_VAR(:,i) = v_varianza(:,i,class);
        C_STD(:,i) = v_desvest(:,i,class);
        C_FF(:,i) = v_SF(:,i,class);
        C_RAN(:,i) = v_rango(:,i,class);
        C_SMR(:,i) = v_smr(:,i,class);
        C_FF_SMR(:,i) = v_SF_RMR(:,i,class);
        C_FC(:,i) = v_cf(:,i,class);
        C_FI(:,i) = v_if(:,i,class);
    end
vecmed = C_MED(:);
vecrms = C_RMS(:);
vecvar = C_VAR(:);
vecstd = C_STD(:);

```

```

vecff = C_FF(:);
vecran = C_RAN(:);
vecsmr = C_SMR(:);
vecff_smr = C_FF_SMR(:);
vecfc = C_FC(:);
vecfi = C_FI(:);

vecclass = class.*ones(length(vecmed),1); % Vector de clases

STF_MATRIX = [vecclass vecmed vecrms vecvar vecstd vecff vecran
vecsmr...vecff_smr vecfc vecfi];
save(['STF_C',num2str(class)],"STF_MATRIX");
end

% *MATRIZ DE NOMBRE DE LAS CARACTERISTICAS ESTADISTICAS [COLUMNAS STF]*
idxname(1,:) = "CLASE";
idxname(2,:) = "MEDIA";
idxname(3,:) = "RMS";
idxname(4,:) = "VARIANZA";
idxname(5,:) = "STD";
idxname(6,:) = "FF";
idxname(7,:) = "RANGO";
idxname(8,:) = "SRM";
idxname(9,:) = "FF-SRM";
idxname(10,:) = "FC";
idxname(11,:) = "FI";

```

En consiguiente se generó la matriz de características estadísticas. La matriz de características estadísticas tiene la siguiente forma:

*Categoria/MED/RMS/VAR/STD/FF/RAN/SRM/FF-SMR/FC/FI*

Siguiendo el siguiente código:

```

a = load("STF_C1.mat");
b = load("STF_C2.mat");
c = load("STF_C3.mat");
d = load("STF_C4.mat");
e = load("STF_C5.mat");
f = load("STF_C6.mat");
g = load("STF_C7.mat");
h = load("STF_C8.mat");
i = load("STF_C9.mat");
j = load("STF_C10.mat");

% MATRIZ DE TODAS LAS CARACTERISTICAS
STF_MATRIX = [a.STF_MATRIX;
              b.STF_MATRIX;
              c.STF_MATRIX;
              d.STF_MATRIX;
              e.STF_MATRIX;
              f.STF_MATRIX;
              g.STF_MATRIX;

```

```

        h.STF_MATRIX;
        i.STF_MATRIX;
        j.STF_MATRIX];

stfmatrix(:, :, 1) = a.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 2) = b.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 3) = c.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 4) = d.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 5) = e.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 6) = f.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 7) = g.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 8) = h.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 9) = i.STF_MATRIX;
stfmatrix(:, :, 10) = j.STF_MATRIX;

```

Al obtener los resultados se establece que se tiene que trabajar con los valores normalizados.

#### **IV.6. Algoritmo de normalización.**

Algunas de las características de la señal que se utilizaran en la red neuronal se describen a continuación:

##### **Media.**

La media aritmética es el «centro de gravedad» o punto de equilibrio físico de un conjunto de datos, representando el valor que resultaría si el total se repartiera equitativamente. Técnicamente, es la suma de todos los valores dividida entre el número total de observaciones, situándose entre los extremos.

***Punto de Equilibrio (Centro de Masa):*** Si representamos los datos en un diagrama de puntos, la media es el lugar exacto donde una balanza se equilibraría.

***Reparto Equitativo:*** Físicamente, representa la cantidad que cada individuo o elemento recibiría si el total acumulado se dividiera en partes iguales (ej. repartir trozos de pizza).

**Representante Central:** Funciona como un "centro de gravedad" de la distribución de los datos, aunque puede ser afectada por valores extremos (atípicos).

**Aplicación Física:** Se utiliza en ingeniería y física para encontrar el punto promedio de mediciones, como la posición media o la magnitud promedio.

## **RMS.**

El valor RMS (Root Mean Square o Raíz Cuadrática Media) representa el valor efectivo de una magnitud variable (como corriente alterna, voltaje o vibraciones) que produce la misma disipación de potencia o energía que una señal constante o de corriente continua (DC) equivalente en una resistencia. Es la medida real de la potencia útil. Indica el nivel promedio de potencia o la energía real total entregada por una señal, sin importar su forma (sinusoidal, cuadrada, etc.).

A diferencia de la media aritmética, el RMS eleva los valores al cuadrado antes de promediarlos, lo que asegura que las amplitudes negativas también contribuyan positivamente a la magnitud energética, reflejando fielmente la magnitud real de la señal.

## **Varianza.**

Mide el promedio de las desviaciones al cuadrado de los datos respecto a su media, cuantificando físicamente la dispersión, inestabilidad o "ruido" en un conjunto de datos. Representa qué tan lejos están los valores del centro: una alta varianza indica gran dispersión y riesgo, mientras una baja indica agrupación.

### **Significado Físico y Características Clave:**

**Dispersión:** Es una medida de cuánto varían los valores entre sí y respecto al valor central.

**Volatilidad/Inestabilidad:** En física o finanzas, una varianza elevada denota un sistema inestable, volátil o con poca predictibilidad.

**Promedio Cuadrático:** Al elevar al cuadrado las diferencias (residuos), la varianza penaliza fuertemente los valores atípicos (lejanos a la media) y asegura un valor siempre positivo.

**Unidades:** A diferencia de la desviación estándar, la varianza no está en las mismas unidades que los datos originales, sino en unidades al cuadrado.

**Representatividad:** Una varianza pequeña significa que la media aritmética es muy representativa del conjunto, mientras que una alta varianza indica que la media es poco representativa.

### **Desviación Estándar.**

La desviación estándar representa físicamente el promedio de dispersión o separación de los datos con respecto a la media aritmética, expresando qué tan alejados están los valores del centro. Una desviación baja indica alta consistencia (datos cerca de la media), mientras que una alta desviación indica alta variabilidad o dispersión.

### **Factor de forma.**

El "factor de forma" en el contexto de conjuntos de datos, especialmente cuando se trata de análisis físico, experimental o de ingeniería, se refiere a una medida que describe la configuración geométrica, estructural o de distribución de los datos.

### **Rango.**

El rango de un conjunto de datos representa físicamente la amplitud total extensión o dispersión extrema de la información recolectada. Es la distancia numérica medida en las mismas unidades que los datos, entre el valor más pequeño (mínimo) y el más grande (máximo). Muestra cuánto "varían" los datos desde el punto más bajo hasta el más alto.

Un rango alto sugiere una mayor dispersión o separación entre los valores extremos, lo que implica baja predictibilidad o alta inconsistencia en un proceso. Un rango bajo indica que los datos están agrupados o concentrados, lo que sugiere un proceso más estable.

### **Raíz cuadrática media.**

La raíz cuadrática media (RMS, por sus siglas en inglés) representa la magnitud efectiva o el valor cuadrático promedio de un conjunto de datos, siendo esencial para medir señales variables (como

corriente alterna) o errores (RMSD). Se usa para describir la intensidad promedio de señales variables en el tiempo, como el ruido en sensores, vibraciones o la amplitud de ondas sonoras.

## Factor Cresta.

El factor de cresta (o crest factor en inglés) es una medida adimensional que define la relación entre el valor pico máximo (la cresta o el punto más alto) y el valor eficaz (RMS - Root Mean Square) de una forma de onda o conjunto de datos. Físicamente, representa qué tan "impulsiva" o "puntiaguda" es una señal en comparación con una onda senoidal pura, indicando la presencia de picos altos en relación con la energía promedio total de la señal.

El siguiente Script enmarca el algoritmo de entrenamiento para la clasificación de los Biopotenciales Oculares por medio del algoritmo KNN. En primera instancia, se grafica por clases las MEDIAS junto con los valores RMS de cada clase. Todos los datos se encuentran almacenados en la matriz STF\_MATRIX.

