

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

Facultad de Ingeniería en Electricidad y Computación

Desarrollo de un sistema de monitoreo cardíaco inteligente de bajo costo
utilizando TinyML

PROYECTO DE TITULACIÓN

Previo la obtención del Título de:

MAGISTER EN TELECOMUNICACIONES

Presentado por:

Ing. Xavier Alejandro Alvarado Barros
Ing. Gabriela Stefania Sabagay Vizqueta

GUAYAQUIL - ECUADOR

Año: 2024

DEDICATORIA

El presente proyecto de titulación se lo dedico a Dios, por guía en este camino, iluminando cada paso hacia la culminación de esta etapa.

A mis padres y hermanos por siempre brindarme de manera incondicional su amor, apoyo y comprensión a lo largo de toda mi travesía universitaria.

A María, mi querida novia, por siempre apoyarme, darme aliento en este camino y ser una de las grandes bendiciones que Dios me ha dado, por impulsarme en todo momento y ser un motivo más para dar este paso.

Xavier Alvarado, Jr.

DEDICATORIA

El presente proyecto lo dedico a Dios, por permitirme culminar con éxito una etapa más de mis proyectos.

A mis padres y a mi hermano quiero expresar mi profunda gratitud por su constante guía y apoyo en los momentos más difíciles. A mi familia, en su totalidad, les agradezco por ser el motor de mi vida; su amor y respaldo me han impulsado en cada paso.

A mis amigos, gracias por estar siempre a mi lado, ayudándome y aconsejándome. Y a mis nuevos amigos, agradezco su apoyo incondicional y espero que sigamos compartiendo muchos momentos juntos.

Gabriela Sabagay Vizueta.

AGRADECIMIENTOS

Mi más sincero agradecimiento al Msc. Ronald Criollo por su guía y retroalimentación durante el desarrollo del presente proyecto de titulación.

A todos mis maestros por ser ejemplo y compartir sus experiencias y enseñanzas ética y profesionales en esta maestría.

Quisiera agradecerles también a todos mis amigos y compañeros por enriquecerme con todas las experiencias y recuerdos que me hemos vivido.

A mi querido NOC, por celebrar todos los avances como si fueran propios y por todo el ánimo en esta travesía.

Xavier Alvarado, Jr.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco infinitamente a mi mamá, Sonia Vizueta, y a mi papá, Oswaldo Sabagay, quienes siempre estuvieron ahí para ayudarme con sus conocimientos, brindándome consejos y la confianza que necesitaba en mí. A mi hermano, Kevin Sabagay, le estoy profundamente agradecida por su apoyo incondicional, así como a toda mi familia, que con su granito de arena han contribuido a que hoy sea quien soy.

Quiero expresar mi gratitud al Msc. Ronald Criollo, mi tutor, por sus valiosos consejos que me llevaron a la culminación satisfactoria de este proyecto.

Por último, a mi compañero y amigo, Xavier Alvarado, gracias por darme la mano cuando más lo necesitaba.

Gabriela Sabagay Vizueta.

DECLARACIÓN EXPRESA

Nosotros Xavier Alejandro Alvarado Barros y Gabriela Stefania Sabagay Vizueta acordamos y reconocemos que: La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores. El o los estudiantes deberán procurar en cualquier caso de cesión de sus derechos patrimoniales incluir una cláusula en la cesión que proteja la vigencia de la licencia aquí concedida a la ESPOL.

La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, secreto empresarial, derechos patrimoniales de autor sobre software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique a los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 6 de febrero del 2025.

Ing. Xavier Alvarado Barros

Ing. Gabriela Sabagay Vizueta

EVALUADORES

Msc. Ronald Criollo Bonilla

Director

PhD. Ricardo Cajo Díaz

Evaluador

RESUMEN

El proyecto desarrolla un sistema de monitoreo cardíaco portátil basado en TinyML para detectar arritmias de manera accesible y económica. El objetivo principal es mejorar la capacidad diagnóstica en zonas con acceso limitado a equipos médicos especializados. La hipótesis plantea que un dispositivo de bajo costo puede realizar monitoreo continuo en tiempo real, facilitando la detección temprana de afecciones cardíacas y reduciendo disparidades en la atención médica. La justificación radica en la alta incidencia de enfermedades cardiovasculares en Ecuador y la necesidad de soluciones inclusivas.

El sistema se construyó utilizando un microcontrolador ESP32, un sensor AD8232 y un conversor ADS1115, integrados con la plataforma Edge Impulse para entrenar un modelo de aprendizaje automático. Se utilizaron señales de ECG provenientes de la base de datos pública PTB-XL, complementadas con datos adicionales recolectados de pacientes en distintos rangos de edad. Estas señales fueron procesadas mediante filtros digitales para mejorar su calidad y reducir el ruido. Posteriormente, se reentrenaron modelos de clasificación con el objetivo de diferenciar entre ritmos cardíacos normales y episodios de fibrilación auricular.

Los resultados obtenidos a partir de las pruebas realizadas en Edge Impulse, utilizaron la inferencia con un segmento del dataset empleado en el cual se volvió a reentrenar el modelo y es así como mostraron una eficiencia del 95% en la detección de arritmias, con una efectividad del 88% al minimizar falsos positivos. El prototipo demostró ser funcional y accesible, con un costo total de \$56.50.

Se concluye que el sistema propuesto es una herramienta viable para monitoreo cardíaco en tiempo real, contribuyendo a la detección temprana de enfermedades cardiovasculares y mejorando la equidad en el acceso a servicios médicos.

Palabras Clave: Monitoreo cardíaco, TinyML, arritmias, accesibilidad, ESP32

ABSTRACT

The project develops a portable cardiac monitoring system based on TinyML to detect arrhythmias in an accessible and affordable way. The main objective is to improve diagnostic capacity in areas with limited access to specialized medical equipment. The hypothesis is that a low-cost device can perform continuous monitoring in real time, facilitating the early detection of cardiac conditions and reducing disparities in health care. The justification lies in the high incidence of cardiovascular diseases in Ecuador and the need for inclusive solutions.

The system was built using an ESP32 microcontroller, an AD8232 sensor, and an ADS1115 converter, integrated with the Edge Impulse platform to train a machine learning model. ECG signals from the public database PTB-XL were used, complemented with additional data collected from patients in different age ranges. These signals were processed using digital filters to improve their quality and reduce noise. Subsequently, classification models were retrained to differentiate between normal heart rhythms and episodes of atrial fibrillation.

The results obtained from the tests carried out in Edge Impulse used inference with a segment of the dataset used in which the model was retrained and thus showed a 95% efficiency in detecting arrhythmias, with an 88% effectiveness in minimizing false positives. The prototype proved to be functional and accessible, with a total cost of \$56.50.

It is concluded that the proposed system is a viable tool for real-time cardiac monitoring, contributing to the early detection of cardiovascular diseases and improving equity in access to medical services.

Keywords: *Cardiac monitoring, TinyML, arrhythmias, accessibility*

ÍNDICE GENERAL

EVALUADORES	7
RESUMEN.....	I
<i>ABSTRACT</i>	II
ÍNDICE GENERAL.....	III
ABREVIATURAS	VI
SIMBOLOGÍA	VII
ÍNDICE DE FIGURAS	VIII
ÍNDICE DE TABLAS	X
CAPÍTULO 1	1
1 INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 Descripción del problema	2
1.2 Justificación del problema.....	4
1.3 Objetivos.....	6
1.3.1 Objetivo General	6
1.3.2 Objetivos Específicos	7
1.4 Metodología	7
1.4.1 Enfoque investigativo	7
1.4.2 Población y muestra	8
1.4.3 Recolección de datos	9
1.4.4 Consideraciones Éticas y Legales	19
CAPÍTULO 2.....	21
2 MARCO TEORICO	21
2.1 Tecnologías de monitoreo cardíaco.....	21
2.2 Funcionamiento del corazón	22
2.3 Frecuencia cardíaca.....	24

2.4	La onda cardiaca	24
2.5	El triángulo de Enthioven	27
2.6	Ley de Einthoven	28
2.7	Procesamiento de señales cardiacas.....	29
2.8	TinyML.....	29
2.9	Fibrilación auricular	30
2.10	Redes neuronales en TinyML	31
CAPÍTULO 3.....		35
3	DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN	35
3.1	Generación del modelo	35
3.2	Creación de código	45
3.3	Despliegue del modelo en sistemas embebido	50
CAPÍTULO 4.....		54
4	RESULTADOS Y ANÁLISIS	54
4.1	Plan de pruebas.....	54
4.2	Resultados.....	55
4.3	Análisis de resultados	63
4.4	Análisis de Costos	66
CAPÍTULO 5.....		68
5	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	68
5.1	Conclusiones	68
5.2	Recomendaciones	69
BIBLIOGRAFÍA.....		71
APÉNDICES		75
APÉNDICE A: CÓDIGO DE VISUALIZACIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATA ..		75
APÉNDICE B: SCRIPT PARA VBA DE MICROSOFT EXCEL.....		77

APÉNDICE C: FORMATO JSON.....	79
-------------------------------	----

ABREVIATURAS

ESPOL	Escuela Superior Politécnica del Litoral
INEC	Instituto Nacional de Estadística y Censo
ECG	Electrocardiograma
ECV	Enfermedades Cardiovasculares
ML	Machine Learning
IoT	Internet de las Cosas
IDF	Espressif IoT Development Framework
IA	Inteligencia Artificial

SIMBOLOGÍA

ppm	Pulsaciones por minuto
lpm	Latidos por minuto
bpm	Beats per minute
KHz	Kilo Hercios
ms	milisegundos

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Sistema de monitoreo [10].....	9
Figura 1.2 Diagrama de hardware del sistema	10
Figura 1.3 Adquisición de la señal electrocardiográfica [12].....	11
Figura 1.4 Diagrama de bloques del AD8232 [13].....	13
Figura 1.5 Pines de conectividad NODEMCU ESP32S [15]	14
Figura 1.6 Diagrama de software del sistema	15
Figura 1.7 Diagrama de Bloques del Proceso de Creación de un Modelo en Edge Impulse	18
Figura 2.1 Componentes electro-cardiacos [20]	23
Figura 2.2 Representación de las ondas de un electrocardiograma [20]	25
Figura 2.3 Representación gráfica de las derivaciones estándar [23].....	27
Figura 2.4 Triángulo de Einthoven en diferentes perspectivas [23]	28
Figura 2.5 En la parte superior, fibrilación auricular. Parte inferior, ritmo sinusal [28] ...	31
Figura 2.6 Redes neuronales	32
Figura 2.7 Arquitecturas de Redes Neuronales	32
Figura 3.1 Sección Create Impulse de Edge Impulse	36
Figura 3.2. Captura de latido cardíaco por medio del ESP32	37
Figura 3.3 Archivos en formato JSON	38
Figura 3.4 Dataset del modelo	39
Figura 3.5. Ingreso de datos generados	40
Figura 3.6 Dataset de Fibrilación auricular (arritmia)	41
Figura 3.7 Dataset de ritmo sinusal (latido normal)	41
Figura 3.8 Configuración de la red neuronal.....	42
Figura 3.9 Presentación de pruebas en vivo	43
Figura 3.10 Optimización y despliegue del modelo	43
Figura 3.11. Lista de compiladores disponibles	44
Figura 3.12 Diagrama de bloque del código principal [36]	46
Figura 3.13 Diagrama de bloque de código secundario.....	49
Figura 3.14 Diagrama de bloques del sistema embebido	51
Figura 3.15 Esquemático del sistema embebido	52
Figura 3.16 Esquemático final del sistema embebido.....	52

Figura 3.17 Prototipo final	53
Figura 4.1 Posición de los electrodos [37]	54
Figura 4.2 Visualización de arritmia detectada	55
Figura 4.3 Presentación del clasificador en el monitor.....	56
Figura 4.4 Toma de datos a paciente masculino de 86 años con arritmia irregularmente irregular.....	56
Figura 4.5 Visualización de arritmia detectada	57
Figura 4.6 Presentación del clasificador en el monitor.....	57
Figura 4.7 Visualización de arritmia detectada	58
Figura 4.8 Presentación del clasificador en el monitor.....	59
Figura 4.9 Visualización de falso positivo	60
Figura 4.10 Presentación del clasificador en el monitor de un falso positivo	60
Figura 4.11 Ritmo cardiaco en condiciones normales	61
Figura 4.12 Toma de datos a paciente de 51 años con ritmos cardíaco normal	61
Figura 4.13 Alerta visual de ritmo sinusal	62
Figura 4.14 Cantidad de personas detectadas con arritmias	64
Figura 4.15 Muestras de personas	64
Figura 4.16 Efectividad de detección mediante simulación	65
Figura 4.17. Efectividad de detección.....	66

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 Características comparativas entre electrocardiógrafo modernas y dispositivos portátiles de monitoreo ECG	6
Tabla 1.2 Distribución de pines en el AD8232 [11]	12
Tabla 4.1 Cantidad de hombres y mujeres detectadas con arritmias.....	63
Tabla 4.2 Costo de componentes.....	66

CAPÍTULO 1

1 INTRODUCCIÓN

La salud cardiovascular es uno de los temas más críticos hoy, especialmente en Ecuador, donde las enfermedades isquémicas del corazón son la principal causa de mortalidad, afectando a una proporción significativa de la población, incluyendo a jóvenes y a adultos mayores. Según datos del Instituto de Estadística y Censo (INEC), en 2023, se registraron cerca de 87,733 defunciones, con una alarmante cantidad de estas atribuidas a condiciones cardiovasculares. [1]

Las estadísticas revelan que las enfermedades del corazón son responsables del 15% de las muertes, mientras que la diabetes y las enfermedades cerebrovasculares también tienen un impacto considerable, evidenciando la necesidad urgente de abordar estas problemáticas desde múltiples frentes. A medida que avanza el desarrollo de las nuevas tecnologías y el campo de la investigación, el diagnóstico y monitoreo temprano de estas enfermedades es clave para prevenir complicaciones graves y mejorar los resultados en la salud. Sin embargo, el acceso a herramientas de diagnóstico como el electrocardiograma (ECG) es limitado, especialmente en zonas rurales, donde el costo de mantenimiento y adquisición de equipos avanzados se convierte en un obstáculo insuperable para muchos dispensarios médicos [2].

Esto obliga a los pacientes a trasladarse a centros urbanos, lo que no solo implica costos adicionales, sino también retrasos significativos en la atención, lo que agrava aún más la situación. En áreas urbanas, aunque hay más infraestructura disponible, la alta demanda y los costos elevados de los equipos especializados crean un escenario en el que incluso las instituciones médicas pueden no satisfacer las necesidades de la población, resultando en largas listas de espera y diagnósticos tardíos.

En este contexto, surge la necesidad de desarrollar un sistema de monitoreo cardíaco inteligente que sea de bajo costo y fácil de implementar, aprovechando tecnologías emergentes como TinyML para proporcionar un monitoreo continuo y en tiempo real de la salud cardíaca. Este sistema no solo promete mejorar la capacidad diagnóstica, sino que también busca reducir la dependencia de equipos sofisticados, ofreciendo una solución accesible tanto en entornos rurales como urbanos.

La implementación de esta tecnología podría ser un paso decisivo hacia la equidad en la atención médica, permitiendo que más personas reciban el seguimiento que necesitan sin importar su ubicación o situación económica. Este proyecto se justifica por la urgencia de la situación actual y por la oportunidad de crear un sistema de salud más inclusivo y eficiente que beneficie a la población ecuatoriana, garantizando que el acceso a tecnologías médicas avanzadas ya no sea un privilegio, sino un derecho para todos.

1.1 Descripción del problema

Según el Instituto de Estadística y Censo (INEC) para 2023, la población ecuatoriana se estimó en 17 millones de personas y se registraron 87,733 defunciones. Las tres principales causas de muerte fueron: 13,318 casos por enfermedades isquémicas del corazón, 7.308 por agresiones (Homicidios) y 4,632 por enfermedades cerebrovasculares, con el 15.2%, 8.3% y 5.3% respectivamente. [1]

Las enfermedades isquémicas del corazón ocurren cuando se obstruye una arteria del corazón. Estas enfermedades pueden presentarse a cualquier edad y representan un porcentaje significativo de la mortalidad. En jóvenes de 18 a 29 años, las enfermedades isquémicas del corazón causan el 3.2% de las muertes. En adultos de 30 a 64 años, esta cifra asciende al 11.4%, y en adultos mayores de 65 años, alcanza el 20.3%. [1]

Las enfermedades cardiovasculares pueden presentar una variedad de síntomas, que a veces pueden ser sutiles o incluso inexistentes en sus etapas iniciales. Algunos síntomas comunes incluyen dolor en el pecho, falta de aliento, fatiga, mareos o desmayos, y palpitaciones. El ritmo cardíaco, que es la frecuencia y regularidad con la que el corazón late, se mide en pulsaciones por minuto (ppm). Un ritmo cardíaco normal en reposo para un adulto suele estar entre 60 y 100 latidos por minuto. El ritmo cardíaco puede ser regular (con intervalos iguales entre latidos) o irregular (con intervalos desiguales). Evaluar el ritmo cardíaco es esencial para detectar y diagnosticar diversas condiciones cardíacas, como arritmias, taquicardias o bradicardias. [2]

El ritmo cardíaco se puede medir de varias maneras, cada una con diferentes niveles de precisión y una de estas técnicas es la palpación del pulso. Aunque es un procedimiento sencillo de realizar, puede ser menos preciso y depende de la destreza de quien lo lleve a cabo. El estetoscopio permite escuchar los latidos del corazón y contar el ritmo. Es más preciso que la palpación, pero requiere una buena técnica y entrenamiento. Los monitores de frecuencia cardíaca, como los utilizados en relojes inteligentes o bandas para el pecho, miden el ritmo cardíaco en tiempo real. Los modelos de alta calidad pueden ofrecer una precisión bastante alta, aunque la exactitud puede variar según el dispositivo y el ajuste. El electrocardiograma (ECG o EKG) es la herramienta más precisa para medir el ritmo cardíaco y se usa para diagnosticar trastornos del ritmo cardíaco y otras afecciones cardíacas. Se realiza en un entorno clínico y proporciona datos detallados y precisos. [3]

El electrocardiograma es fundamental para diagnosticar y gestionar adecuadamente enfermedades crónicas no transmisibles, como las cardiovasculares, permitiendo detectar posibles problemas cardíacos. Además, los costos de los exámenes médicos pueden variar según factores como el tipo de laboratorio o clínica, así como si el paciente cuenta o no con cobertura de seguro. [4]

El electrocardiógrafo y el Holter son dos instrumentos para evaluar la actividad eléctrica del corazón, pero tienen usos y características distintas. El electrocardiógrafo realiza un registro puntual de la actividad cardíaca en unos minutos, ideal para detectar problemas agudos y realizar diagnósticos rápidos durante una visita médica. En cambio, el Holter proporciona un monitoreo continuo durante 24 a 48 horas, permitiendo evaluar el comportamiento del corazón durante actividades normales y detectar arritmias intermitentes. Mientras que el electrocardiógrafo es menos costoso y se usa para evaluaciones inmediatas, el Holter es más caro y ofrece una visión más completa del funcionamiento cardíaco en el tiempo. Ambos métodos son no invasivos, aunque el Holter requiere que el paciente lleve un dispositivo portátil durante el período de monitoreo. [5]

El valor de un electrocardiógrafo depende de los canales, derivaciones y tecnología que este equipo posea. En el mercado local ecuatoriano, un electrocardiógrafo de 3 canales con 12 derivaciones posee un costo de aproximadamente \$1200.00 (mil doscientos dólares americanos) y un electrocardiógrafo de 12 canales con 12 derivaciones tiene un valor de \$1800.00 aproximadamente (mil ochocientos dólares americanos). [6]

1.2 Justificación del problema

El acceso a equipos médicos especializados es un desafío crítico, aunque las limitaciones se manifiestan de manera diferente. Las enfermedades cardiovasculares (ECV) son una de las principales causas de mortalidad a nivel global, sobre todo en América [7] y el diagnóstico temprano mediante el electrocardiograma (ECG) es esencial para prevenir complicaciones graves. Sin embargo, el alto costo y la complejidad de los equipos necesarios para realizar estos diagnósticos limitan su disponibilidad, lo que afecta negativamente la capacidad de los profesionales de la salud para ofrecer una atención adecuada.

En las zonas rurales, el alto costo de mantenimiento impide que los dispensarios médicos adquieran y mantengan equipos de diagnóstico avanzados, como los

ECG. El personal médico en estas áreas se enfrenta a la dificultad de diagnósticos precisos por la escasez de dispositivos adecuados, lo que obliga a los pacientes a trasladarse a centros urbanos, con costos adicionales y retrasos en la atención. [8]

Por otro lado, en las zonas urbanas, aunque la infraestructura médica es generalmente más avanzada, el acceso a equipos especializados sigue siendo un problema debido a la alta demanda y al costo elevado de los dispositivos. Las instituciones médicas, especialmente las que atienden a poblaciones vulnerables, pueden no tener suficientes recursos para adquirir equipos avanzados en cantidades necesarias para satisfacer las necesidades de su población. Esto puede resultar en largas listas de espera y diagnósticos tardíos, lo que compromete la calidad de la atención médica. [7] [8]

Este proyecto se justifica en la necesidad de desarrollar un sistema de monitoreo cardíaco inteligente, de bajo costo, fácil implementación y accesible. Mediante la integración de TinyML, el proyecto busca proporcionar a los profesionales de la salud una herramienta efectiva para el monitoreo continuo y en tiempo real de la salud cardíaca. Este sistema permitirá mejorar la capacidad diagnóstica, reducir la dependencia de equipos sofisticados, y brindar un acceso más equitativo a la atención de calidad tanto en las zonas urbanas y rurales.

El desarrollo de este sistema tiene el potencial de reducir las disparidades en el acceso a tecnologías médicas avanzadas, fortaleciendo la capacidad de respuesta tanto en entornos rurales como urbanos y promoviendo un mayor acceso equitativo al sistema de salud.

Tabla 1.1 Características comparativas entre electrocardiógrafo modernas y dispositivos portátiles de monitoreo ECG

Características	Electrocardiógrafos Modernos	Dispositivo Portátil de Monitoreo ECG
Portabilidad	Moderada, algunos modelos son compactos, pero siguen siendo estacionarios	Alta portabilidad, diseño compacto y ligero, fácil de llevar durante largos períodos
Accesibilidad	Mayor accesibilidad en entornos clínicos urbanos avanzados	Altamente accesible tanto en zonas urbanas como rurales, bajo costo y fácil implementación
Costo	Alto costo, especialmente en modelos avanzados con múltiples funciones	Bajo costo de adquisición y mantenimiento, asequible para diversas instituciones médicas
Capacidades de Monitoreo	Monitoreo en tiempo real, alta precisión, pero limitado a la duración de la sesión	Monitoreo continuo en tiempo real con capacidad de uso prolongado y sin interrupciones
Alertas y Notificaciones	Puede incluir alertas, pero típicamente solo durante uso clínico en tiempo real	Alertas automáticas en tiempo real
Confiabilidad y Robustez de los Datos	Alta confiabilidad, especialmente en entornos controlados y con operarios entrenados	Alta confiabilidad gracias al entrenamiento de TinyML
Intervenciones Médicas	Permite intervenciones inmediatas durante la sesión en un entorno clínico	Facilita intervenciones oportunas con alertas en tiempo real, mejorando los tiempos de respuesta

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Desarrollar un sistema de monitoreo electrocardiográfico portátil utilizando tecnología de bajo costo, integrado con Tiny Machine Learning (TinyML) para la detección de arritmias.

1.3.2 Objetivos Específicos

- Generar de un dataset de señales de electrocardiograma (ECG) mediante la captura y etiquetado de datos utilizando la plataforma Edge Impulse, así como bases de datos disponibles, que incluya una variedad de ritmos cardíacos, tanto normales como anormales.
- Desarrollar un modelo que reconozca patrones en los datos cardíacos y presenten posibles condiciones cardíacas anómalas en tiempo real.
- Integrar y ejecutar el modelo de aprendizaje automático en un microcontrolador para procesar señales ECG en tiempo real.
- Realizar pruebas de durabilidad y confiabilidad del prototipo.

1.4 Metodología

1.4.1 Enfoque investigativo

Este proyecto tiene como base una investigación exploratoria que busca expandir las limitaciones que tiene la medicina haciendo uso de tecnologías como el Internet de las Cosas (IoT). El IoT se ha convertido en una herramienta clave para transformar el sector de la salud, ofreciendo soluciones innovadoras y accesibles para el monitoreo, diagnóstico y tratamiento de diversas condiciones médicas. A través de estas herramientas, se busca sentar las bases para entender cómo estas tecnologías pueden integrarse de manera efectiva en el ámbito médico, particularmente en el diagnóstico y tratamiento de afecciones cardíacas.

Este estudio será desarrollar un sistema que permita detectar arritmias cardíacas, considerando distintos grupos etarios. Esta condición, que puede tener un impacto significativo en la calidad de vida de los pacientes, requiere de soluciones precisas y eficientes para su identificación temprana y su posterior manejo clínico [9].

Para la adquisición de datos se emplearán sensores de electrocardiografía (EKG), los cuales son dispositivos diseñados para captar las señales eléctricas del

corazón. Estos sensores estarán conectados al microcontrolador NODEMCU ESP32S, que se encargará de procesar los datos y enviarlos a la plataforma Edge Impulse a través de una conexión Wifi, el detalle de la plataforma se analizará en la sección 1.4.3.

La plataforma Edge Impulse nos facilitará el procesamiento de los datos recopilados por el dispositivo médico a desarrollar. Estos equipos estarán diseñados para asistir en la detección temprana de arritmias cardíacas, ofreciendo a los profesionales de la salud una herramienta complementaria para mejorar el diagnóstico y tratamiento de estas afecciones. Además, se espera que este sistema contribuya a un tratamiento médico personalizado, al permitir que los datos recopilados sean utilizados para ajustar las intervenciones según las necesidades individuales de cada paciente.

1.4.2 Población y muestra

Nuestro proyecto como población tomará a personas con enfermedades isquémicas del corazón, caracterizadas por la obstrucción de arterias coronarias. De los cuales, se tomará una muestra de jóvenes entre 18 y 29 años, adultos de 30 a 64, y en personas mayores de 65 años.

El prototipo se usará para el monitoreo de la actividad eléctrica del corazón durante un periodo de tiempo necesario para poder emitir un diagnóstico. Para ello, se le indicará a las personas que realicen 5 minutos de ejercicios para que luego en el estado excitado del cuerpo obtener la información cardíaca. Esta prueba nos ayudará a evaluar el estado del corazón. Cabe recalcar que esto dependerá mucho de la edad, la condición física y el ritmo de vida de la persona.

1.4.3 Recolección de datos

Hardware

En la Figura 1.1 Sistema de monitoreo, se observa cada componente del sistema que desempeña un papel esencial y único en el funcionamiento del proyecto. El prototipo se activa al conectarse a la alimentación y comienza a recolectar las muestras mediante los electrodos conectados al paciente. Estas muestras se digitalizan mediante los convertidores analógico-digitales (A/D) integrados en la placa encargada de capturar la señal ECG.

- Los electrodos están conectados al sistema mediante derivaciones bipolares.
- Se implementa un algoritmo en el AD8232 para procesar cada muestra.
- Se obtendrá la similitud de un electrocardiograma de un equipo médico.

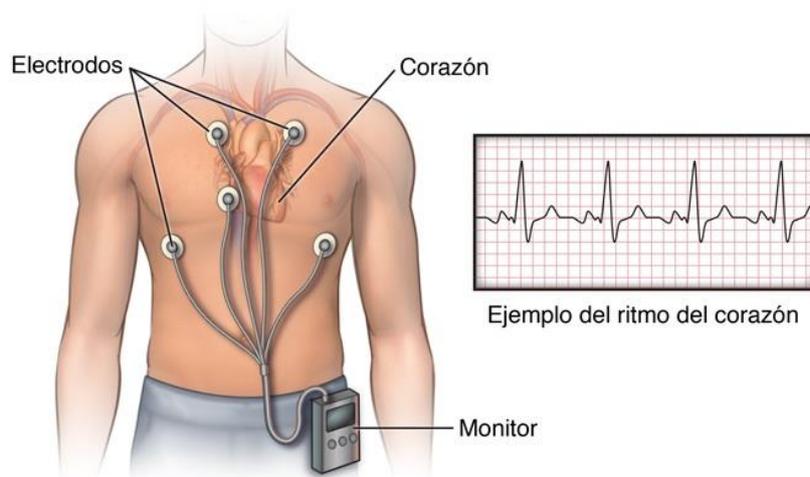


Figura 1.1 Sistema de monitoreo [10]

Adquisición de la señal electrocardiográfica

El dispositivo AD8232 se utiliza para capturar y almacenar la actividad eléctrica del corazón de manera eficiente. Este módulo es fácil de usar, ya que no requiere soldaduras ni conectores adicionales y cuenta con amplificadores y filtros integrados. La conexión al cuerpo se realiza mediante tres electrodos colocados estratégicamente en la pierna derecha (RL), brazo derecho (RA) y brazo izquierdo (LA), como se ilustra en la Figura 1.3. La Figura 1.4 [11] presenta el dispositivo AD8232 junto con su diagrama de bloques. En la Figura 1.2 observamos el diagrama del hardware.

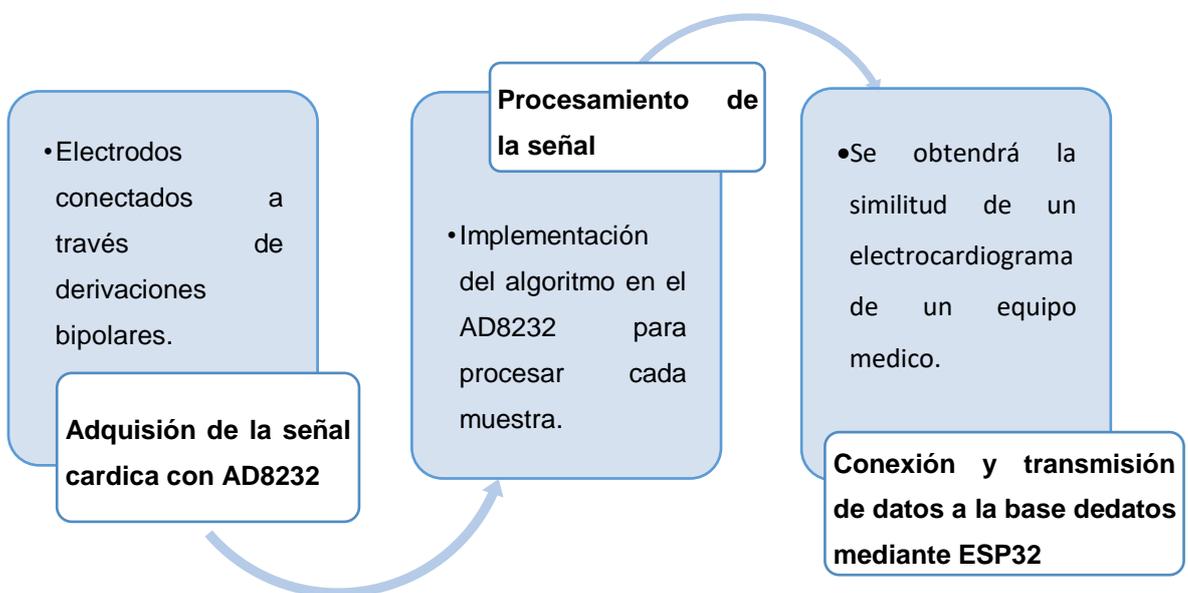


Figura 1.2 Diagrama de hardware del sistema

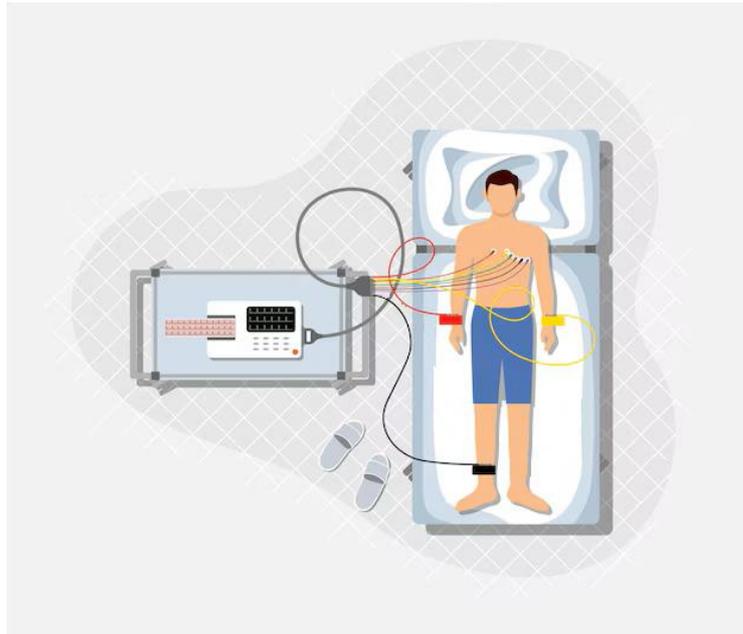


Figura 1.3 Adquisición de la señal electrocardiográfica [12]

El AD8232 es un módulo de acondicionamiento de señales económico, diseñado para medir ECG en aplicaciones de bajo costo. Está preparado para extraer, amplificar y filtrar señales biopotenciales débiles, y es compatible con cualquier microcontrolador. Además, permite realizar un monitoreo portátil del ritmo cardíaco, lo que lo hace ideal para sistemas IoT de señales electrocardiográficas, gracias a su bajo costo, alimentación y facilidad de uso. A continuación, se explica las funciones asignadas a cada uno de los pines. [11]

Tabla 1.2 Distribución de pines en el AD8232 [11]

AD8232	DESCRIPCIÓN
GND	Conexión al terminal de tierra del AD8232
3.3V	Pin de alimentación que se conecta al VCC del sistema embebido
OUTPUT	Pin que proporciona los datos de la señal amplificada para su monitoreo; estos deben ser leídos a través del conversor analógico-digital (A/D) del microcontrolador, en este caso, el pin PA5.
LO-	Detecta voltajes negativos, generalmente no se conecta
LO+	Detecta voltajes positivos, también generalmente no se conecta.
SDN	Controla el encendido del dispositivo (generalmente no se conecta).
PLUG	Conecta los electrodos para captar la señal cardíaca.