```
[ndat, ncaract] = size(STF_MATRIX);
STF_MATRIX_N(:,1) = STF_MATRIX(:,1); % Primero pasamos tal cual la columna
                                     % de clases a la matriz normalizada

% Finalmente pasamos todos los demás valores *NORMALIZADOS*:
for j = 2:ncaract
    STF_MATRIX_N(:,j) = (STF_MATRIX(:,j) - ...
        mean(STF_MATRIX(:,j)))/std(STF_MATRIX(:,j));
end

% *SEPARACIÓN DE DATOS DE ENTRENAMIENTO Y DATOS DE VALIDACIÓN*
npuntos = length(STF_MATRIX_N);
rango_completo = 1:npuntos;
proc = 80*npuntos/100; % Número de señales equivalentes al 80%

load('iE.mat'); % Cargamos el vector de índices de entrenamiento
load('iV.mat'); % Vargamos el vector de índices de validación

trainingMatrix = STF_MATRIX_N(iE,:);
validationMatrix = STF_MATRIX_N(iV,:);

% La matriz de características estadísticas tiene la siguiente forma:

% Categoría/MED/RMS/VAR/STD/FF/RAN/SRM/FF-SMR/FC/FI
CLA_ = 1; % Clase
MED_ = 2; % Media
RMS_ = 3; % Valor RMS
VAR_ = 4; % Varianza
STD_ = 5; % Desviación estándar
```

```

FF_ = 6; % Factor de forma
RAN_ = 7; % Rango
SRM_ = 8; % Raíz cuadrática media
FF_SRM = 9; % Factor de forma del SRM
FC_ = 10; % Factor cresta
FI_ = 11; % Factor impulso

```

#### IV.7. Algoritmo K-NN para la predicción de biopotenciales oculares.

Al final, como datos de entrenamiento se produjo una matriz de características estadísticas de los biopotenciales, las cuales contienen las siguientes características teniendo una dimensionalidad de 10:

*caracteristicas [Categoria/MED/RMS/VAR/STD/FF/RAN/SRM/FF-SMR/FC/FI]*

Debido a esto, el algoritmo KNN tendrá una dimensionalidad de 10, tomando en cuenta la Media, los valores RMS, la Varianza, la Desviación Estándar, el Rango y los valores SRM.

Para el cálculo de la distancia utilizamos la distancia euclidiana dada por la formula (27):

$$d_{(x_1x_2)} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{i1} - x_{i2})^2} \quad (27)$$

Siguiendo el siguiente código para su cálculo:

```

[npuntos, ncaract] = size(trainingMatrix);
valor = validationMatrix(250,:); % Punto para la clasificación
vector_resta = zeros(npuntos,ncaract-1);

for i = 1:npuntos
    vector_resta(i,:) = valor(1,2:ncaract) - trainingMatrix(i,2:ncaract);
end

vector_cuadrado = vector_resta.^2;
vector_cuadrado = vector_cuadrado';
vector_suma = sum(vector_cuadrado)';
distancia = sqrt(vector_suma);
matdistancia = [trainingMatrix(:,1), distancia];

knn = sortrows(matdistancia,2);

```

Para después hacer la segmentación de la clasificación bajo el siguiente script:

```

knumber = round(sqrt(length(knn(:,1)))); % Elección del número de vecinos knumber = sqrt{knn}
knumber = 5;
clase = zeros(nclases,1);

for i = 1:knumber
    if(knn(i,1) == 1)
        clase(1) = clase(1) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 2)
        clase(2) = clase(2) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 3)
        clase(3) = clase(3) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 4)
        clase(4) = clase(4) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 5)
        clase(5) = clase(5) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 6)
        clase(6) = clase(6) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 7)
        clase(7) = clase(7) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 8)
        clase(8) = clase(8) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 9)
        clase(9) = clase(9) + 1;
    elseif(knn(i,1) == 10)
        clase(10) = clase(10) + 1;
    end
end
cl = find(clase == max(clase)); % Encuentra el índice que tiene mayor
                             % número de vecinos

tx1 = sprintf("Predicción de Clase: %d",cl); % Texto para imprimir la clase
disp(tx1);

tx2 = sprintf("Clase real: %d",valor(1,1)); % Etiqueta de la clase del dato
disp(tx2);
disp(clase);

```

Obteniendo los siguientes resultados:

```

Predicción de Clase: 10
Clase real: 10
0
0
0
0
0
0
0
0
1
0
4

```

Dados estos resultados se procedió a predecir todas las clases de la matriz de validación con la finalidad de evaluar el desempeño del clasificador.

Comenzamos por tomar los datos de la matriz de características estadísticas STF\_MATRIX. Separaremos esta matriz de características que viene junto con las etiquetas de clase en un vector de clases [Y] y una matriz de características [X], bajo el siguiente código:

```
Y = STF_MATRIX(:,1); % Etiquetas de clase
X = STF_MATRIX(:,(2:11)); % Matriz de Características

Xnorm = zscore(X);

Xtrain = Xnorm(iE,:); % Datos de entrenamiento
Ytrain = Y(iE);
Xtest = Xnorm(iV,:); % Datos de prueba para la validación cruzada
Ytest = Y(iV);

% *Entrenamos el clasificador*
distipe = 'Euclidiana'; % Tipo de distancia
[nvec, ncaract] = size(Xtrain);
[nctest, ncartest] = size(Xtest);
difvector = zeros(nvec,ncaract); % Vector de diferencia
Ypred = zeros(nctest,1);
for t = 1: nctest
    for j = 1:nvec
        difvector(j,:) = Xtest(t,:) - Xtrain(j,:);
    end

    powvector = difvector.^2; % Vector de potencia
    powvector = powvector';
    sumvector = sum(powvector);
    sumvector = sumvector';
    raizvector = sqrt(sumvector);
    matdist = [Ytrain raizvector];
    matdistO = sortrows(matdist,2);
    clase = zeros(nclasses,1);
    for i = 1:knumber
        if(matdistO(i,1) == 1)
            clase(1) = clase(1) + 1;
        elseif(matdistO(i,1) == 2)
            clase(2) = clase(2) + 1;
        elseif(matdistO(i,1) == 3)
            clase(3) = clase(3) + 1;
        elseif(matdistO(i,1) == 4)
            clase(4) = clase(4) + 1;
        elseif(matdistO(i,1) == 5)
            clase(5) = clase(5) + 1;
        elseif(matdistO(i,1) == 6)
            clase(6) = clase(6) + 1;
        elseif(matdistO(i,1) == 7)
            clase(7) = clase(7) + 1;
        end
    end
end
```

```

elseif(matdist0(i,1) == 8)
    clase(8) = clase(8) + 1;
elseif(matdist0(i,1) == 9)
    clase(9) = clase(9) + 1;
elseif(matdist0(i,1) == 10)
    clase(10) = clase(10) + 1;
end
end
Ypred(t) = min(find(clase == max(clase)));
end
confusionchart(Ytest,Ypred);

```

Generando la matriz de confusión presentada en la Fig. 42.

1	23	2				1		1	1	1
2	2	15		1	1		2			
3	4	2	16		4	1		1	2	1
4		1	3	23		1	2	4		5
5	1	2		1	6	1	1	1	2	
6		1	2	1	1	7	3	2	5	
7	3	1	5	1	2	1	9	2		1
8	3			3	5			12		3
9	1	1	3		1		1	3	5	
10	3	1				3	3		1	16
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

**Fig. 42.** Matriz de confusión generada por el algoritmo de KNN.

Posterior a esto evaluamos el desempeño de la KNN mediante el siguiente script:

```

accuracy = sum(Ypred == Ytest)/length(Ytest);
tx = sprintf("Precisión = %f",accuracy);
disp(tx);

```

*Precisión = 0.528000*

Como se puede observar, el algoritmo de K-vecinos más cercanos con una distancia euclidiana y un número de vecinos  $k = 5$  obtiene una precisión del 52% en la clasificación de las clases.

Creemos que este número es dado entre otras cosas a factores como el número de datos, el número de muestras que se mantuvieron en la clase 10 para completar la ventana temporal de 10 segundos, las clases repetidas y a la poca variabilidad entre algunas clases como las clases 4, 8 y 10. Como lo muestra la matriz de confusión, las clases mejor clasificadas son la 1 y la 4.

Para esto se volvió a definir un script del algoritmo KNN, comenzando con la separación de los datos, como se muestra a continuación:

```
cv = cvpartition(Y, 'HoldOut', 0.1);  
  
Xtrain = Xnorm(training(cv), :);  
Ytrain = Y(training(cv));  
  
Xtest = Xnorm(test(cv), :);  
Ytest = Y(test(cv));
```

Para después continuar con el entrenamiento del clasificador. En esta sección se usa la función `*fitcknn*` para entrenar el modelo de vecinos más cercanos. `*fitcknn*` entrena modelos de clasificación de vecinos más cercanos (KNN). Permite crear un clasificador entrenado (Mdl) a partir de datos de predictores (X) y etiquetas (Y), soportando opciones avanzadas como métricas de distancia y optimización de hiperparámetros como se muestra en el siguiente script mismo donde se aprecia también la predicción de las clases:

```
k = 5;  
mdl = fitcknn(Xtrain, Ytrain, 'NumNeighbors', k); % Modelo de entrenamiento  
  
%% PREDICCIONES  
Ypred = predict(mdl, Xtest);
```

Después se realiza la evaluación del desempeño y se establece la matriz de confusión, como se muestra a continuación:

```
%% EVALUACIÓN DEL DESEMPEÑO  
% Evaluamos la precisión del desempeño del modelo K-NN  
accuracy = sum(Ypred == Ytest)/length(Ytest);  
tx = sprintf("Precisión = %f", accuracy);  
disp(tx);
```

```
%% MATRIZ DE CONFUSIÓN
confusionchart(Ytest,Ypred);
```

Finalmente se realiza la comparación de los datos, la normalización de las características y el análisis de los componentes principales, como se visualiza en el siguiente script:

```
%% COMPARACIÓN DE LOS DATOS
% Primero se cargan los datos y se separan las clases y características.
data = readmatrix('biopotenciales.csv');

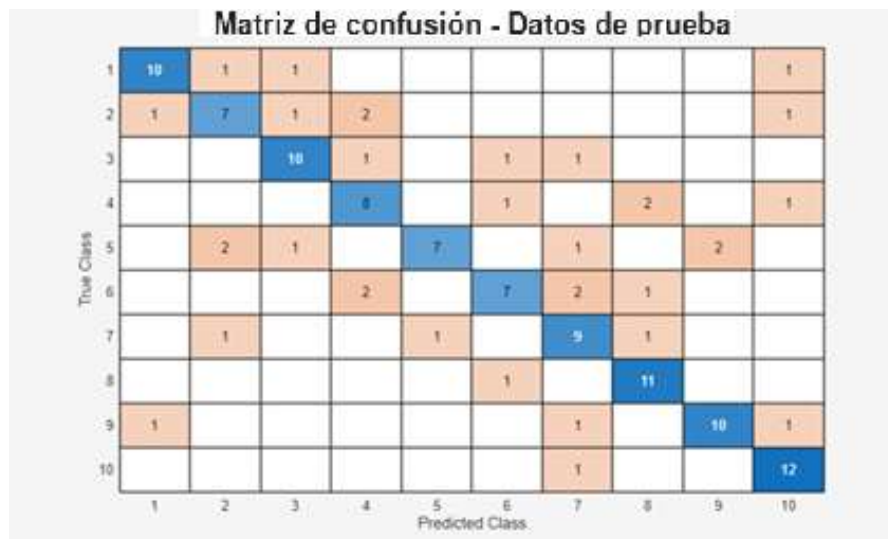
Y = data(:,1);      % Etiquetas de la clase
X = data(:,2:11);  % Características estadísticas

%% NORMALIZACIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS
Xnorm = zscore(X);

%% ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES [PCA]
[coeff, score, latent] = pca(Xnorm);
labels = {'Cerrar ojos'
          'Abrir ojos centro'
          'Mirrar Arriba'
          'Mirar Abajo'
          'Mirar Izquierda'
          'Mirar derecha'
          'Mirar Centro'
          'Parpadeos'
          'Cerrar Ojos'
          'Abrir Ojos'};