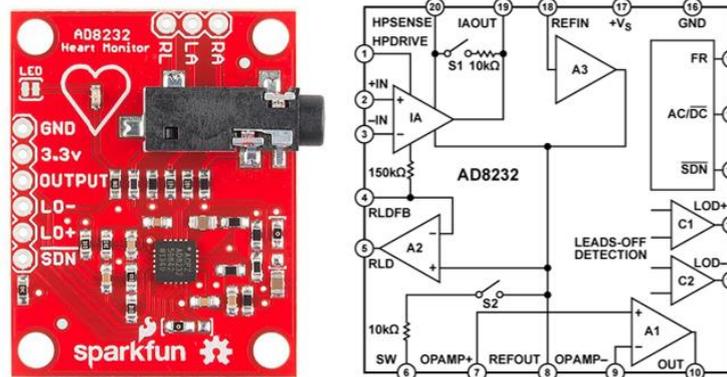


Figura 1.4 Diagrama de bloques del AD8232 [13]

NODEMCU ESP32S

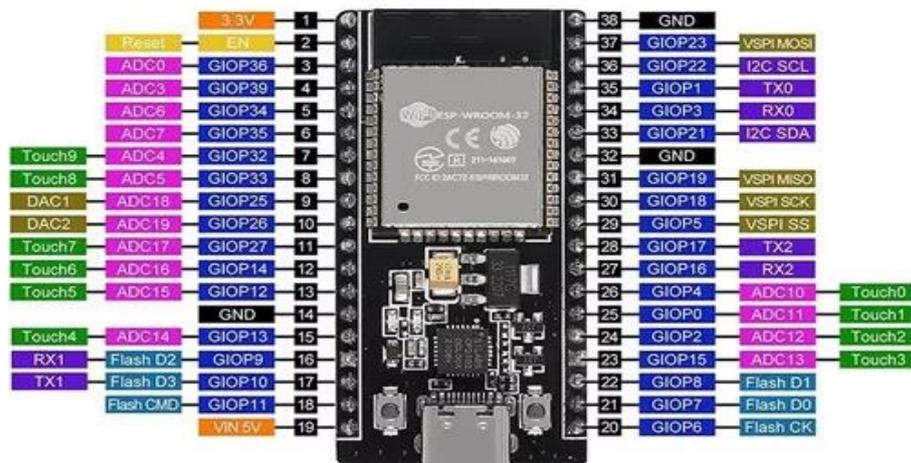
El ESP32 es un microcontrolador de bajo consumo y costo que integran conectividad dual Bluetooth y Wi-Fi, proporcionando una solución práctica que simplifica el diseño de sistemas inalámbricos y de radiofrecuencia. [14]

Este módulo cuenta con un procesador de doble núcleo cuyo rendimiento puede ajustarse entre 80 MHz y 240 MHz. Además, incluye diversas interfaces para conectar componentes como SPI, I2C, UART, I2S, Ethernet, tarjetas SD y pantallas táctiles como se puede observar en Figura 1.5. También incorpora 8 MB de memoria flash integrada, lo que lo hace ideal para proyectos versátiles y exigentes. Este módulo incluye una antena integrada, simplificando la implementación y evitando la necesidad de añadir una antena externa. No obstante, también está disponible una versión con conector IPEX, lo que permite conectar una antena externa para mejorar la sensibilidad de recepción del prototipo. [14]

El ESP32 ha adquirido tanta popularidad que existen múltiples entornos de desarrollo para programarlo. Entre los más comunes se encuentran:

- **Espressif IoT Development Framework (IDF):** Herramienta avanzada para desarrolladores con experiencia en software integrado, incluye un compilador, bibliotecas y ejemplos. Utiliza FreeRTOS y la pila TCP/IP lwIP para Wifi. [14]
- **Arduino IDE:** Este entorno es ideal para principiantes, aunque es más lento y pesado que las herramientas profesionales. Sin embargo, es fácil de usar y cuenta con numerosos ejemplos y soporte para el ESP32. [14]
- **MicroPython:** Permite a los desarrolladores escribir scripts en Python, facilitando la actualización dinámica de aplicaciones, especialmente en entornos industriales, sin la necesidad de una experiencia avanzada en programación embebida. [14]

Para este proyecto, se usará el programa Arduino IDE por su facilidad de uso, la enorme cantidad de recursos disponibles y su enfoque simplificado hacia la programación y el desarrollo.



SOFTWARE

La Figura 1.6 ilustra, a través de diagramas de bloques, una descripción parcial del funcionamiento de la interfaz gráfica. En primer lugar, las señales del electrocardiograma son almacenadas a partir de bases de datos de entrenamiento. Posteriormente, se capturan señales de forma remota y, mediante un nuevo enfoque diseñado para generar un conjunto de datos de alta calidad, se procede al entrenamiento del modelo. Finalmente, se evalúa la exactitud del modelo y se integra el código para completar el proceso.

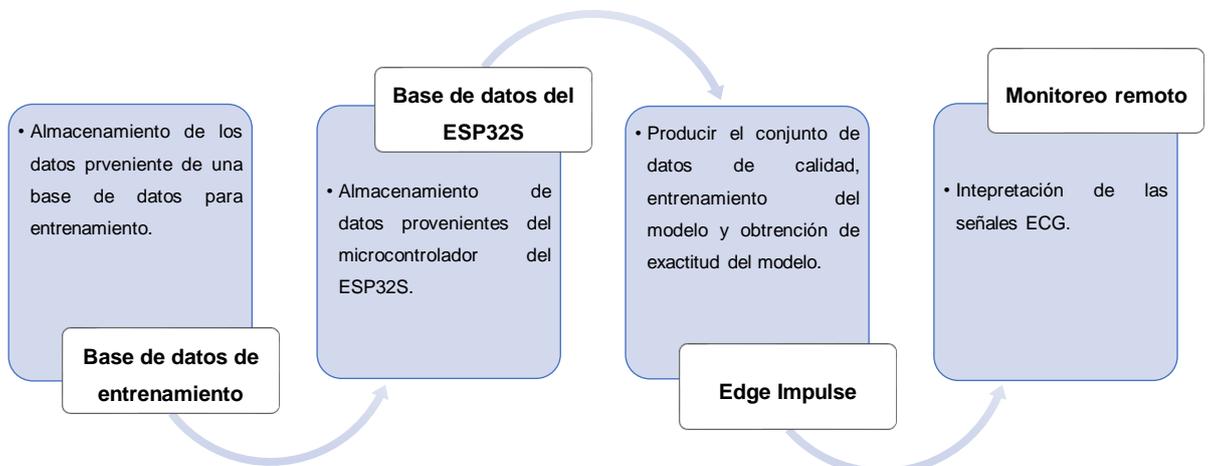


Figura 1.6 Diagrama de software del sistema

ARDUINO IDE

El Arduino IDE es una plataforma de software en la cual está diseñada para programar las placas de desarrollo Arduino en el cual permite escribir, compilar y cargar programas en estas placas de forma fácil y accesible. [16]

El Arduino IDE es compatible con diferentes lenguajes de programación, lo que lo hace accesible tanto a principiantes como a desarrolladores experimentados. Además, incluye una serie de bibliotecas que facilitan la programación de diferentes sensores, actuadores y otros dispositivos electrónicos. El proceso básico en el Arduino IDE incluye [16]:

- Escribir el código en el editor de texto del IDE.
- Compilar el código, para verificar que no haya errores de sintaxis o lógica.
- Subir el código al microcontrolador de la placa Arduino a través de un puerto USB.

El software Arduino, se usará como herramienta de programación para la placa NODEMCU ESP32S.

EDGE IMPULSE

Edge Impulse es una plataforma creada para que los desarrolladores construyan dispositivos inteligentes utilizando aprendizaje automático en el borde (TinyML). Su objetivo principal es proporcionar una interfaz intuitiva para implementar, desarrollar y entrenar modelos de aprendizaje automático en dispositivos con recursos limitados. Algunas de las características clave de Edge Impulse incluyen: [17]

- Desarrollo de modelos
- Optimización de modelos
- Despliegue
- Integración
- Monitoreo y gestión

Desde la recolección de datos y su preprocesamiento hasta la capacitación y puesta en marcha de los modelos, Edge Impulse ofrece un flujo de trabajo eficiente que facilita todo el proceso de desarrollo como se puede observar en Figura 1.7. Gracias a la potencia de TinyML, esta plataforma permite a los desarrolladores crear dispositivos inteligentes capaces de realizar tareas complejas, con bajos requerimientos de energía y recursos. [17]

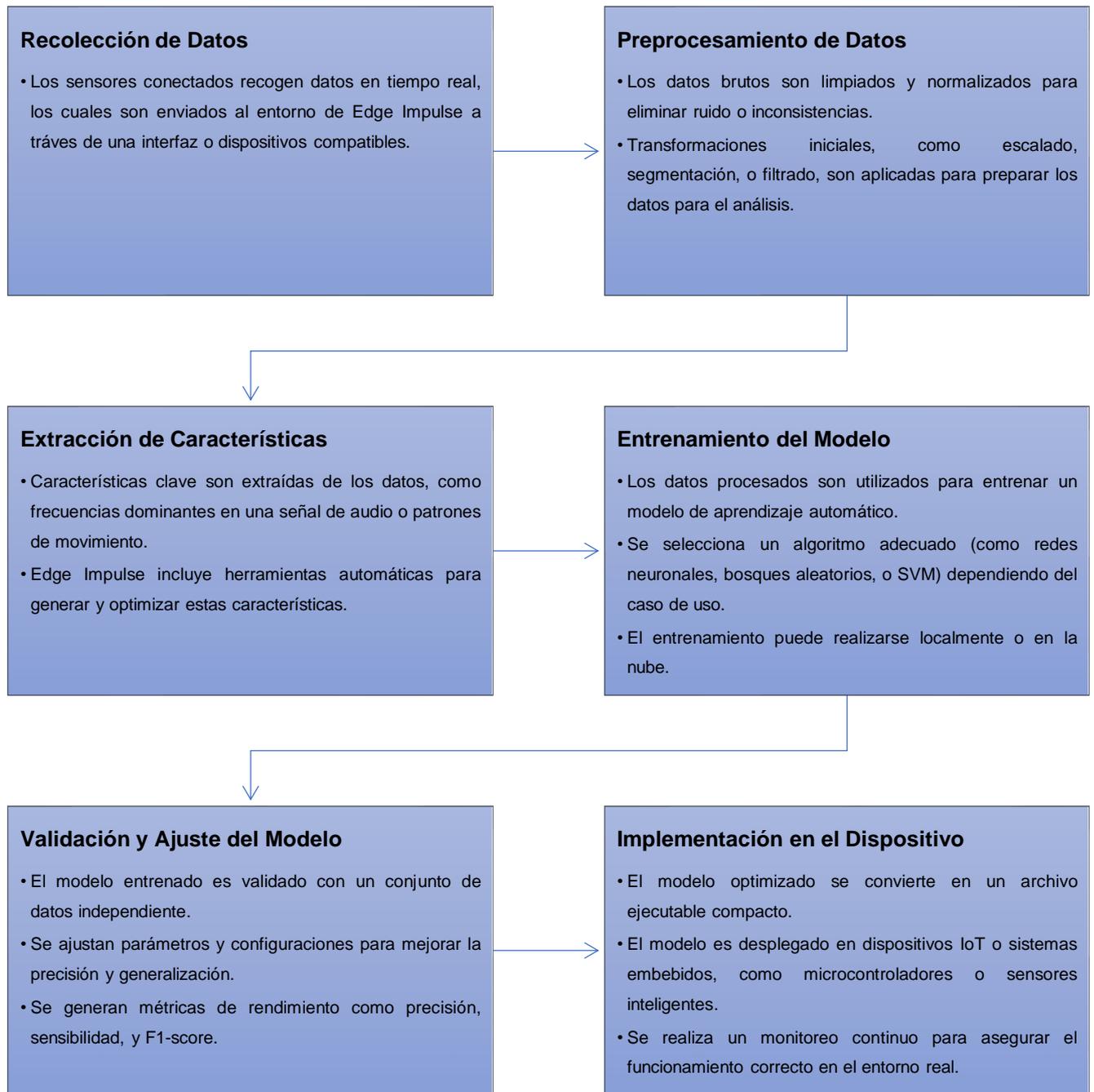


Figura 1.7 Diagrama de Bloques del Proceso de Creación de un Modelo en Edge Impulse

1.4.4 Consideraciones Éticas y Legales

El acceso a productos sanitarios que sean de alta calidad, económicos y apropiados es fundamental para avanzar hacia la cobertura sanitaria universal, responder a emergencias de salud y fomentar comunidades más saludables. [18]

Sin los dispositivos médicos, sería imposible llevar a cabo procedimientos comunes en la medicina, como vendar un esquinco, diagnosticar VIH/SIDA, realizar un reemplazo de cadera o llevar a cabo una cirugía. Estos dispositivos se emplean en diversos contextos: en el hogar por personas sin formación especializada, por paramédicos y médicos en clínicas remotas, por ópticos y dentistas, así como por profesionales de la salud en instalaciones médicas avanzadas. Se utilizan para la prevención, el diagnóstico, el monitoreo de tratamientos, el apoyo a personas con discapacidades y el manejo de enfermedades agudas y crónicas. [18]

Actualmente, se calcula que existen alrededor de 2 millones de tipos de dispositivos médicos en el mercado global, organizados en más de 7000 categorías de dispositivos genéricos. [18]

Un dispositivo médico puede ser cualquier herramienta, equipo, máquina, aparato, implante, reactivo para análisis in vitro, software, material u otro elemento similar o relacionado, diseñado por el fabricante para cumplir un propósito médico, ya sea de manera independiente o en combinación. con otros elementos. [18]

Cualquier plan nacional de salud debe incluir políticas, estrategias y planes de acción relacionados con las tecnologías sanitarias, especialmente en lo que respecta a los dispositivos médicos. Dentro de un sistema de salud sólido, estas garantizan el acceso a dispositivos médicos que sean seguros, efectivos y de alta calidad, fundamentales para prevenir, diagnosticar y tratar enfermedades y lesiones, así como para apoyar la rehabilitación de los pacientes. La OMS ofrece un recurso clave: el “Marco reglamentario modelo mundial para los dispositivos

médicos, incluidos los dispositivos médicos de diagnóstico in vitro”, que sirve de guía para que los Estados Miembros desarrollen e implementen controles reglamentarios y buenas prácticas de fabricación, asegurando así la calidad, seguridad y eficacia de los dispositivos médicos en cada país. [18]

Además, la OMS colabora con los Estados Miembros y centros especializados para crear directrices, herramientas, normas y estándares relacionados con dispositivos médicos. También apoya a los países en la evaluación de sus necesidades nacionales de tecnologías sanitarias, enfocándose especialmente en dispositivos médicos, para garantizar su disponibilidad y uso adecuado, sobre todo en contextos de recursos limitados. Asimismo, la Organización mantiene una base de datos en línea que actúa como un centro de información, proporcionando orientación a los países sobre médicos adecuados para distintos niveles de atención, contextos ambientales y necesidades específicas de cada región o país. [18]

CAPÍTULO 2

2 MARCO TEORICO

2.1 Tecnologías de monitoreo cardíaco

En las últimas décadas, las tecnologías de monitoreo cardíaco han avanzado significativamente, impulsadas tanto por los progresos tecnológicos como por el crecimiento significativo en la incidencia de enfermedades cardiovasculares y existe la necesidad de soluciones eficaces para su detección temprana y monitoreo continuo. Estos avances han permitido la transición de equipos voluminosos utilizados para obtener electrocardiogramas a dispositivos portátiles, compactos y accesibles para diversos entornos. El tipo de monitoreo depende de la tecnología incorporada en cada dispositivo, lo que permite desde el registro básico de la frecuencia cardíaca hasta la identificación de arritmias y otras anomalías cardíacas. Entre las principales tecnologías de monitoreo cardíaco destaca:

- **Electrocardiógrafo (ECG):** Considerado el estándar en el monitoreo del ritmo cardíaco en entornos clínicos, este dispositivo registra de manera precisa la actividad del corazón mediante las múltiples derivaciones colocadas en diferentes partes del cuerpo. El ECG es fundamental para diagnosticar arritmias y otras condiciones cardíacas, aunque su uso requiere de un entorno clínico y personal capacitado para su correcta interpretación.
- **Monitores Holter:** Son dispositivos portátiles que registran la actividad cardíaca continuamente durante 24 a 48 horas. Estos dispositivos son útiles para capturar arritmias intermitentes que pueden no aparecer en un ECG convencional de corta duración. Sin embargo, los monitores Holter pueden ser costosos y algo incómodos para el paciente debido a su tamaño y a los cables necesarios para el monitoreo continuo.

- **Dispositivos portátiles de monitoreo ECG:** En los últimos años, han emergido dispositivos compactos y de fácil uso, como relojes inteligentes y bandas para el pecho, que pueden monitorear el ritmo cardíaco de forma continua. Estos dispositivos están equipados con sensores ópticos o eléctricos y pueden registrar pulsaciones por minuto (ppm), aunque algunos modelos avanzados también incluyen funcionalidad ECG. Los datos obtenidos se pueden sincronizar con aplicaciones móviles para un análisis más detallado y alertas en tiempo real.
- **Telemetría y sistemas de monitoreo remoto:** Algunos hospitales y clínicas han implementado sistemas de telemetría que permiten monitorear de forma remota la actividad cardíaca de un paciente desde una distancia, facilitando la detección de eventos cardíacos y mejorando la atención de pacientes en situaciones críticas o con alto riesgo de complicaciones. [19]

2.2 Funcionamiento del corazón

El corazón está organizado en 4 cámaras constituidas por tejido muscular. Estas cámaras tienen 4 válvulas, las cuales se encuentran hacia un mismo sentido para separar las cámaras y los vasos sanguíneos que sacan sangre de él. Las cámaras superiores reciben el nombre de atrios o aurículas y reciben la sangre del cuerpo o de los pulmones (aurícula derecha e izquierda respectivamente). Donde la función de las aurículas es maximizar el llenado de los ventrículos (cámaras inferiores con sangre) para que sea expulsada fuera del corazón. El ventrículo derecho envía la sangre a los pulmones para que se oxigene, mientras que el ventrículo izquierdo envía la sangre oxigenada al cuerpo a través de la arteria aorta

Para que funcione de manera correcta, la acción de bombeo del corazón debe ser coordinada. Esta coordinación es generada por un grupo especializado de celular cardíacas, que generan y conducen impulsos eléctricos (estos impulsos se consideran en el sentido de arriba hacia abajo y de izquierda a derecha)

La actividad eléctrica del corazón comienza con un voltaje generado por un grupo de células excitables ubicado en la parte superior de la aurícula derecha, conocido como nodo sinoauricular (S-A). El impulso eléctrico generado se transmite al nodo auriculoventricular (A-V), que introduce un pequeño retraso en la señal. Este retardo es crucial, ya que permite el llenado completo de los ventrículos que provienen de las aurículas antes de contraerse.

El nodo A-V asegura que el impulso mecánico sea más lento que el impulso eléctrico y así, la contracción auricular pueda suceder antes de la contracción ventricular. Posteriormente, el haz de His permite que la señal eléctrica se propaga hacia los ventrículos y mediante las fibras de Purkinje se distribuya finalmente en la musculatura ventricular. Este proceso coordina la contracción de los ventrículos y permite que la sangre sea bombeada de forma eficiente hacia los pulmones y todas las partes del cuerpo. [20]

Todos los elementos para el funcionamiento electro-cardíaco pueden ser observados en la Figura 2.1

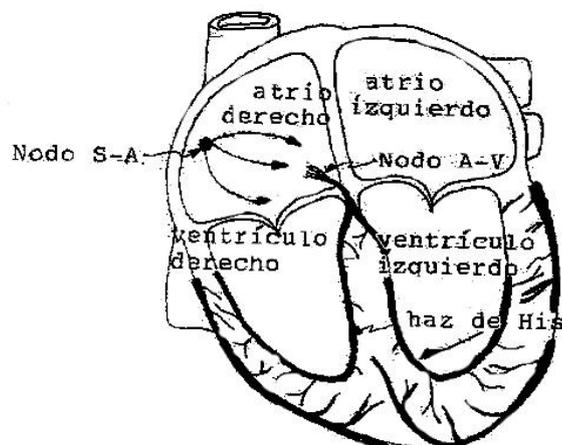


Figura 2.1 Componentes electro-cardíacos [20]

2.3 Frecuencia cardiaca

Se refiere al número de latidos que el corazón da en un minuto. Su unidad estándar es pulsaciones por minuto (ppm) o latidos por minuto (lpm), conocida en inglés como beats per minute (bpm).

La frecuencia cardíaca esperada de una persona en reposo se encuentra en un rango de entre 60 y 80 ppm. Al momento de dormir, esta frecuencia puede verse disminuida alcanzando incluso 45 ppm y al momento de realizar ejercicio, lo esperado es que se encuentre hasta 110 ppm.

Para un diagnóstico un cardiólogo, lo primero que inspeccionará es la frecuencia cardíaca como un primer indicador de una posible condición fisiológica o patológica del paciente. Como se dijo previamente, lo esperado de una persona a lo largo del día es que sus latidos se encuentren alrededor de 60 a 100 ppm. Si éste está por debajo de este rango, el paciente sufre de bradicardia y si mantiene esta condición puede sufrir de un paro cardiaco. Por el contrario, si el paciente está por encima del rango, posee taquicardia y si lo posee por un tiempo prolongado, puede sufrir de un ataque cardiaco. [20]

2.4 La onda cardiaca

Un electrocardiograma posee varias características principales de estudio basadas en las ondas cardíacas, las cuales representan diferentes etapas del ciclo cardiaco. Esta onda está representada por las letras P, Q, R, S, T y U como se observa en Figura 2.2. En algunos textos se encuentra la letra J también

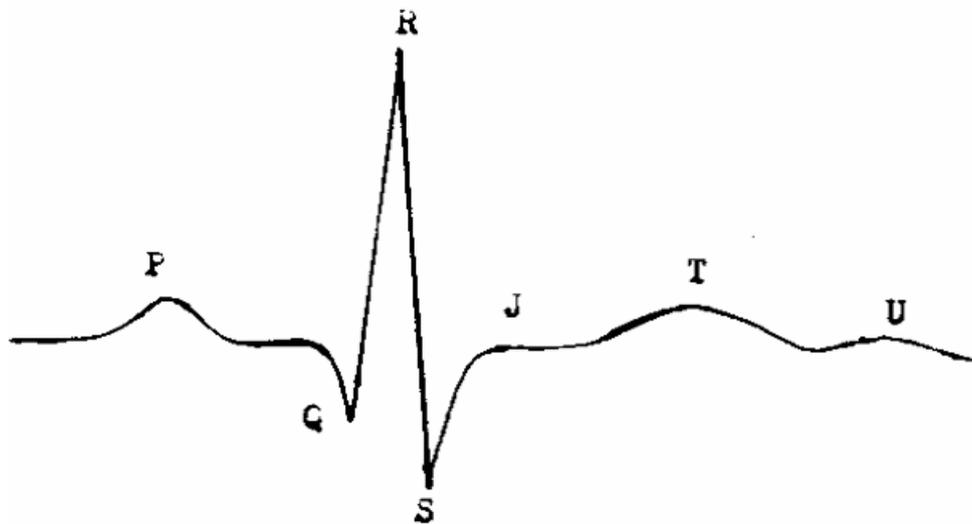


Figura 2.2 Representación de las ondas de un electrocardiograma [20]

Onda P

- El proceso mediante el cual estas se preparan para contraerse y enviar sangre hacia los ventrículos se denomina despolarización de las aurículas.
- Esta onda es pequeña y de baja amplitud debido a que las aurículas son más pequeñas y generan menos voltaje que los ventrículos.
- La onda P indica el inicio de un latido y dura aproximadamente 0.08 a 0.10 segundos en un corazón saludable.

Complejo QRS

- **Onda Q:** Una onda pequeña y negativa, que representa la despolarización inicial de los ventrículos. No siempre es visible.
- **Onda R:** Es la onda más alta y positiva del complejo QRS, que muestra la despolarización de la mayor parte de los ventrículos.
- **Onda S:** Onda negativa que refleja la despolarización de las zonas finales de los ventrículos.
- Este complejo tiene una duración breve (aproximadamente 0.06 a 0.12 segundos) debido a la velocidad de la despolarización ventricular.

Punto J

Es una marca importante en el ECG y representa el punto de unión entre el final del complejo QRS y el inicio del segmento ST. Se considera como el momento en que termina la despolarización ventricular y justo antes de que inicie la fase de repolarización ventricular.

Onda T

- Las células que se están recuperando eléctricamente y preparando para el siguiente latido se lo denomina repolarización de los ventrículos.
- La onda T suele ser positiva y más lenta que el complejo QRS, indicando un proceso más gradual de recuperación de los ventrículos.

Onda U

- La onda U es menos común y su origen exacto no está completamente definido. Se cree que podría estar asociada con una etapa final de la recuperación ventricular.
- La onda U aparece a veces después de la onda T y suele ser más prominente en situaciones de baja frecuencia cardíaca o de ciertos desequilibrios electrolíticos (como baja de potasio). [21]

Cada onda y segmento (espacio entre onda-onda) son esenciales para diagnosticar diversas afecciones cardíacas.

- **Onda P:** Identifica arritmias auriculares y bloqueos auriculoventriculares (AV).
- **Complejo QRS:** Señala bloqueos de rama, hipertrofia ventricular e infartos.
- **Segmento ST y punto J:** Elevaciones indican infarto, síndrome de Brugada o pericarditis.
- **Onda T:** Cambios pueden reflejar isquemia.

- **Onda U:** Puede indicar desequilibrios electrolíticos y bradicardia.
- **Intervalo QT:** Su prolongación sugiere riesgo de arritmias y requiere monitoreo. [22]

2.5 El triángulo de Einthoven

El triángulo de Einthoven es una representación geométrica de las tres derivaciones estándar del electrocardiograma (ECG): DI, DII y DIII. Este triángulo forma un triángulo equilátero con el corazón en su centro y facilita la comprensión de cómo se registran las señales eléctricas generadas por el corazón utilizando tres electrodos principales: uno en el brazo derecho, otro en el brazo izquierdo y uno más en la pierna izquierda, tal como se ilustra en Figura 2.3. [23]

- Derivación DI (brazo derecho a brazo izquierdo): Registra la diferencia de potencial entre el brazo derecho (-) y el brazo izquierdo (+). [23]
- Derivación DII (brazo derecho a pierna izquierda): Mide la diferencia de potencial entre el brazo derecho (-) y la pierna izquierda (+). [23]
- Derivación DIII (brazo izquierdo a pierna izquierda): Registra la diferencia de potencial entre el brazo izquierdo (-) y la pierna izquierda (+). [23]

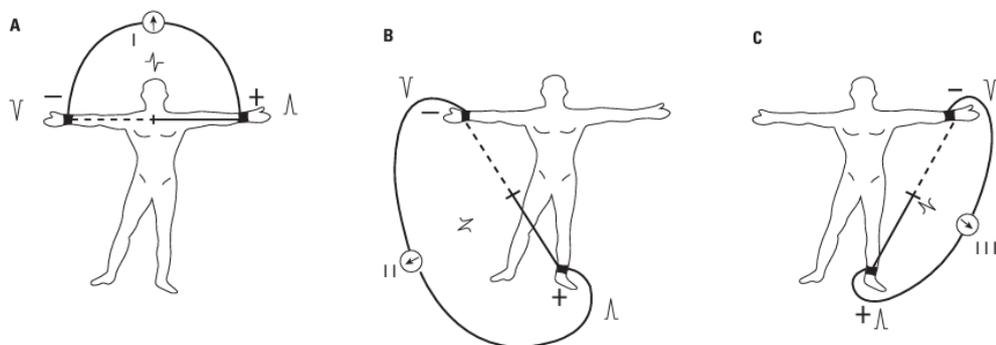


Figura 2.3 Representación gráfica de las derivaciones estándar [23]

Este triángulo es equilátero, lo que significa que las tres derivaciones son simétricas y están a 60 grados de separación entre sí. Esta disposición es importante porque ayuda a entender cómo la actividad eléctrica viaja a través del corazón y cómo se registra desde diferentes ángulos, como se observa en Figura 2.4. [23]

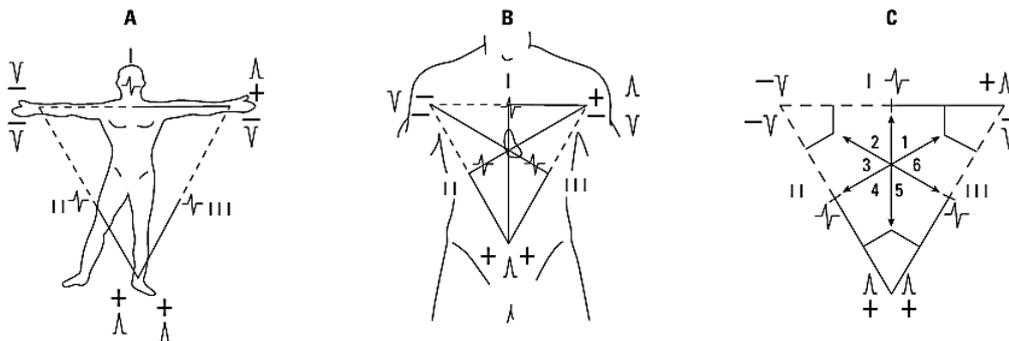


Figura 6.4. A: triángulo de Einthoven. B: el mismo superpuesto a un torso humano. Obsérvese la parte positiva (línea continua) y negativa (discontinua) de cada derivación. C: diferentes vectores (1-6) originan proyecciones distintas de acuerdo con su ubicación. Por ejemplo, el vector 1 tiene una proyección positiva en la derivación I, negativa en la III e isodifásica (cero) en la II.