figure('Name','Grafica de las componentes
principales','NumberTitle','Off','Color',[1 1 1]);
gscatter(score(:,1), score(:,2), Y);
xlabel('Componente principal 01');
ylabel('Componente principal 02');
title('Visualización PCA de las Señales EOG');
grid on;
legend(labels,'Location','best');
```

Esto generando la siguiente matriz de confusión como resultado final, como se observa en la Fig. 43.



**Fig. 43.** Matriz de confusión generada con los nuevos porcentajes de validación y entrenamiento.

Como puede observarse, la precisión obtenida es del 72.8%, con un número de k vecinos de 5, esto quiere decir que la precisión subió en un mayor porcentaje a las primeras pruebas realizadas. Sin embargo, al analizar los resultados se observa que la mayor confusión se da entre las siguientes clases:

- Clase 2 (Abrir ojos y mirar al centro) se confunde con clase 3 (Mirar hacia arriba) y 5 (Mirar a la izquierda).
- Clase 5 (Mirar a la izquierda) se confunde con clase 6 (Mirar a la derecha)
- Clase 8 (Cinco parpadeos) se confunde con clase 6 (Mirar a la derecha)

Las clases con menor número de aciertos quizá por el número de datos son las clases 5, 6 y 7.

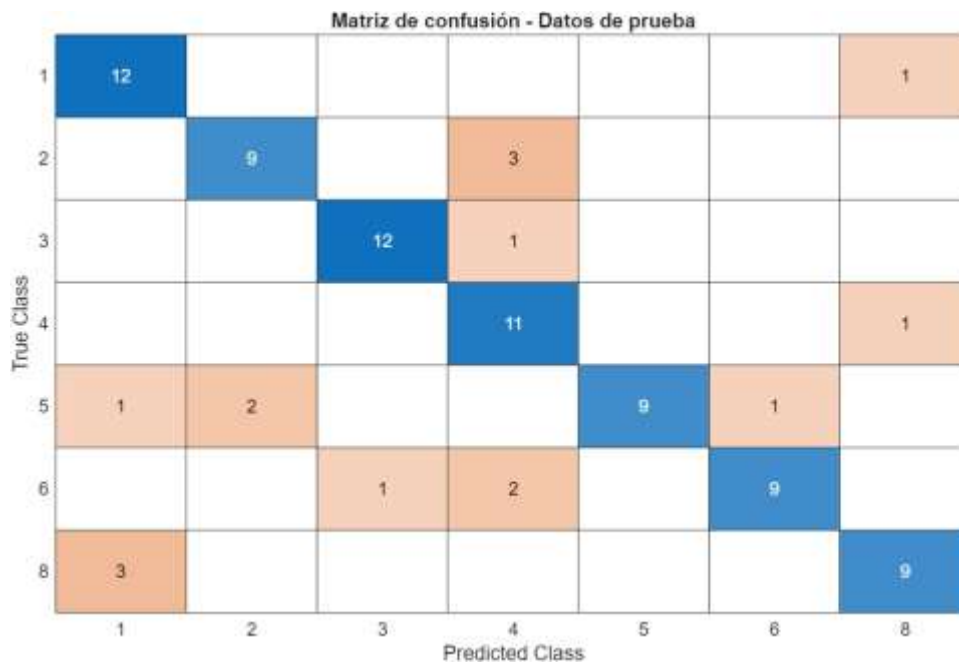
La clase que se confunde con un mayor número de clases es la clase 9 que se confunde con las clases 2, 5, 7, 8 y 10, como se observa en la matriz de confusión.

Se plantea la posibilidad de que las clases 2, 7 y 10 se confundieran al ser casi las mismas, es decir el mismo movimiento ocular, así como las clases, se procedió a realizar una prueba eliminando las clases 7, 9, 10. Se eliminan las clases y se guardan en la hoja sinrep.

1. Cerrar ojos

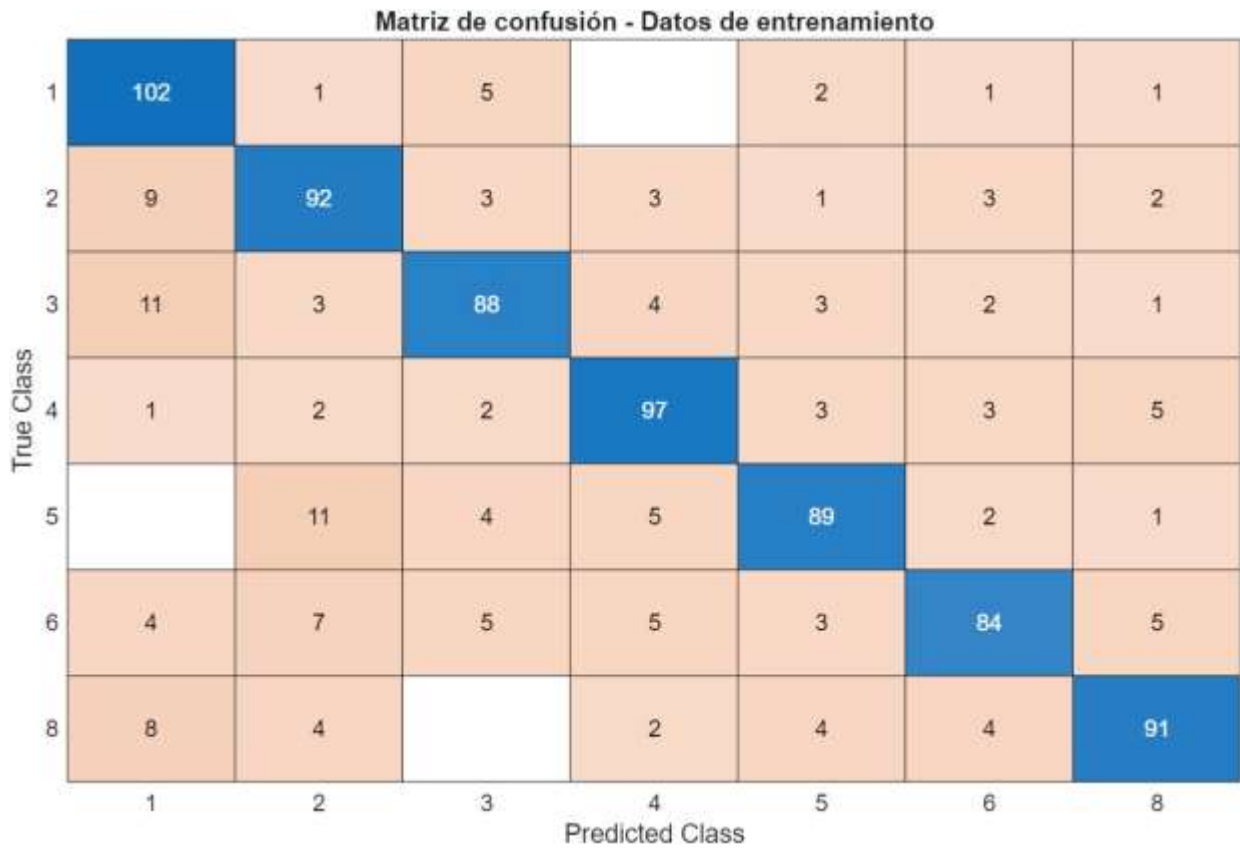
2. Abrir ojos y mirar al centro
3. Mirar hacia arriba
4. Mirar hacia abajo
5. Mirar a la izquierda
6. Mirar a la derecha
7. ~~Mirar al centro~~
8. Cinco parpadeos
9. ~~Cerrar los ojos~~
10. ~~Abrir los ojos~~

En primera instancia, con estos cambios se logra una precisión del 81.59%, como lo muestra la Fig. 44.:



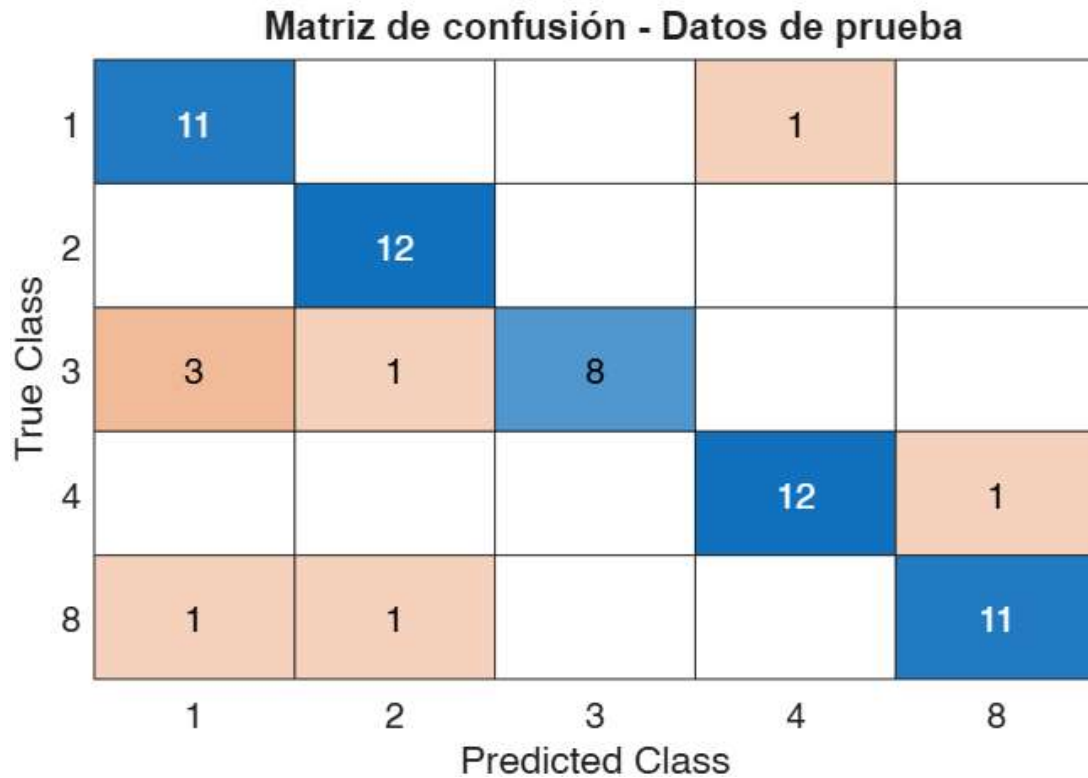
**Fig. 44.** Matriz de confusión eliminando las clases que parecen repetidas.

Y obteniendo la siguiente matriz de confusión con los datos de entrenamiento, como se observa en la Fig. 45.



**Fig. 45.** Matriz de confusión de los datos de entrenamiento.

Al volver a revisar los datos se estableció que la clase 5 y 6 se siguen confundiendo con la clase 3 y 4, por lo que de la misma forma que se había hecho se eliminaron para obtener mejores resultados, obteniendo una precisión del 87.09%, como se muestra en la matriz de confusión presentada a continuación en la Fig. 46.



**Fig. 46.** Matriz de confusión, clases recortadas de los datos de prueba.

Esto se cree principalmente porque se redujo considerablemente el número de clases, resultando en un mejor desempeño del algoritmo.

#### **IV.8. Algoritmo de red neuronal de clasificación para la predicción de biopotenciales oculares.**

Para comenzar se empieza a trabajar bajo las mismas condiciones iniciales de procesamiento de los datos, solo que en este caso se cambia el orden de la columna de las clases, antes era la columna 1 y ahora se pasa a la columna 11, también en vez de asignar la clase por un número, se decide trabajar con caracteres asignando el nombre completo de la clase.

También se sigue la metodología del algoritmo pasado, empezando a trabajar con el ultimo recorte de clases, para así obtener los mejores resultados sin tener que ejecutar todos los procesos, ya que

este algoritmo requiere de mayor carga computacional, es decir se trabaja la base de datos de únicamente 5 clases.

Para empezar, iniciamos cargando los datos en la memoria buffer, en donde se almacenará la tabla con la base de datos en la variable DATA, en el siguiente orden, haciendo el cambio a comparación del algoritmo pasado como se mencionó anteriormente:

```
/ Med / RMS / Var / Std / FF / Ran / SMR / FF-SMR / FC / FI / Clase /
```

Esto se hace mediante el siguiente código, en donde también se muestran las primeras columnas de la tabla para ver que se cargaron de manera correcta y comprobar que la carga de datos de la columna de CLASE si esta como cadena de caracteres:

```
filename = "biopotentialsC.csv"; % Nombre del archivo
DATA = readtable(filename, 'TextType', 'String');

% Mostramos las primeras filas de la tabla por medio del siguiente
código:
head(DATA);
labelName = "CLASE"; % Etiqueta de las clases
DATA = convertvars(DATA, labelName, 'categorical');
head(DATA);
```

A continuación, se prosiguió a la división de los datos, en donde se dividirán al azar el 70% de los datos para el entrenamiento, el 15% de los datos para validación y el 15% de los datos para la prueba. Para este caso primero se asigna un vector con el tamaño suficiente de los datos de entrada, y a partir de aquí se calcula el porcentaje de los datos y se redondea el número entero más cercano hacia abajo, después todo esto se guarda en sus respectivas matrices para su posterior uso en el algoritmo, como se muestra en el siguiente script:

```
[observaciones, características] = size(DATA);
datosentrenamiento = floor(0.7*observaciones);
datosvalidacion = floor(0.15*observaciones);
datosprueba = observaciones - datosentrenamiento - datosvalidacion;

% *Generación aleatoria de los Índices para los datos*
idx = randperm(observaciones)'; }
```

```

idxentrenamiento = idx(1:datosentrenamiento); }

idxvalidacion = idx((datosentrenamiento + 1):(datosentrenamiento + ...
    datosvalidacion)); }

idxprueba = idx(datosentrenamiento + datosvalidacion + 1:end);
    }

% *Particionameitno de los datos:*
matrizentrenamiento = DATA(idxentrenamiento,:); % Datos de entrenamiento
matrizvalidacion = DATA(idxvalidacion,:); % Datos de validación
matrizprueba = DATA(idxprueba,:); % Datos de prueba

```

Posteriormente se define la arquitectura de la red neuronal, con una capa de características de entrada, se configura la capa de entrada para normalizar los datos por medio de la normalización Z-Score. Se incluye una capa totalmente conectada de 75 neuronas, seguida de una capa de normalización por lotes y una capa ReLu, a continuación, se tiene una capa oculta de 50 neuronas, otra capa oculta de 20 neuronas para finalizar con una capa de salida de 5 neuronas que es la clasificación de las clases, aquí se debe tener un equilibrio entre la profundidad en la red neuronal y el número de datos. Es verdad que entre más profundidad generemos, deberíamos tener mejores resultados, pero para eso, también se requiere aumentar el número de datos de entrenamiento, abasteciendo más la base de datos de inicio. Todo esto se muestra en el código a continuación:

```

numcaracteristicas = caracteristicas - 1;

numclases = numel(classNames);

layers = [featureInputLayer(numcaracteristicas, 'Normalization', 'zscore')
    fullyConnectedLayer(75)
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    fullyConnectedLayer(50)
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    fullyConnectedLayer(20)
    batchNormalizationLayer
    reluLayer
    fullyConnectedLayer(numclases) % Capa de salida con 7 neuronas
    softmaxLayer % Función de activación para la clasificación
    classificationLayer]; % proporciona probabilidades

```

Después se especifican las opciones de entrenamiento por medio de diferentes parámetros, como el tamaño de los lotes, el número de épocas, la precisión y la validación. En estos parámetros los lotes representan una partición o división de la base de datos para que el entrenamiento sea más ágil y óptimo. En este sentido, considerando los lotes, tenemos dos tipos de análisis para la evaluación de la RNA, por medio de las iteraciones y por medio de las épocas.

La diferencia entre las épocas y las iteraciones es que una iteración es cuando el algoritmo de entrenamiento ha pasado por un lote completo de la base de datos y una época es representada cuando el algoritmo ha pasado por toda la base de datos completa. Por ejemplo, si se tienen 4 lotes en la base de datos, una iteración corresponde a cada lote y cuatro iteraciones corresponden a cada época de entrenamiento. Para este caso, el algoritmo de entrenamiento es el algoritmo Adam, entrenada por medio de mini lotes de tamaño 18 que se revolverán (barajear) cada época para hacer el entrenamiento lo más aleatorio posible [Shuffle].

En este caso la precisión de la red neuronal va a ser controlada durante el entrenamiento, lo que significa que el entrenamiento será en base al error, y el entrenamiento se evaluará o especificará por medio de los datos de validación, como se muestra en el siguiente script:

```
miniBatchsize = 18;

options = trainingOptions('adam',...
    'MaxEpochs', 1000,...
    'MiniBatchSize',miniBatchsize,...
    'Shuffle','every-epoch',...
    'ValidationData',matrizvalidacion,...
    'Plots','training-progress',...
    'Verbose',false);
```

A continuación, se prosigue a realizar el entrenamiento y la prueba de la red neuronal. En esta sección se entrena la Red Neuronal con la arquitectura y las opciones de entrenamiento configuradas. Por defecto *\*trainNetwork\** utiliza una unidad de procesamiento gráfica (GPU) si es que la computadora tiene una; de lo contrario se utiliza la unidad de procesamiento de la PC.

El gráfico de progreso del entrenamiento muestra la pérdida y la precisión de cada uno de los lotes.

Así mismo en la sección de prueba se predecirán las clases de los datos de prueba, utilizando la red neuronal entrenada y se calculará la precisión (como en KNN). Se debe especificar el mismo tamaño de los mini lotes que en el entrenamiento. Todo esto se muestra a continuación:

```
%% Entrenamiento de la Red Neuronal

net = trainNetwork(matrizentrenamiento,...      % características
                  labelName,...                % Salidas
                  layers,...                    % Arquitectura
                  options);                    % Entrenamiento

%% PRUEBA DE LA RED NEURONAL

YPred = classify(net,matrizprueba(:,1:end-1), 'MiniBatchSize',miniBatchsize);

YTest = matrizprueba(:,labelName);
accuracy = sum(YPred == YTest)/numel(YTest); % Calcula la precisión
```

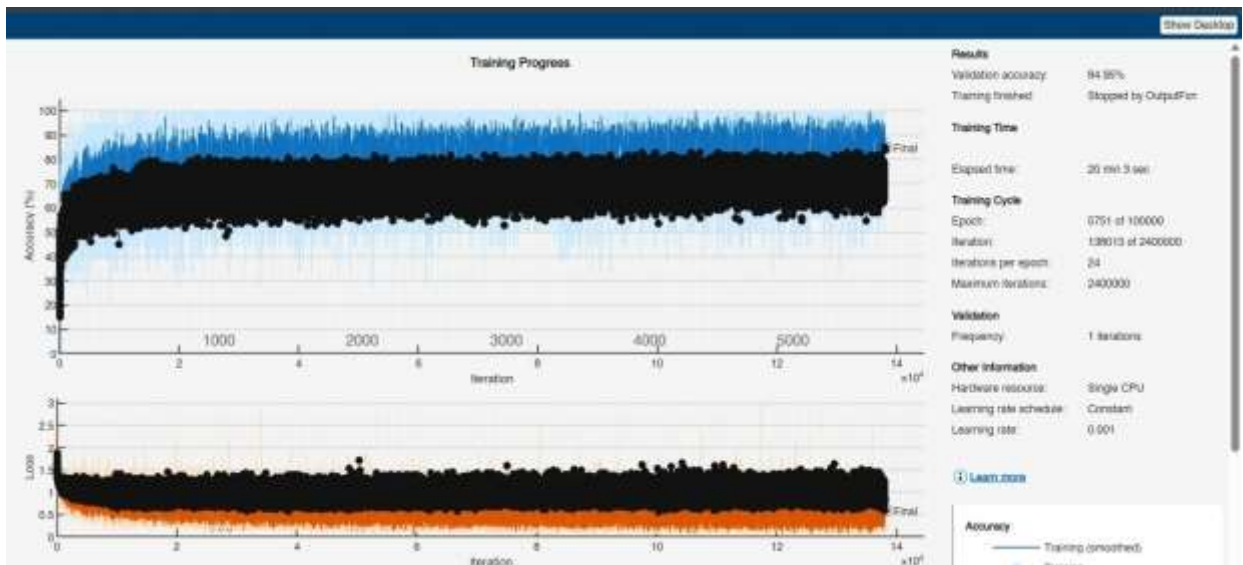
Finalmente se generan las matrices de confusión, en este caso se generarán dos matrices de confusión, la de los datos de entrenamiento y la de los datos de prueba, como se muestra en el siguiente script:

```
%% MATRIZ DE CONFUSIÓN DATOS DE PRUEBA

figure;
confusionchart(YTest,YPred);
title('Matriz de Confusión - Datos de prueba');