Figura 2.4 Triángulo de Einthoven en diferentes perspectivas [23]

2.6 Ley de Einthoven

La ley de Einthoven es un principio fundamental de la electrocardiografía, formulado por Willem Einthoven en 1903, basado en la ley de Kirchoff, considerando un circuito cerrado entre las 3 derivaciones bipolares. Establece que la suma algebraica de las tensiones eléctricas en las derivaciones I y III de un electrocardiograma (ECG) debe ser igual a la tensión registrada en la derivación II. Es decir, si se suman las amplitudes de las derivaciones I y III, se obtiene el mismo valor que la derivación II:

$$D_{II} = D_I + D_{III}$$

Esta ley es una consecuencia geométrica de la disposición de los electrodos en el triángulo de Einthoven y refleja la relación de las tensiones eléctricas registradas en el corazón a partir de las tres derivaciones del ECG. [23]

2.7 Procesamiento de señales cardiacas

Para poder expresar la frecuencia en Hertz (Hz) en lugar de ppm, es necesario realizar un sencillo cálculo matemático

$$FC = \frac{\# \text{ de latidos por minuto}}{60} [Hz]$$

Considerando un mínimo de 30 y 120 ppm como límites inferior y superior respectivamente, obtenemos una frecuencia de 0.5 y 2 Hz [20]

2.8 TinyML

Tiny Machine Learning es un subcampo de Machine Learning enfocado en el desarrollo de aplicaciones de IA (Inteligencia Artificial) en dispositivos pequeños y con recursos limitados, como microcontroladores y sensores, que operan a muy baja potencia (usualmente en el rango de mW) a través de modelos neuronales. El objetivo es el desarrollo de inferencias en el dispositivo sin necesidad de que se encuentre enlazada a una nube, reduciendo el consumo de energía, latencia y logrando la independencia de la conectividad de datos. [24]

Esto permite que los dispositivos tomen decisiones en tiempo real y proporciona ventajas significativas en términos de eficiencia energética, privacidad de datos y rendimiento. TinyML se aplica ampliamente en sectores como la atención médica, donde el monitoreo constante en dispositivos portátiles es crucial y no requiere grandes cantidades de procesamiento en la nube. [25]

2.9 Fibrilación auricular

La fibrilación auricular es una condición médica en la que el corazón late de manera irregular, que por esta condición se la considera un tipo de arritmia debido al fallo en el correcto funcionamiento del corazón. Esta falencia se da en el nodo sinoatrial debido a un debilitamiento en la fuerza de bombeo necesaria para la correcta circulación de la sangre por todo el cuerpo. Esta falencia puede causar una acumulación de la sangre en las cavidades superiores del corazón conocidas como aurículas, aumentando el riesgo de formación de coágulos y riesgo de infarto. [26]

En un electrocardiograma esta falencia es detectada por medio de la ausencia o deterioro de la onda P, la cual corresponde a que las aurículas no se despolarizan de manera correcta causando estas irregularidades; incluso, logra causar un ritmo cardíaco irregularmente irregular, conocido también como groseramente irregular. [27]

Las fibrilaciones auriculares están condicionadas a diversos factores entre ellos está la hipertensión arterial, hipertiroidismo, consumo de alcohol, estrés físico o emocional, envejecimiento, insuficiencia cardíaca o problemas en las válvulas cardíacas. [27]

En algunos casos, la cafeína es un factor que también puede estar presente en las fibrilaciones auriculares debido a que éste es un estimulante del sistema nervioso central, el cual puede afectar el ritmo cardíaco en individuos sensibles a la cafeína. Esta afectación en algunas personas puede desencadenar o agravar diferentes tipos de arritmias [26]

En la Figura 2.5, podemos observar en la parte superior la ausencia de la onda P en un caso de fibrilación auricular, como se observa en la flecha roja, que a su vez se observan ritmos regularmente irregulares. En la parte inferior observamos una señal cardíaca regular, un ritmo sinusal donde está presente la onda P.

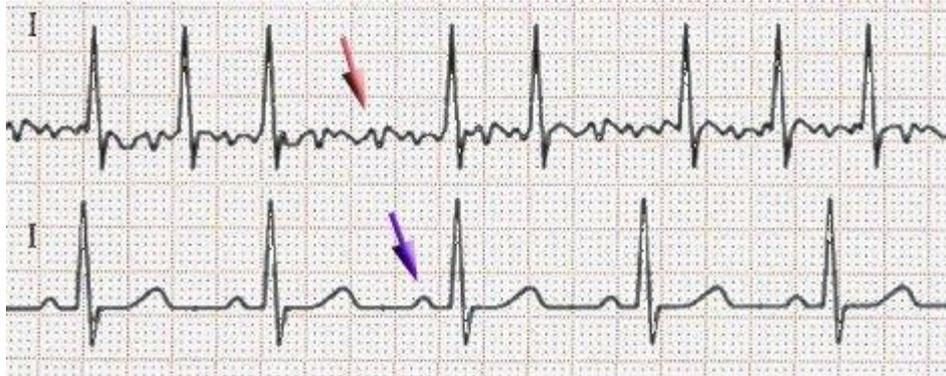


Figura 2.5 En la parte superior, fibrilación auricular. Parte inferior, ritmo sinusal [28]

2.10 Redes neuronales en TinyML

Las redes neuronales son un conjunto de algoritmos inspirados, de manera general, en el funcionamiento del cerebro humano, y están diseñadas para identificar patrones. Procesan datos sensoriales mediante un tipo de percepción automática, clasificando o agrupando las entradas en bruto. Los patrones que identifican son numéricos y se representan en vectores, que son la forma en que todos los datos del mundo real, como imágenes, sonidos, texto o series temporales, deben ser convertidos para ser procesados. [29]

¿Cómo funcionan?

Consisten en capas de nodos interconectados, también conocidos como neuronas.

1. **Neuronas (o nodos):** Cada nodo recibe entradas de sus predecesores, las procesa y pasa su salida a los nodos sucesores, como se observa en Figura 2.6. Este procesamiento incluye:
 - Entradas ponderadas.
 - Un sesgo (umbral).
 - Una función de activación que determina si, y hasta qué punto, la señal debe progresar a través de la red.

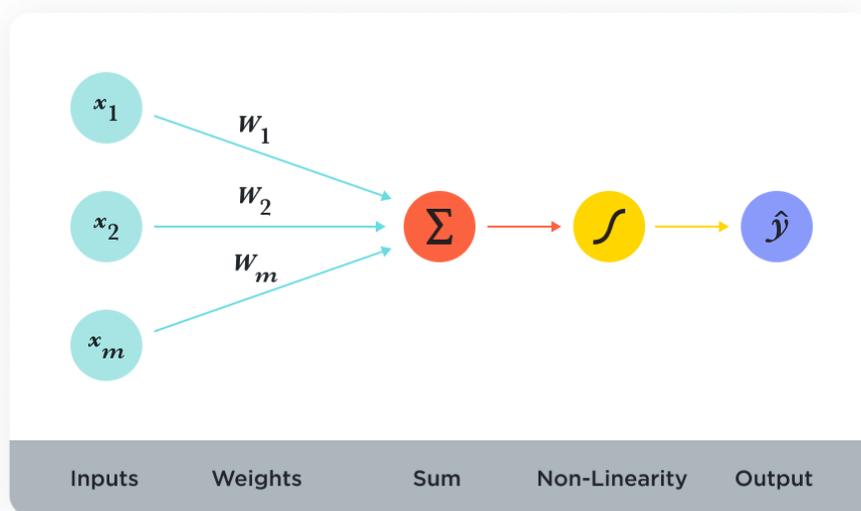


Figura 2.6 Redes neuronales

2. **Capas:** Las neuronas están organizadas en capas [29]:

- **Capa de Entrada:** Recibe los datos en bruto.
- **Capas Ocultas:** Realizan cálculos con las entradas ponderadas.
- **Capa de Salida:** Produce el resultado final.

Esto puede ser observado en Figura 2.7

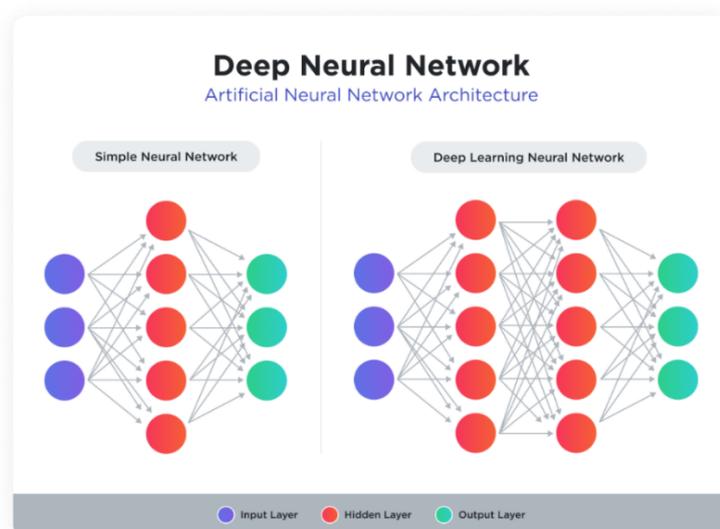


Figura 2.7 Arquitecturas de Redes Neuronales

Proceso de aprendizaje

Las redes neuronales pueden variar ampliamente en su arquitectura, adaptándose a diferentes tipos de problemas y datos. La clave del poder de las redes neuronales está en su capacidad para aprender. Este aprendizaje se lleva a cabo mediante un proceso denominado entrenamiento, en el cual la red ajusta sus pesos basándose en la diferencia entre su salida y la salida esperada. Este proceso involucra los siguientes pasos [30]:

- **Entrenamiento:** Ajuste de pesos basado en el error de las predicciones. Esto se repite durante muchos ciclos de entrenamiento o *epochs* usando datos de entrenamiento.
- **Retropropagación:** Mecanismo clave donde la red ajusta sus pesos comenzando desde la capa de salida y retrocediendo a través de las capas ocultas, minimizando el error en cada paso.

Redes Neuronales en IA de Borde (Edge AI)

En la IA de borde, las redes neuronales operan bajo restricciones de menor potencia computacional y eficiencia energética. Deben optimizarse para velocidad y tamaño sin comprometer demasiado la precisión. Esto a menudo incluye técnicas como:

- **Extracción de Características:** Extraer características significativas de los datos en bruto para procesarlos eficazmente en dispositivos con recursos limitados.
- **Arquitecturas de Redes Neuronales:** Selección de una arquitectura de modelo diseñada para ejecutarse eficientemente en el tipo de procesador objetivo y ajustarse a las limitaciones de memoria.
- **Aprendizaje Transferido:** Uso de un modelo preentrenado y su reentrenamiento con un conjunto de datos más pequeño relevante para la aplicación.

- **Cuantización:** Proceso que consiste en reducir la precisión de los números utilizados en el modelo para disminuir tanto la carga computacional como el espacio de almacenamiento.
- **Podado del Modelo (Model Pruning):** Reducción del tamaño del modelo eliminando nodos y capas innecesarias.

En el contexto de la IA en el borde, las redes neuronales deben ser diseñadas y optimizadas para operar de manera eficiente en entornos con recursos limitados, buscando un equilibrio entre precisión y rendimiento. [31]

CAPÍTULO 3

3 DESARROLLO DE LA SOLUCIÓN

3.1 Generación del modelo

Edge Impulse ofrece una plataforma integral para la creación y entrenamiento de modelos de aprendizaje automático orientados a diversas aplicaciones, como el análisis de señales de electrocardiograma (ECG) para la detección de arritmias como se ilustra en la Figura 3.1. Su flujo de trabajo incluye recopilación, preprocesamiento, entrenamiento y despliegue de modelos en dispositivos de borde, adaptándose específicamente al procesamiento de señales ECG. [32]

En primer lugar, la plataforma permite trabajar con datos de ECG cargados en formato temporal (como archivos CSV) o capturados directamente desde dispositivos compatibles, facilitando su preparación para el análisis. El preprocesamiento incluye la eliminación de ruido, segmentación de señales y extracción de características relevantes, como el intervalo RR, esenciales para identificar patrones asociados a arritmias. [32]

El entrenamiento del modelo requiere un conjunto de datos etiquetado que distinga entre latidos normales y anómalos. Edge Impulse permite seleccionar modelos como redes neuronales profundas (DNN) o recurrentes (RNN), adecuados para datos secuenciales. Durante este proceso, se evalúan métricas como precisión, sensibilidad y el F1-score para optimizar el rendimiento del modelo. [32]

Finalmente, la plataforma permite optimizar y desplegar los modelos en dispositivos de borde, como microcontroladores, para realizar inferencias en tiempo real. Esto posibilita la detección de arritmias de manera eficiente y autónoma, contribuyendo al monitoreo continuo de la salud cardíaca en dispositivos portátiles de bajo consumo energético. [32]

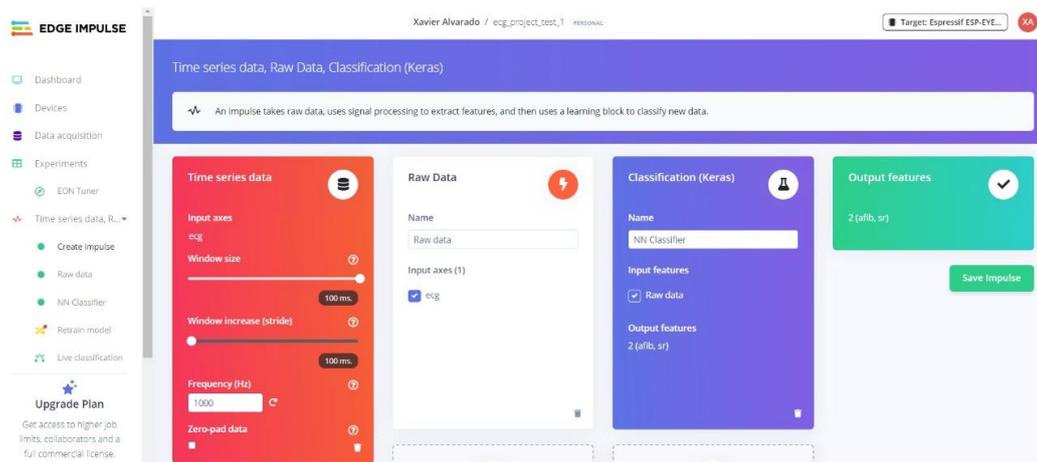


Figura 3.1 Sección Create Impulse de Edge Impulse

Se hace uso de un modelo generado en *Atrial Fibrillation and Sinus Rhythm detection using TinyML* [33]. En este modelo se obtuvo por medio del procesamiento de datos obtenidos de un SimMan [34], el cual es un muñeco de simulación médica, en el modo de fibrilación auricular y ritmos sinusales a través de una base de datos pública en *PTB-XL*. [35]

La data obtenida fue procesada por medio de Python, pasando por procesamiento digital de datos por medio del filtrado Butterworth para la supresión de ruido. Para la separación de data, se realizó la detección de picos, extrayendo 100 muestras por latido. Finalmente se normalizaron los datos para evitar valores distorsionados, esta información ya obtenida se encuentra en formato. json.

Para poder realizar la generación de la data con nuestros propios datos, es necesario hacer uso de nuestro ESP32 haciendo uso de **APÉNDICE A: CÓDIGO DE VISUALIZACIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATA** para capturar data en tiempo real.

Haciendo uso de la consola de Arduino IDE, obtenemos datos en el intervalo de tiempo que se desee, en nuestro caso se tomaron datos de un intervalo aproximado de 26 minutos y 19 segundos. Para poder obtener lo más cercano a un latido por cada 100 datos, se decidió modificar el MicrosDelay de 10000 a 5000, para cambiar

de 100 KHz a 200 KHz, por lo que se obtendrían 200 muestras por segundo. Permitiéndonos obtener una captura similar a la que se generó inicialmente para el modelo con el uso de datos públicos. Esta captura se puede observar en Figura 3.2

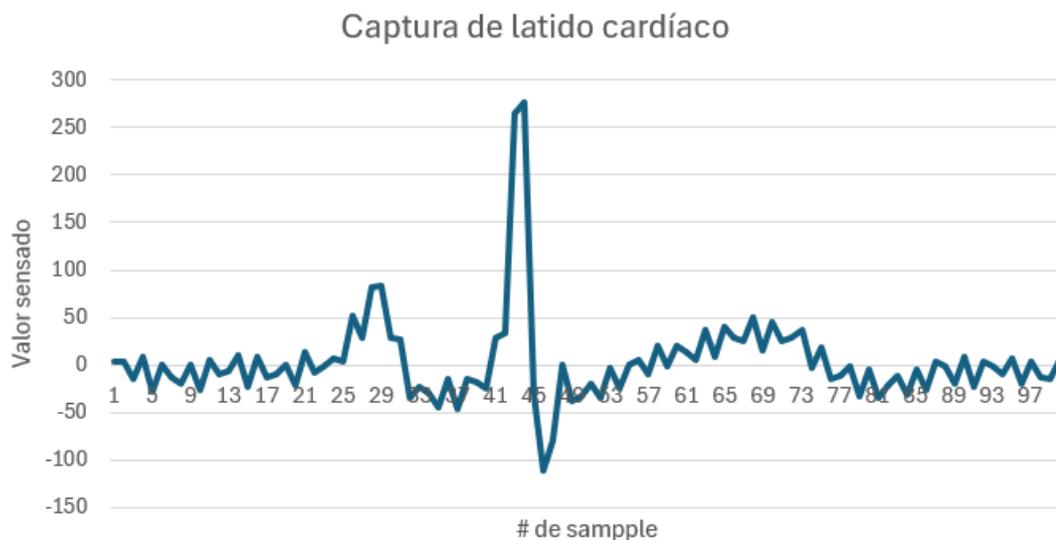


Figura 3.2. Captura de latido cardíaco por medio del ESP32

Tras la obtención de alrededor de 315800 datos dentro del periodo de tiempo antes mencionado, se debe buscar que el número de datos sea un múltiplo de 100 para hacer uso de capturas completas.