%% MATRIZ DE CONFUSIÓN DE LOS DATOS DE ENTRENAMIENTO
YPred = classify(net,matrizentrenamiento(:,1:end-1), 'MiniBatchSize',miniBatchsize);
YTest = matrizentrenamiento(:,labelName);
accuracyE = sum(YPred == YTest)/numel(YTest);
figure;
confusionchart(YTest,YPred);
title('Matriz de Confusión - Datos de Entrenamiento');
```

Finalmente se realizaron diferentes pruebas, con diferentes características, cambiando el número de épocas y capas ocultas de la red, para obtener el mejor resultado, siendo un porcentaje de 84.95% la mejor precisión encontrada en el algoritmo, bajo las condiciones reportadas en el código anterior, como se puede observar en la Fig. 47.



**Fig. 47.** Resultados del entrenamiento del algoritmo de red neuronal.

Generando las matrices de confusión mostradas en la Fig. 48 y 49.

**Matriz de Confusión - Datos de prueba**

	Cerrar Ojos	Mirar Abajo	Mirar Arriba	Mirar Centro	Parpadeos
Cerrar Ojos	18	1	1	1	2
Mirar Abajo	1	9	2		1
Mirar Arriba		1	19		1
Mirar Centro	2		2	11	2
Parpadeos					21

Predicted Class

**Fig. 48.** Matriz de confusión, datos de prueba.

**Matriz de Confusión - Datos de Entrenamiento**

True Class	Cerrar Ojos	70	4	3	1	1
	Mirar Abajo	5	74	9	1	6
	Mirar Arriba	4	4	76	1	2
	Mirar Centro	12	2	8	66	6
	Parpadeos	2	1			79
		Predicted Class				
		Cerrar Ojos	Mirar Abajo	Mirar Arriba	Mirar Centro	Parpadeos

**Fig. 49.** Matriz de confusión, datos de entrenamiento.

# **CAPÍTULO V**

## V. CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos a lo largo del desarrollo de este trabajo demuestran que los objetivos específicos planteados al inicio de este se cumplieron de manera adecuada, desde el dispositivo desarrollado hasta los modelos de aprendizaje máquina utilizados en este proyecto para la clasificación de movimientos oculares. A continuación, se presenta una descripción más detallada de cada conclusión obtenida:

- Se diseñó y sintetizó un dispositivo capaz de medir biopotenciales oculares mediante electrodos de superficie. Se generó un análisis detallado de los costos del dispositivo para de una primera versión disminuir el costo a una segunda versión, esto simplificando el prototipo sin sacrificar cambios en el resultado utilizando componentes de fácil acceso, además se utilizó comunicación inalámbrica bluetooth para enviar los datos transferidos del dispositivo a la computadora para su posterior procesamiento.
- Se desarrolló un sistema pipeline, el cual es un sistema en el que la salida de una etapa es la entrada de la próxima etapa, esto mediante la implementación de niveles en el prototipo, para simplificar el diseño del mismo, facilitar el transporte y evitar intervención de señales exteriores en el sistema al realizarlo en una sola etapa, la cual pudiera ser más fácil de colapsar o corromper por dichos ruidos o señales externas. En este caso el primer nivel o etapa del sistema es la adquisición y limpieza de la señal a través de filtros, el segundo nivel es la implementación del microcontrolador, para finalmente tener el nivel de envío de datos mediante bluetooth e impresión de los datos en una pantalla LCD para su resultado final.
- Se generó una base de datos de 1300 señales de biopotenciales de 10 diferentes movimientos oculares. Esta base de datos fue tomada de 25 sujetos de prueba con ningún tipo de padecimiento ocular.
- La base de datos generada se adquirió de manera experimental mediante el protocolo de adquisición de señales planteada en la metodología de esta tesis, midiendo el biopotencial ocular mediante distintos movimientos de seguimiento para comparar ciertos parámetros que pudieran tener relevancia en la información de la señal, esto para poder caracterizar dichos valores y poder alimentar metodologías de clasificación basadas en aprendizaje máquina. En base a estos resultados también se obtuvo información relevante con base a la

colocación de los electrodos, ya que, al haberlos colocado de manera vertical únicamente, resultaban valores más altos en cuanto intensidad al realizar movimientos verticales con el ojo, caso contrario con los movimientos horizontales, que eran poco perceptibles para el dispositivo por la misma colocación de los electrodos.

- Se implementaron y entrenaron dos algoritmos de clasificación, un algoritmo KNN y una red neuronal; los resultados de ambos sobrepasaron el 80% en cuanto a la precisión de la clasificación, dando como mejores resultados el método KNN, el cual utiliza menos recurso computacional, los algoritmos fueron alimentados en sus mejores resultados con un recorte en la base de datos en movimientos confusos para el sistema, y es que aunque el sistema detecta perfectamente las señales en ciertos movimientos, el hecho de la colocación de los electrodos ayuda para que ciertas señales de ciertos movimientos sean más grandes en cuanto a voltaje que otros, por ejemplo de movimientos principalmente verticales, ya que el acomodo de los electrodos fue de manera vertical, haciendo que movimientos horizontales como mirar a la izquierda o mirar a la derecha sean más pequeños y confusos para el entrenamiento de la red neuronal, sin embargo son suficientes para dicho entrenamiento y posteriores aplicaciones.

También se notó que el sistema funcionaria mejor si la base de datos fuera más amplia, es decir que tuviéramos más señales, sin embargo, por recurso y tiempo se optó por no aumentar el número de datos.

Esto abre la pauta para futuros proyectos en donde ya se tiene un modelo neuronal completamente entrenado, es decir que al alimentar la red con una más basta base de datos y con señales específicas de ciertas enfermedades, el modelo pueda hacer la clasificación sin problemas en cuanto a una señal de entrada tomada en tiempo real, prediciendo así posibles enfermedades oculares, ayudando al objetivo principal del proyecto que es la detección de enfermedades oculares en comunidades marginadas.

## VI. REFERENCIAS

- [1] Altaheri H., Muhammad G., Alsulaiman M., Umar S., Ali G., Abdul W., Bencherif M. and Faisal M. "Deep Learning techniques for classification of encephalogram (EEG) motor imagery (MI) signals: a review," *Neural Computing and App.*, 2021.
- [2] Altaheri H., Muhammad G., Alsulaiman M., Umar S., Ali G., Abdul W., Bencherif M. and Faisal M. "Deep Learning techniques for classification of encephalogram (EEG) motor imagery (MI) signals: a review," *Neural Computing and App.*, 2021.
- [3] Armas-Álvarez, A. E., López-Castañeda, A. K., Uriarte, I., Díaz, M. A., & Barboza, N. A. (2015). Control de modelo de prótesis de mano por señal mioeléctrica. In *Memorias del Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica (Vol. 2, No. 1, pp. 328-331)*.
- [4] Avilés, M. R. (2022). Clasificación de señales mioeléctricas por medio de algoritmos genéticos y máquinas de soporte de vectores. UAQ.
- [5] Constable P.A., Bach M., Frishman L.J., Jeffrey B.G., y Robson A.G., (2018). Correction to: ISCEV Standard for clinical electro-oculography. *Documenta ophthalmologica. Advances in Ophthalmology*, Apr, 136(2):155. <https://doi.org/10.1007/s10633-018-9627-0>
- [6] Diccionario de cáncer del NCI, Cancer.gov, 02-feb-2011. [En línea]. Disponible en: <https://www.cancer.gov/espanol/publicaciones/diccionarios/diccionario-cancer/def/electrodo-superficial>. [Consultado: 11-nov-2024].
- [7] Doménech Campos, E., Armengot Carceller, M. y Barona de Guzmán, R. (2005) Electrooculografía: aportación al diagnóstico del paciente con alteraciones del equilibrio, *Acta Otorrinolaringol Esp.* 56 (1):12-6
- [8] Encuesta Nacional de Salud y Nutrición de Medio Camino 2016 (ENSANUT MC 2016), Informe de resultados finales, Secretaría de Salud, p. 149.
- [9] Espinosa, J. M. S. (2013). Nistagmo: fisiopatología y características clínicas. *Salud Areandina*, 2(1), 58-69.
- [10] Features y 3. Description, "LM741 Operational Amplifier", [Www.ti.com](http://www.ti.com). [En línea]. [Consultado: 11-nov-2024].
- [11] Ferrie JE, Kumari M, Salo P, Singh, Manoux A, Kivimäki M. (2011). Sleep epidemiology, a rapid growing field. *Int J Epidemiol* 40:1431-1437.

- [12] Fkirin, M.A., Badawy, S., y El-Sherbeny, A.S. (2010) Driving a dc motor y numerically manipulated eye signal captured by EOG. *The Online Journal on Electronics and Electrical Engineering (OJEEE)*, 2(1): 170–173
- [13] Fraile Agreda, R., Soriano Rodríguez, A., Segura Sala, R., y Olivares de la Orden, J., (2008) El Electrooculograma (EOG). *Sociedad Española de Electromedicina e Ingeniería Clínica*
- [14] Garín, M., y Uriz, A. J. (2009) Comunicador controlado por señales electrooculográficas”, en II Jornadas Argentinas sobre Interfaces Cerebro Computadora, JAICC, Paraná, AR, pp. 59-62.
- [15] Guerrero-Zúñiga S, Gaona-Pineda EB, Cuevas-Nasu L, Torre-Bouscoulet L, Reyes-Zúñiga M, Shamah-Levy T, Pérez-Padilla R (2018). Prevalencia de síntomas de sueño y riesgo de apnea obstructiva del sueño en México. *Salud Publica Mex* 60:347-355. <https://doi.org/10.21149/9280>
- [16] Hernández Pérez, S. N., Pérez Reynoso, F. D., Gutiérrez, C. A. G., Cosío León, M. D. L. Á., & Ortega Palacios, R. (2023). EOG signal classification with wavelet and supervised learning algorithms KNN, SVM and DT. *Sensors*, 23(9), 4553.
- [17] Iáñez, J. M. Azorin, and C. Perez-Vidal, “Using eye movement to control a computer: A design for a lightweight electro-oculogram electrode array and computer interface,” *PloS one*, vol. 8, no. 7, p. e67099, 2013.
- [18] J. De Luca, «Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals», *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, vol. BME-26, n.o 6, pp. 313-325, jun. 1979, doi: 10.1109/tbme.1979.326534.
- [19] J. E. Hall, *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology*. 2010. [En línea]. Disponible en: <http://www.doody.com/rev400images/pdf/2010/9781416045748.pdf>
- [20] J. G. Proakis and D. G. Manolakis, *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. Pearson Education, 2006.
- [21] J. Smith, “Understanding eye movements: Neurophysiology and clinical implications,” *Journal of Neuroscience*, vol. 25, no. 3, pp. 45–60, 2018.
- [22] J. V. Basmajian, *Muscles Alive, Their Functions Revealed by Electromyography*. 1978.
- [23] Kavlakoglu, E. (s. f.). What is the k-nearest neighbors (KNN) algorithm? IBM. <https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/knn>

- [24] Krogh., "What are artificial neural networks?" in *Nature biotechnology*, vol. 26, no. 2, pp. 195–197, 2008.
- [25] López Martínez, A. (2018). Estudio de la señal electrooculográfica y su aplicación a sistemas médicos asistenciales (Doctoral dissertation).
- [26] M. N. Selzer, "Interacción humano computadora en ambientes virtuales," 2018
- [27] Masland, R.H. (2012) The Neuronal Organization of the Retina. *Neuron*, 76, 266-280.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.neuron.2012.10.002>
- [28] McCulloch W. and Pitts W., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Mathematical Biophysics*, vol. 5, 1943.
- [29] McCulloch W. and Pitts W., "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *Mathematical Biophysics*, vol. 5, 1943.
- [30] Mendoza, S. L., Zapien, A. I. D., & Suárez, M. A. N. (2016). Enfermedad de Best o distrofia macular viteliforme. A propósito de un caso. *Revista Mexicana de Oftalmología*, 90(2), 89-93.
- [31] Miyara, 'Filtros activos', Cátedra de Electrónica III FCEIA-UNR. Rosario, 2004.
- [32] Mora-de-Oñate, J., Pascual-Pérez-Alfaro, R., Izquierdo-Vázquez, C., González-Ruiz, M., Aguirrebeña-Olmos, A., & Díez-Villalba, R. (2007). Oftalmoplejía dolorosa (pseudotumor y síndrome de Tolosa-Hunt). *Archivos de la Sociedad Española de Oftalmología*, 82(8), 509-512.
- [33] Morales, M. M. C. (2023). Metodología para la identificación de movimientos de la mano en personas mediante análisis tiempo-frecuencia en señales emg. UAQ.
- [34] Organización Panamericana de la Salud. (s. f.). Salud visual. <https://www.paho.org/es/temas/salud-visual> (Consultado el 07 de enero de 2025).
- [35] Padilla-Becerra, M. C., Macias-Castro, D. K., Salido-Ruiz, R. A., Torres-Ramos, S., & Román-Godínez, I. (2023, October). EOG Signal Classification Based on Blink-to-Speak Language. In *Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica* (pp. 249-257). Cham: Springer Nature Switzerland.
- [36] Procuraduría Federal del Consumidor. (s. f.). Ojo con tu salud visual. <https://www.gob.mx/profeco/documentos/ojo-con-tu-salud-visual?state=published> (Consultado el 07 de enero de 2025).

- [37] R. Á. Patricio y C. P. Luis, «Diseño y construcción de un sistema de adquisición de datos para el análisis de los electrooculogramas», 2005. <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/9822>
- [38] R. F. Coughlin, F. F. Driscoll, and G. A. Flores, *Amplificadores operacionales y circuitos integrados lineales*, vol. 5. Prentice Hall, 1999.
- [39] Reyes, L. M. S. (2017). *Diseño e implementación de un sistema BCI para el análisis de EEG*. UAQ.
- [40] S. Li, D. Hao, B. Liu, Z. Yin, L. Yang, and J. Yu, "Evaluation of eyestrain with vertical electrooculogram," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 208, p. 106171, 2021.
- [41] Spinelli, E. M. (2007). *Amplificadores de instrumentación en aplicaciones biomédicas* (Doctoral dissertation, Universidad Nacional de La Plata).
- [42] Tineo Espada, E. M. (2024). *Electrooculógrafo portátil con salida bluetooth de baja energía*.
- [43] Trejo, L. M. R. (2022). *Detección de fatiga mediante señales mioeléctricas*. UAQ.
- [44] Varela-Benítez, J. L., Rivera-Delgado, J. O., Espina-Hernández, J. H., & De la Rosa-Vázquez, J. M. (2015). Electrodo capacitivo de alta sensibilidad para la detección de biopotenciales eléctricos. *Revista mexicana de ingeniería biomédica*, 36(2), 131-142.
- [45] W. L. Posada Ocana and M. G. Cabrera Suquilanda, *Control del movimiento de un vehículo a control remoto a través de señales EOG*. 2015.
- [46] Wang X, Ouyang Y, Wang Z, Zhao G, Liu L, Bi Y. (2013) Obstructive sleep apnea and risk of cardiovascular disease and all-cause mortality: A meta-analysis of prospective cohort studies. *Int J Cardiol* 169(3):207-214.
- [47] Young T, Peppard E, Gottlieb DJ. Epidemiology of Obstructive Sleep Apnea. *Am J Respir Crit Care Med* 2002; 165: 1217-1239

## VII. ANEXOS

### VII.1 Programa para microcontrolador, para recepción de datos de EOG, envío de datos mediante de bluetooth e impresión de datos en LCD.