Para el procesamiento de toda esta información y ser manejada de manera similar en el formato ya establecido, haremos uso de un script de en el VBA de Microsoft Excel, el cual se encuentra detallado en APÉNDICE B: SCRIPT PARA VBA DE MICROSOFT EXCEL.

A breves rasgos, la información obtenida directamente del Monitor de Arduino IDE debe ser procesada para que este se asemeje al formato. json usado de manera inicial, por lo que este script permite que todos los datos sean procesados en grupos de 100 datos, de los cuales se busca el mayor valor dentro de cada rango para un proceso de normalizado. Posterior a la normalización, se realiza una concatenación con el formato “[” + “Valor normalizado” + “]”, para que finalmente cada rango sea

unificado en una sola línea de texto por medio de la función JOINTTEXT con “,” como delimitador. Este último proceso se realiza así mismo para cada rango de 100 datos.

Haciendo uso de uno de los documentos. json presentes en la base de datos de nuestro modelo, se hizo un ajuste para que este tome el formato necesario, pero variando los datos para cada rango y este sea generado de manera independiente por cada rango de datos en extensión. json como se puede observar en Figura 3.3. El formato puede ser observado en APÉNDICE C: FORMATO JSON, donde se resalta en color amarillo los datos que serán cambiados para cada rango establecido.

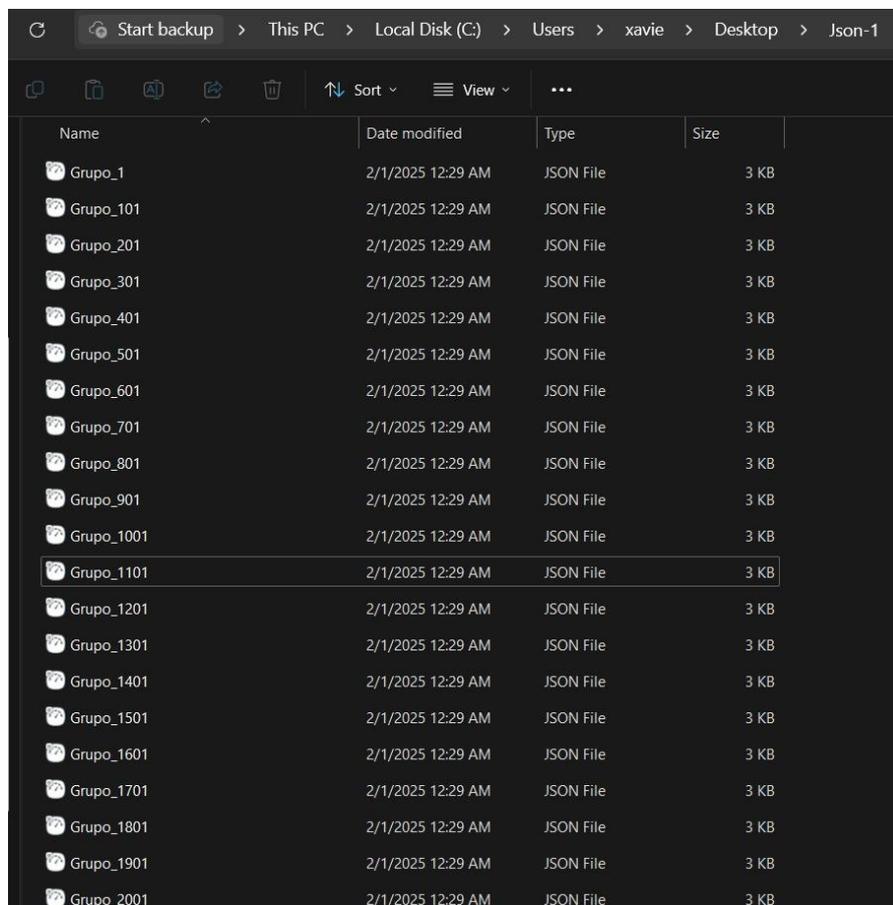


Figura 3.3 Archivos en formato JSON

En la clasificación de datos, se hizo uso de una red neuronal para la clasificación de los datos, la cual recibe la señal ECG sin modificaciones y tiene 2 clases en su salida que corresponde a:

- AFib (Fibrilación auricular), correspondiente a un ritmo cardíaco irregular.
- SR (Sinus Rhythm), correspondiente a un ritmo cardíaco normal.

En esta etapa el modelo aprende los patrones de la señal cardíaca para poder clasificarla entre AFib y SR, como se observa en Figura 3.4.

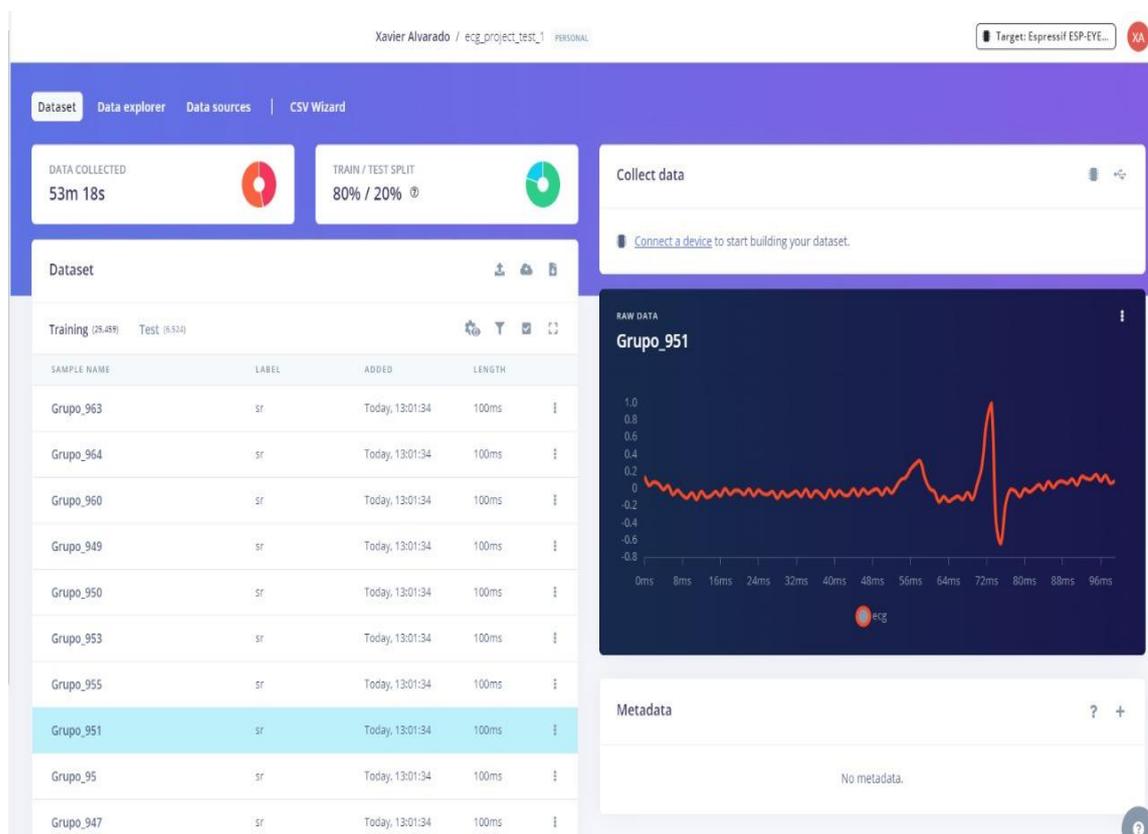


Figura 3.4 Dataset del modelo

En este panel, podemos ingresar datos de diversas maneras, lo que proporciona flexibilidad y facilidad para el usuario al momento de cargar la información necesaria. Una de las opciones disponibles es la recolección de datos mediante un dispositivo especializado, que puede estar configurado para capturar información en tiempo real y transmitirla directamente al sistema. Además, existe la posibilidad de cargar archivos manualmente, lo cual puede ser útil cuando se dispone de datos preexistentes que se necesitan procesar. En este caso, el proceso de carga se realiza a través de una carpeta específica en la que se deben establecer las etiquetas correspondientes, como la etiqueta “sr” para ritmo sinusal. Esta etiqueta es fundamental para clasificar correctamente los datos, permitiendo una identificación precisa de la información que corresponde a este tipo de ritmo cardíaco. Como se observa en la Figura 3.5, el panel facilita este procedimiento al ofrecer una interfaz intuitiva para seleccionar y organizar los archivos según su categoría, asegurando así una correcta visualización y análisis posterior de los datos.

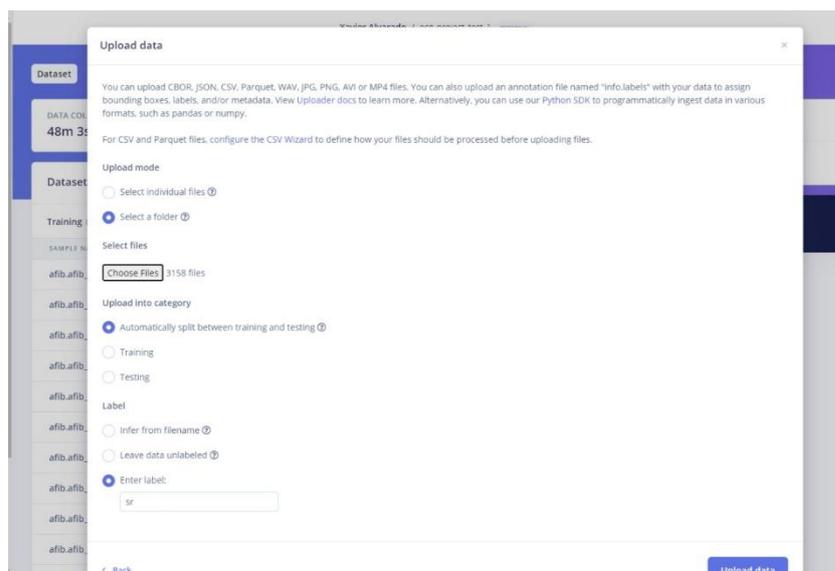


Figura 3.5. Ingreso de datos generados

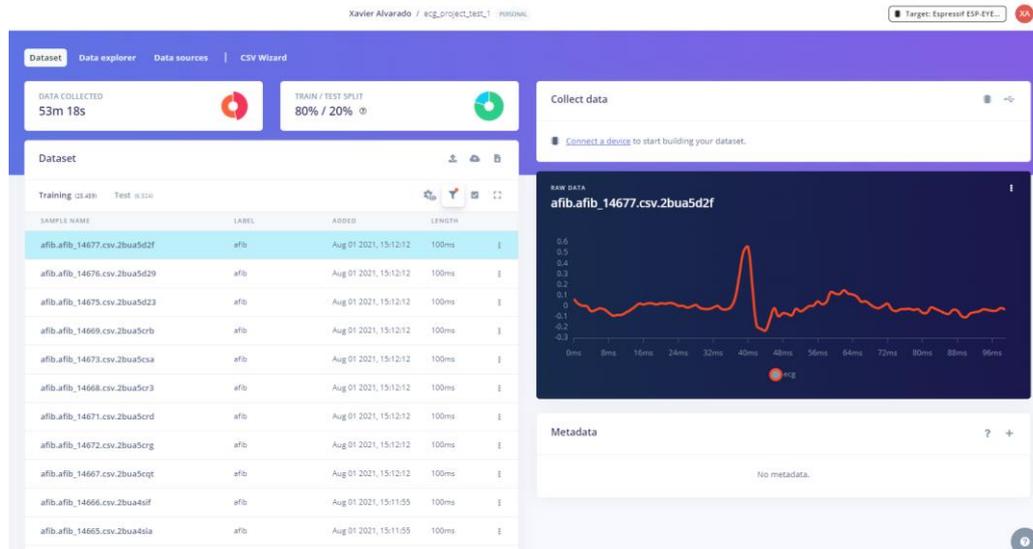


Figura 3.6 Dataset de Fibrilación auricular (arritmia)

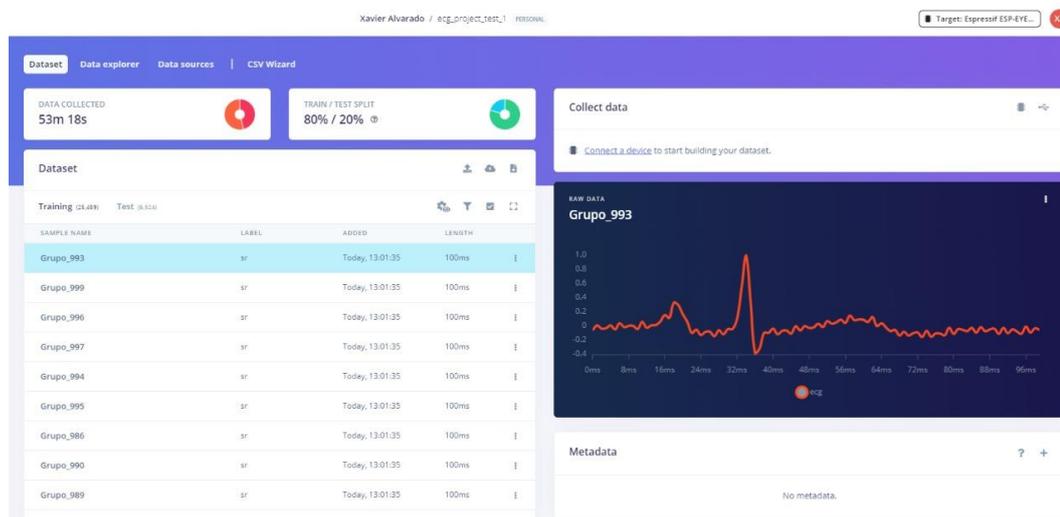


Figura 3.7 Dataset de ritmo sinusal (latido normal)

Como se puede observar en la Figura 3.6, la data ha sido adquirida y clasificada como AFib, correspondiente a Fibrilación auricular, debido a la ausencia de la onda P. Como se observa de manera similar a la imagen de la Figura 2.5. A su vez, en la Figura 3.7 se observa que en esta clasificación también se genera SR, correspondiente al ritmo sinusal, el cual tiene una visualización similar a la imagen

inferior de la Figura 2.5. Para el entrenamiento del modelo se usó como procesador al CPU como parte de la configuración de la red neuronal.

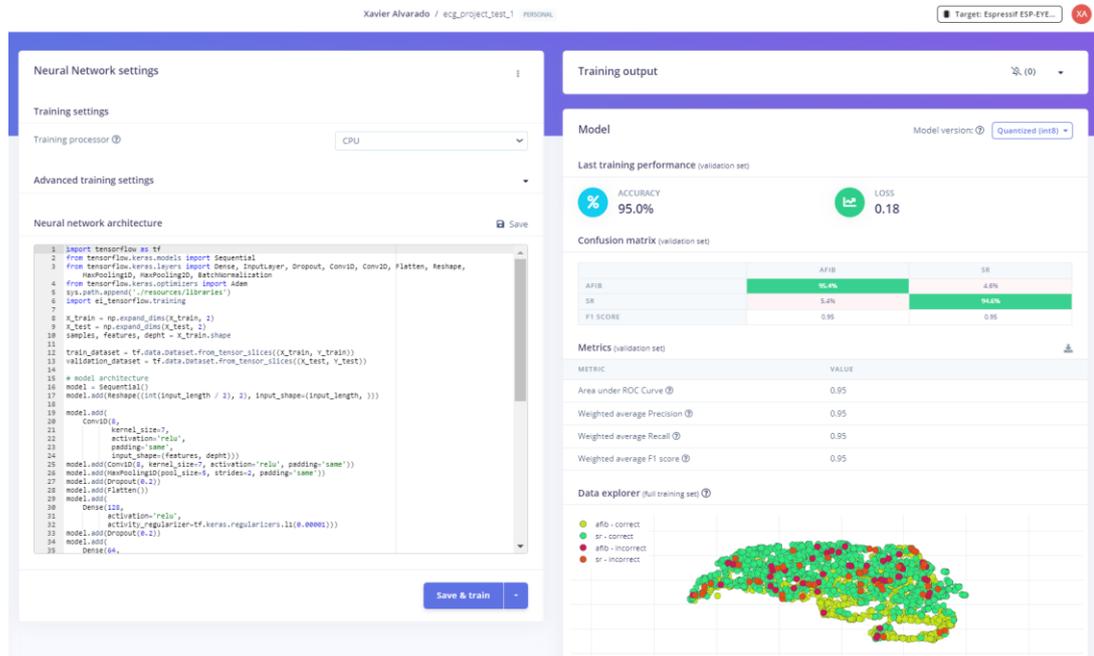


Figura 3.8 Configuración de la red neuronal

En el código que se puede observar en Figura 3.8, se ajusta los datos de entrada para que sean compatibles con la red. Luego, construye un modelo que combina capas de convolución (Conv1D), que detectan patrones en los datos, con capas de reducción (MaxPooling1D) y desconexión (Dropout) para evitar sobreajuste.

Después, la información se aplana y pasa por varias capas densas antes de llegar a la salida, donde se hace la clasificación. El modelo usa el optimizador Adam para mejorar su precisión y se entrena durante 30 ciclos (epochs), evaluándose con datos de prueba para medir su desempeño. Tras el ingreso de la data y entrenamiento del modelo, este permite realizara pruebas en vivo, ya sea por medio de un dispositivo externo o por los datos de pruebas para corroborar la efectividad del modelo. En Figura 3.9, observamos un dato de arritmia con un índice del 95%

para AFib y 5% para SR, lo cual es un buen indicativo de nuestro modelo. Podemos realizar esto para varias muestras de prueba que se tengan.

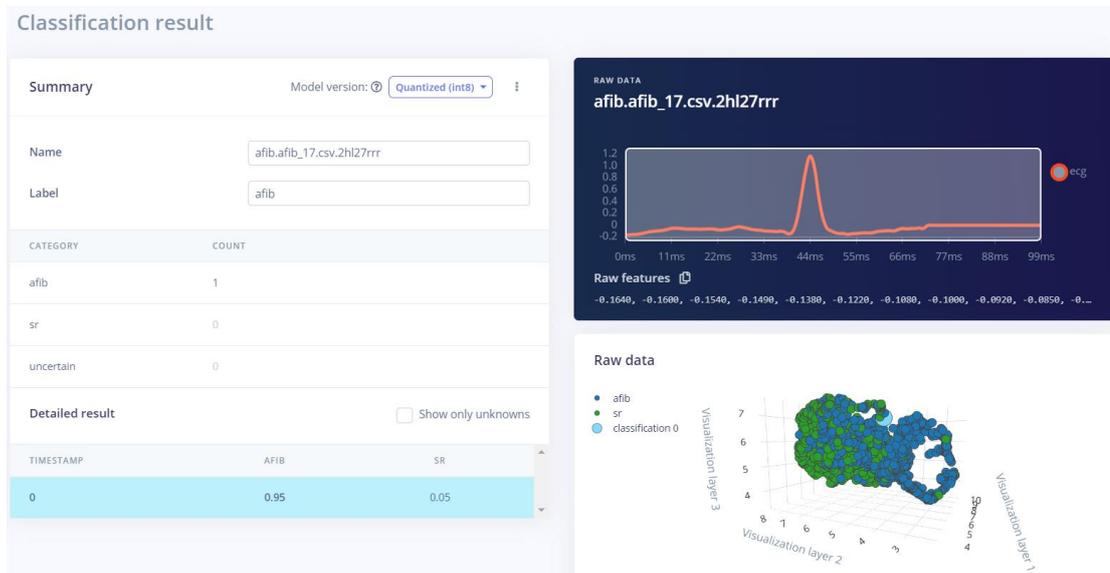


Figura 3.9 Presentación de pruebas en vivo

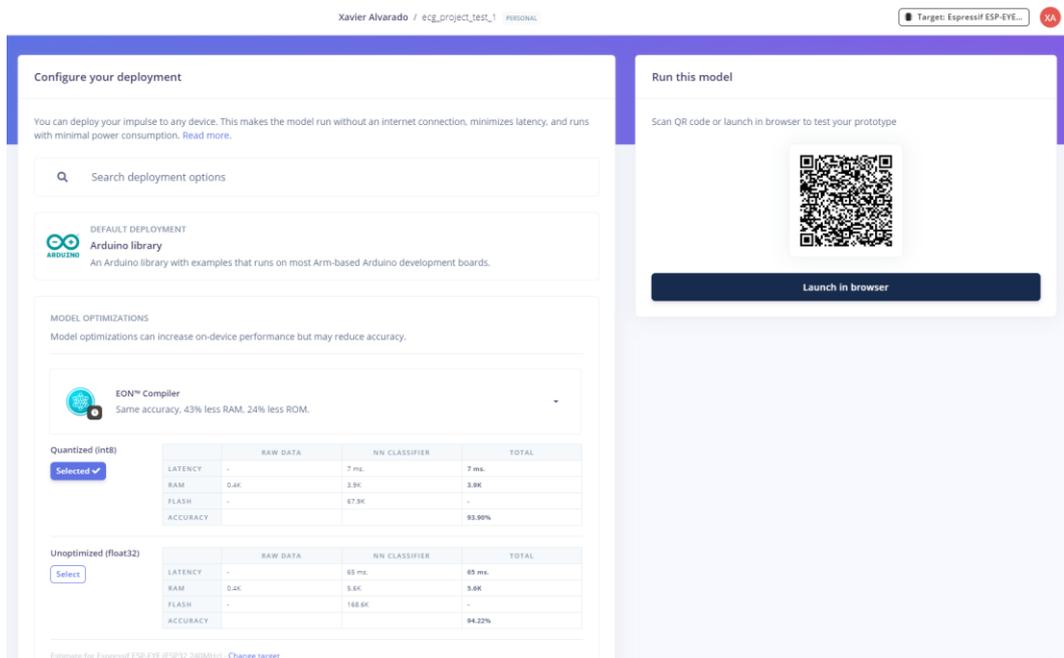


Figura 3.10 Optimización y despliegue del modelo

En la Figura 3.10, observamos el módulo de despliegue, en el cual nosotros podemos seleccionar entre una gran variedad de dispositivos y plataformas como Linux, Docker y Arduino, en nuestro caso haremos uso del despliegue de “*Arduino Library*” (Librería Arduino) para mantener de manera local nuestro proyecto en el microcontrolador.

Para la optimización del modelo, podemos seleccionar diferentes compiladores como se observa en la Figura 3.11, tenemos entre EON Compiler y TensorFlow Lite en su versión gratuita. Ya que el compilador EON ofrece la misma precisión, pero con menor uso de RAM y ROM, en un 13 y 21% respectivamente, este se considera el óptimo entre ambos.

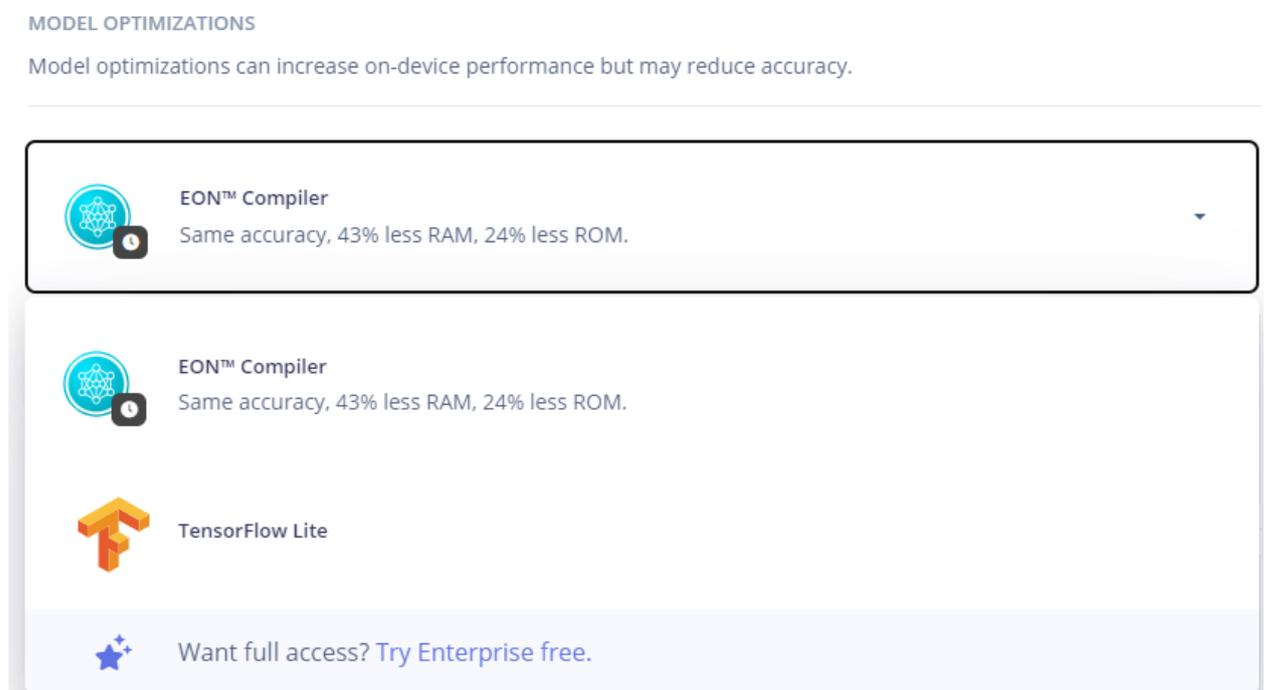


Figura 3.11. Lista de compiladores disponibles

Siguiendo en la Figura 3.10, el compilador ofrece dos opciones en cuanto a la optimización de este. En Cuantización (int8), este convierte los valores de punto

flotante en enteros de 8 bits, reduciendo el tamaño del modelo y la latencia de este, pero con una precisión levemente menor que el modelo no optimizado.

La gran diferencia entre estas opciones radica en el tiempo de latencia, ya que el modelo optimizado posee una latencia de 7ms en comparación a 65ms de latencia del modelo del modelo sin optimizar, sacrificando muy ligeramente la precisión en un 0.32%. Nosotros haremos uso del modelo optimizado para la implementación de este. Esto significa que el modelo es 9.3 veces más rápido, ocupa 30 y 60% menos en la RAM y memoria Flash respectivamente, con una mínima diferencia en precisión.

3.2 Creación de código

Para la implementación de este código, se hizo uso de un código establecido en [33], como se puede observar en la Figura 3.12 para la detección y clasificación de los latidos analizados, donde 0 representa una señal cardiaca sinusal y 1 representa una fibrilación auricular.

Adicional, la implementación de los temporizadores (*timers*), generaban conflicto en el Core del ESP32, por lo que este fue sacado del loop, siendo reincorporado en el setup. Finalmente, el aumento en el orden de los filtros para poder disipar el ruido en mayor medida. [33]

No obstante, para la comparación y análisis de la data, se realizó un código para que, en paralelo, se pueda observar la señal obtenida y sea almacenada. El almacenamiento de la información se realiza de todos los latidos obtenidos en el lapso de un minuto de manera manual.

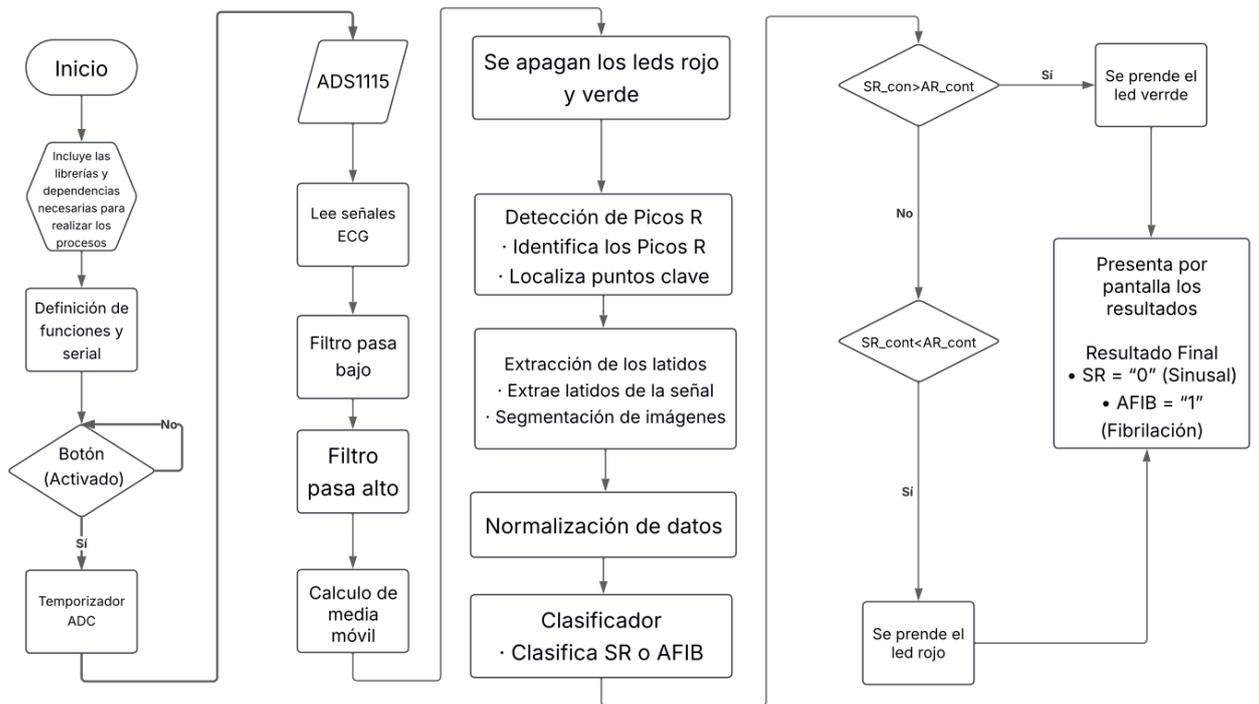


Figura 3.12 Diagrama de bloque del código principal [36]

Como se ilustra en la Figura 3.12 se detalla lo siguiente:

Botón

El botón se utiliza para iniciar el proceso. Es el primer paso para activar la máquina de estados y empezar a leer las señales ECG. Al presionarlo, comienza el monitoreo y las mediciones del ECG.

Máquina de Estados

La máquina de estados administra la lógica del sistema. Recibe señales del botón y coordina el flujo de ejecución entre los diferentes bloques de procesamiento. Se asegura de que los procesos estén sincronizados, como el inicio del temporizador de examen y el temporizador ADC.

Temporizador de Examen

Este temporizador define cuánto tiempo durará el monitoreo ECG. Es importante para finalizar el examen, indicando cuándo se debe detener la captura de datos.

Después de transcurrido el tiempo determinado, el sistema finaliza la recopilación de datos.

Temporizador ADC

Controla la frecuencia de muestreo del ADC (convertidor analógico a digital). Este temporizador asegura que la lectura de la señal ECG sea periódica, en intervalos predeterminados según el Sample Rate.

ADS1115

Captura la señal ECG proveniente del sensor y la convierte en un valor digital. Es el primer punto en el que la señal analógica se transforma en información útil para su procesamiento posterior.

Filtro Pasa Altos (fhp) y Filtro Pasa Bajos (f)

El Filtro Pasa Altos elimina las frecuencias de baja amplitud que pueden ser ruido o artefactos. Se usa generalmente para eliminar ruidos de fondo o interferencias de baja frecuencia.

El Filtro Pasa Bajos elimina las frecuencias de alta amplitud (mayores de 41 Hz) que no pertenecen a la señal ECG típica.

Promedio Móvil

Aplica un promedio móvil para suavizar la señal y reducir las fluctuaciones rápidas o el "ruido" que no está relacionado con los latidos del corazón.

Detección de Picos R

Aquí, el sistema busca los picos R, los cuales son las características más destacadas del ECG (un indicador importante de la actividad eléctrica del corazón). Esta fase es clave para identificar los latidos del corazón de manera precisa.

Extracción de Latidos

Después de detectar los picos R, el sistema extrae las "imágenes" o segmentos que corresponden a cada latido del corazón.

Esta segmentación ayuda a tener una vista clara de cada ciclo cardíaco.

Normalización de Latidos

Los latidos extraídos se normalizan para que todos tengan el mismo tamaño y magnitud, lo que facilita su comparación y análisis.

Características

Se extraen características relevantes de los latidos normalizados, como la amplitud, frecuencia y otros parámetros que ayudan en la clasificación.

Clasificador (Modelo)

Utilizando las características extraídas, el modelo clasifica la señal ECG en una de dos categorías:

- SR (Sinusal): ritmo cardíaco normal.
- AFIB (Fibrilación Auricular): un tipo de arritmia cardíaca.

LEDS

Con la única función de servir como alerta visual para cualquiera de los dos estados presentes en este proyecto.

Resultado Final

El sistema proporciona el diagnóstico basado en la clasificación del modelo. Si la señal se clasifica como AFIB, representado por "1", significa que el paciente podría estar experimentando una fibrilación auricular, caso contrario, se encuentra con una condición cardíaca normal, presentando "0" en su salida.