```
/*
=====
Proyecto: [SISTEMA EOG PARA LA DETECCIÓN TEMPRANA DE TRASTORNOS
OCULARES EN COMUNIDADES MARGINADAS]
Autor: [EDGAR ANTONIO FELIX GARCIA]
Asesor: [JOSE LUIS GONZALES CORDOBA]
Universidad: [UNIVERSIDAD AUTONOMA DE QUERETARO]
Carrera: [INGENIERIA BIOMEDICA]
=====
*/
#include <18F4550.h>
#define adc = 10
#define fuses XT, NOPROTECT, NOWDT
#define use delay (clock=20M, crystal=20M)
#define use rs232(XMIT = pin_c6, RCV = pin_c7, BAUD = 9600, PARITY = N, BITS = 8, STOP =
1)
/////////////////////////////////////////////////////////////////
LIBRERIAS
#include <string.h>
#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <math.h>
#define LCD_DATA_PORT getenv("SFR:PORTB")
#include <lcd.c>
/////////////////////////////////////////////////////////////////
/ADC
unsigned int16 adc1_data = 0;
/////////////////////////////////////////////////////////////////FUNCION
PRINCIPAL
void main (void)
{
/////////////////////////////////////////////////////////////////
/ADC
setup_adc(ADC_CLOCK_INTERNAL);
setup_adc_ports(AN0_TO_AN1 | VSS_VDD);
```

```

////////////////////////////////////
//LCD
  lcd_init();

////////////////////////////////////CICLO
INFINITO
  while (true)
  {
////////////////////////////////////LEE
R ADC
    set_adc_channel(1);
    delay_us(10);
    adc1_data = read_adc();
////////////////////////////////////MOSTRA
R LCD
    delay_ms(150);
    printf("A%04lu\r\n", adc1_data);
    lcd_gotoxy(1, 1);
    printf(lcd_putc, "Dato recibido");

    lcd_gotoxy(1, 2);
    printf(lcd_putc, "%04lu", adc1_data);
    restart_wdt(); // Resetear el Watchdog Timer
  }
}
}

```

## VII.2 Programa de Matlab, recepción de datos y grafica.

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% [SISTEMA EOG PARA LA DETECCIÓN TEMPRANA DE TRASTORNOS OCULARES EN
COMUNIDADES MARGINADAS]
%   Autor:           [EDGAR ANTONIO FELIX GARCIA]
%   Asesor:          [JOSE LUIS GONZALES CORDOBA]

%   Universidad:    [UNIVERSIDAD AUTONOMA DE QUERETARO]
%   Carrera:        [INGENIERIA BIOMEDICA]
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
clear all; close all; clc;
% Configuración del puerto serie
serialPort = 'COM4';
baudRate = 9600;
% Abrir el puerto serie
s = serialport(serialPort, baudRate);
% Inicializar variables
data = [];

```

```

% Limitar tiempo
maximo_datos = 610; % 95 segundos
figure;
hold on;
title('Señal Ocular');
xlabel('Tiempo (s)');
ylabel('Voltaje');
grid on;
% Inicializar un contador para el tiempo
time = 0;
time_data = [];
% Leer y graficar datos hasta alcanzar el límite
while length(data) < maximo_datos
    % Leer una línea de datos
    rawData = readline(s);
    % Verificar que el dato empieza con 'A'
    if startsWith(rawData, 'A')
        % Extraer el valor numérico
        adc0_data = str2double(extractAfter(rawData, 1));
        % Almacenar el dato en el array
        data = [data; adc0_data];
        time_data = [time_data; time];
        datav = data*5/1024;
        % Graficar el dato
        plot(time_data*.155, datav, 'b-');
        drawnow;
        % Incrementar el tiempo
        time = time + 1;
    end
end
% Mostrar mensaje indicando que se alcanzó el límite de datos
disp('Se alcanzó el límite de tiempo.');
```

### **VII.3. Acuerdo de confidencialidad**

Querétaro, Qro a \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ del \_\_\_\_\_

#### **Acuerdo de Confidencialidad entre:**

Edgar Antonio Felix García

Investigador encargado del proyecto

Estudiante de la licenciatura en

Ingeniería biomédica

en adelante denominado "El Investigador".

y

Nombre del participante: \_\_\_\_\_

en adelante denominado "El Participante".

#### **Considerando lo siguiente:**

El Investigador está llevando a cabo un estudio de investigación titulado "Sistema EOG para la Detección Temprana de Trastornos Oculares en Comunidades Marginadas". El Participante ha expresado su interés en participar en el proyecto y puede tener acceso a información confidencial relacionada con la investigación. Es fundamental proteger la confidencialidad de la información para garantizar el éxito y la integridad del proyecto.

Por lo tanto, las partes acuerdan lo siguiente:

#### **1. Definición de Información Confidencial:**

Se considerará como "Información Confidencial" cualquier dato, documento, informe, resultado, descubrimiento, conocimiento, o cualquier otra información relacionada con el proyecto que sea revelada por el Investigador al participante o a la que el participante tenga acceso durante su participación en dicho proyecto.

#### **2. Obligaciones de Confidencialidad:**

El Participante se compromete a mantener en estricta confidencialidad toda la información confidencial a la que tenga acceso durante su participación en el proyecto. El Participante no divulgará, revelará ni compartirá la información confidencial con terceros sin el consentimiento previo por escrito del Investigador.

### **3. Uso de la Información Confidencial:**

El Participante utilizará la Información confidencial únicamente con el propósito de participar en el proyecto y para los fines autorizados por el Investigador. Cabe destacar que del participante solo se llegará a recurrir su edad para fines estadísticos, y ninguna otra información personal se será requerida, además de que las señales obtenidas no se clasificarán por persona, si no que se creará una base de datos de la cual no se tendrá identificación exclusiva de cada señal.

### **4. Período de Confidencialidad:**

La obligación de confidencialidad establecida en este acuerdo persistirá incluso después de la finalización de la participación del participante en el proyecto.

### **5. Excepciones:**

La obligación de confidencialidad no se aplicará a cualquier información que:

Sea de dominio público en el momento de su divulgación o que se convierta en dominio público sin incumplimiento de este acuerdo. Sea divulgada de manera legal por el participante sin restricciones de confidencialidad. Sea requerida por ley o por una orden judicial o gubernamental de divulgar la información confidencial, siempre que el participante notifique al investigador de dicha solicitud tan pronto como sea razonablemente posible.

### **7. Vigencia:**

Este Acuerdo entrará en vigor a partir de la fecha de su firma y permanecerá en vigencia hasta que todas las obligaciones de confidencialidad hayan sido cumplidas. Las partes reconocen que este acuerdo constituye la totalidad del acuerdo entre ellas con respecto a la confidencialidad de la información y reemplaza cualquier acuerdo previo, oral o escrito, relacionado con el mismo tema.

Firmado y aceptado por el participante:

Firma: \_\_\_\_\_

Este acuerdo entra en vigor a partir de la fecha de la última firma.

## **VII.4. Acuerdo de confidencialidad**

Querétaro, Qro. a \_\_\_\_ de \_\_\_\_\_ del \_\_\_\_\_

Estimado participante:

Le damos la bienvenida al proyecto de investigación sobre el “Sistema EOG para la Detección Temprana de Trastornos Oculares en Comunidades Marginadas”. Nos complace contar con su participación en este estudio, que tiene como objetivo principal mejorar la detección precoz de trastornos oculares mediante tecnología innovadora y accesible.

Antes de proceder, es importante que esté completamente informado/a sobre los objetivos, procedimientos y posibles riesgos asociados con su participación en este proyecto. Por favor, tómese el tiempo necesario para revisar detenidamente la siguiente información y no dude en realizar cualquier pregunta o aclaración que considere necesaria antes de tomar una decisión sobre su participación.

Objetivos del Estudio:

El objetivo principal de este estudio es evaluar la eficacia y precisión del Sistema EOG en la detección temprana de trastornos oculares. El Sistema EOG (Electrooculografía) es una técnica no invasiva que registra la actividad eléctrica de los músculos oculares para identificar posibles anomalías oculares en etapas tempranas.

Procedimiento:

Durante su participación en este estudio, se le solicitará que se someta a pruebas de evaluación ocular utilizando el Sistema EOG. Estas pruebas consistirán en la colocación de electrodos cerca de sus ojos para registrar la actividad eléctrica mientras realiza movimientos oculares específicos. El procedimiento es indoloro y no invasivo y tardara alrededor de 15 minutos.

Potenciales Beneficios:

Los participantes contribuirán al avance de la ciencia y la investigación en el campo de la oftalmología y la detección de trastornos oculares. Sus datos y experiencias ayudarán a los

investigadores a comprender mejor la eficacia y aplicaciones del Sistema EOG, potencialmente beneficiando a futuros pacientes con problemas oculares.

#### Retribución:

Esta investigación no ofrece a los participantes una retribución económica, son embargo al participar en un proyecto de investigación significativo, los voluntarios pueden experimentar una sensación de contribución y propósito al saber que están ayudando a mejorar la salud ocular y el bienestar de las personas en su comunidad y más allá.

#### Riesgos Potenciales:

Si bien el procedimiento es seguro y no invasivo, es posible que experimente molestias menores durante la colocación de los electrodos o al realizar los movimientos oculares requeridos para las pruebas. Además, aunque poco probable, podría surgir alguna reacción alérgica a los materiales utilizados en los electrodos. Sin embargo, se tomarán todas las precauciones necesarias para minimizar cualquier incomodidad o riesgo potencial.

#### Confidencialidad y Privacidad:

Todos los datos recopilados durante el estudio serán tratados de manera confidencial y se utilizarán únicamente con fines de investigación. Su identidad será protegida en todo momento y los resultados se informarán de manera agregada, sin revelar información personal identificable.

#### Derecho a Retirarse:

Usted tiene el derecho absoluto de retirarse de este estudio en cualquier momento y por cualquier motivo, sin penalización alguna. Su decisión de retirarse no afectará su atención médica ni su relación con el equipo de investigación.

#### Consentimiento:

Al firmar esta carta, usted indica que ha leído y comprendido completamente la información proporcionada sobre su participación en el estudio del Sistema EOG para la Detección Temprana de Trastornos Oculares en Comunidades Marginadas. También reconoce que se le ha brindado la oportunidad de hacer preguntas y aclaraciones, y que participa de manera voluntaria.

Por favor, tómese el tiempo necesario para considerar su participación en este estudio y, si decide continuar, firme a continuación como evidencia de su consentimiento informado.

Entiendo y acepto los términos descritos anteriormente:

Nombre del Participante:

---

Firma del Participante:

---

Si tiene alguna pregunta adicional o necesita más información, no dude en comunicarse con nosotros en cualquier momento.

Agradecemos sinceramente su participación en este importante proyecto de investigación.

A t e n t a m e n t e

---

Edgar Antonio Felix García  
Estudiante de la licenciatura en ingeniería  
biomédica

---

Dr. José Luis González Córdoba  
Investigador encargado del proyecto  
Director de tesis