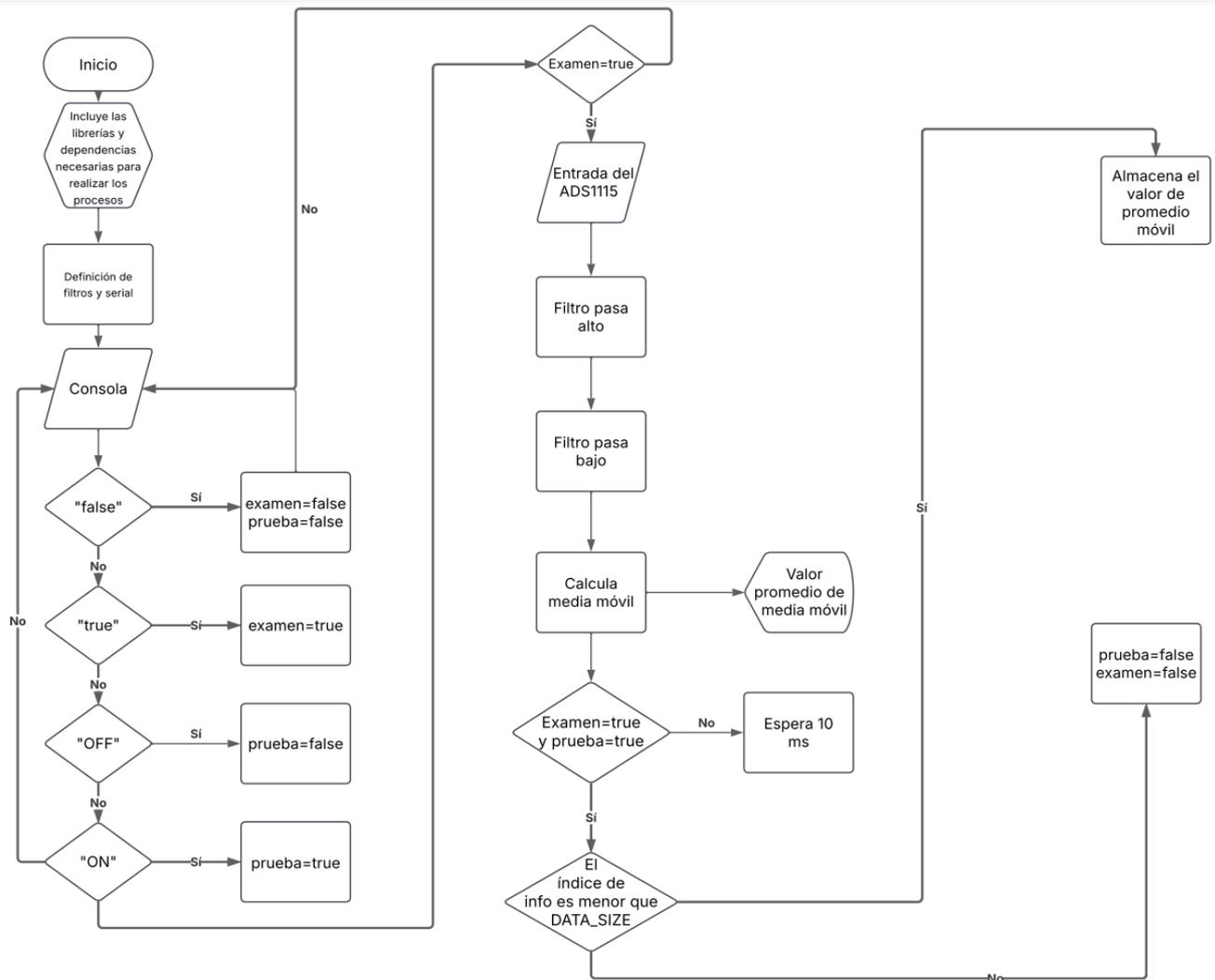


Figura 3.13 Diagrama de bloque de código secundario

La Figura 3.13 representa el diagrama de flujo del código secundario, como se aprecia en el APÉNDICE A: CÓDIGO DE VISUALIZACIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATA el cual corresponde a la verificación de los datos obtenidos en el código principal. Este dependerá de lo que se le sea ingresado en la consola de Arduino IDE, ya que al ingresar palabras como *“true”*, *“false”*, *“ON”*, *“OFF”* y *“show”* permitirán realizar ciertos procesos, ya que las mismas cambian estados booleanos de ciertas variables.

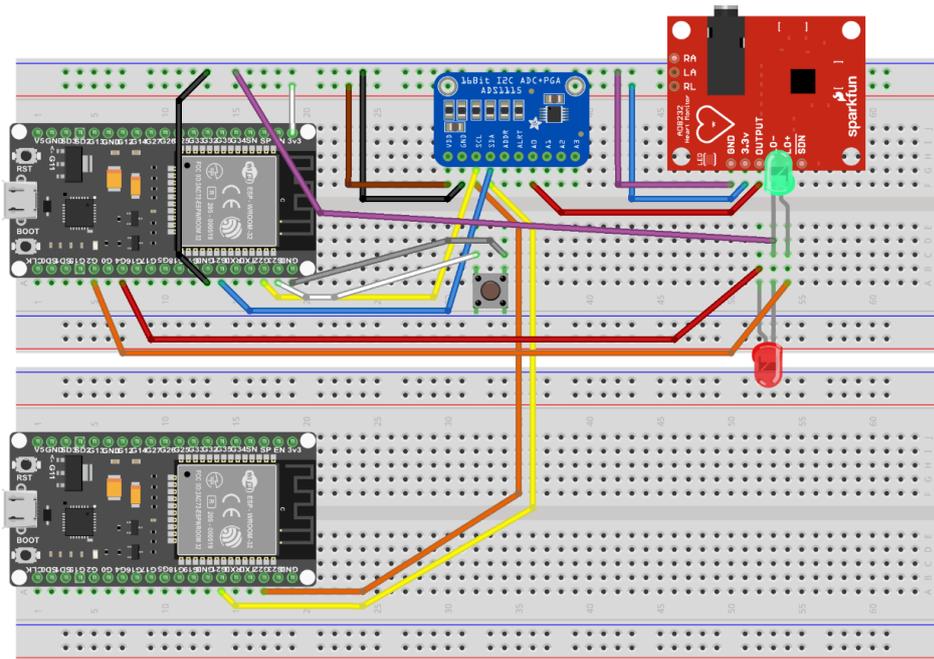
Al ingresar la palabra *“true”*, se permite la visualización del electrocardiograma del paciente. Si se ingresa la palabra *“false”*, se detiene la visualización. Dentro de la programación, se habilitó la capacidad de poder almacenar todos los datos dentro del rango de 1 minuto, lo cual representa 6000 datos dentro del mismo. Esta capacidad se da únicamente cuando la visualización esta encendida (por medio de *“true”*) y escribiendo *“ON”* en la consola.

Al habilitar esta función hay dos posibilidades, permitir que pase completamente el rango de un minuto, el cual, al terminar, provocará una interrupción en la adquisición y visualización de datos y deberá de ser encendido de nuevo por medio de *“true”*.

En caso de terminar la captura de datos antes de tiempo, se debe ingresar *“OFF”* en la consola para detener la captura de datos. De manera posterior, si se desea obtener los datos recopilados, se puede hacer uso del ingreso en la consola de *“show”*, ya sea usando la consola o el plotter de Arduino IDE.

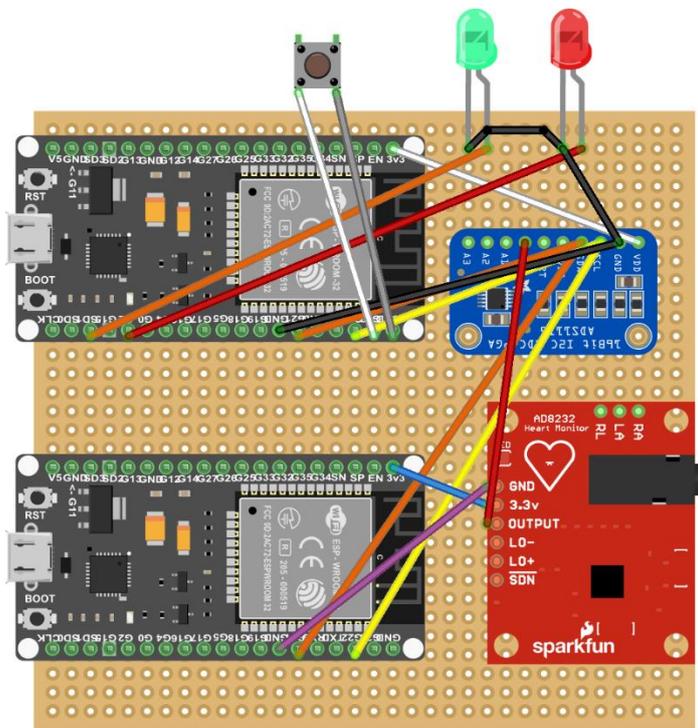
3.3 Despliegue del modelo en sistemas embebido

El despliegue del modelo dentro del sistema embebido se realizó en base al siguiente diagrama de bloques.



fritzing

Figura 3.15 Esquemático del sistema embebido



fritzing

Figura 3.16 Esquemático final del sistema embebido



Figura 3.17 Prototipo final

CAPÍTULO 4

4 RESULTADOS Y ANÁLISIS

4.1 Plan de pruebas

Para la realización de las pruebas, se obtuvo la autorización correspondiente y se informó detalladamente a cada participante sobre el procedimiento, asegurando su comprensión y consentimiento previo. En el estudio participarán 30 personas de distintos rangos de edad y géneros, con el objetivo de evaluar la variabilidad en los resultados. Antes de iniciar las pruebas, se explicaron los pasos a seguir, la finalidad del estudio y las posibles sensaciones que podrían experimentar durante la colocación de los electrodos. Estos serán posicionados estratégicamente en la zona más cercana al corazón, siguiendo la disposición mostrada en el lado derecho de la Figura 4.1, con el fin de obtener mediciones precisas y confiables.

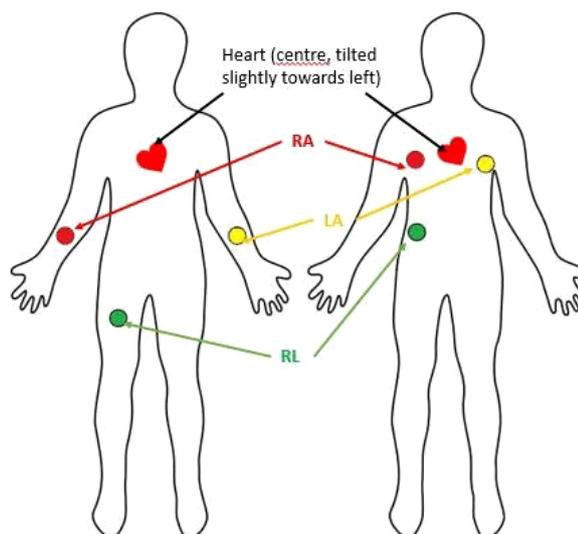


Figura 4.1 Posición de los electrodos [37]

4.2 Resultados

Como se muestra en la Figura 4.2, se llega a visualizar la ausencia de la onda P. Esta muestra fue tomada a una persona de género masculino, que se encontraba entre los 40 años y nos indicaba que presentaba un fuerte dolor en el pecho y en veces anteriores, le llegaba a faltar el aire cuando sucedía esto. La persona también nos supo decir que no practicaba ningún tipo de deporte. Como se valida en la Figura 4.3, se muestra que la arritmia si fue detectada. Cabe recordar que “1” significa arritmia y “0” significa ritmo cardiaco adecuado.



Figura 4.2 Visualización de arritmia detectada



Figura 4.3 Presentación del clasificador en el monitor

En Figura 4.4, observamos el momento de la toma de datos. Como se muestra en la Figura 4.5, se llega a visualizar la ausencia de la onda P 3 veces seguidas. Esta muestra fue tomada a una persona de género masculino de 86 años y nos indicaba que presentaba un mucho cansancio y latidos fuertes del corazón. La persona también nos indicaba que no se mantiene hidratada y que en vez de tomar la cantidad necesaria de agua prefería consumir café. y se valida en la Figura 4.6 donde se muestra que las arritmias si fueron detectada.



Figura 4.4 Toma de datos a paciente masculino de 86 años con arritmia irregularmente irregular



Figura 4.5 Visualización de arritmia detectada



Figura 4.6 Presentación del clasificador en el monitor

Como se muestra en la Figura 4.7, se llega a visualizar la ausencia de la onda P. Esta muestra fue tomada a una persona de género masculino, con una edad de 30 años, nos indicaba que sintió dolor al pecho, falta de aire y ligeros mareos. El paciente indica que va 3 veces a la semana al gimnasio, tiene sobrepeso y presenta sensibilidad a la cafeína. Nos supo decir que trabaja en horarios

rotativos. Al momento que llego a realizar la prueba por control de su corazón, no llego descansado y para mantenerse despierto se había tomado una taza de café. Cabe recalcar que tiene una condición cardiaca previa, bradicardia. Como se valida en la Figura 4.8, se muestra que la arritmia si fue detectada.



Figura 4.7 Visualización de arritmia detectada

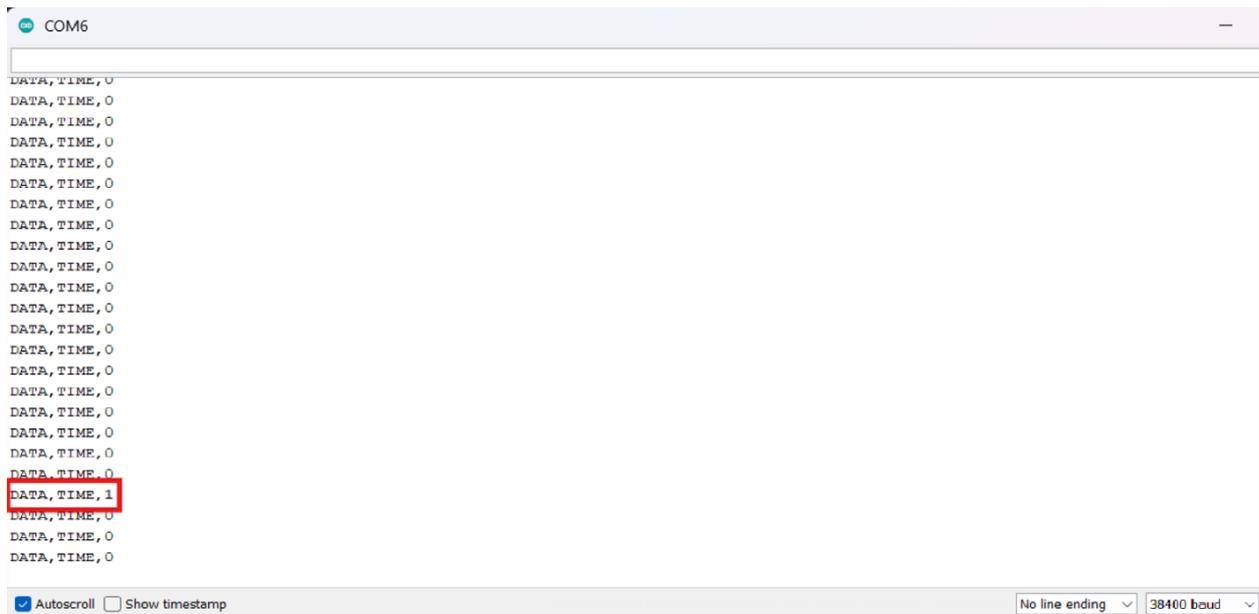


Figura 4.8 Presentación del clasificador en el monitor

Como se muestra en la Figura 4.9, se llega a visualizar que no existe la ausencia de la onda P. Esta muestra fue tomada a una persona de género masculino, de la edad de los 16 años. Nunca llegó a presentar síntomas como el dolor de pecho, dificultades para respirar ni latidos rápidos del corazón. Esta persona también nos indicó que practicaba el fútbol a nivel profesional. El motivo de su visita al cardiólogo se debe a que se tenía que operar de la rodilla y le pedían un electrocardiograma previo a la cirugía para conocer el estado de su corazón. Como se valida en la Figura 4.10, se muestra que la arritmia si fue detectada, pero con el electrocardiograma mostraba algo diferente. Con la ayuda del especialista,

indico que era necesario volver a realizar la prueba. Como se observa en la Figura 4.11 el ritmo del corazón es normal y ya no se detecta la arritmia.

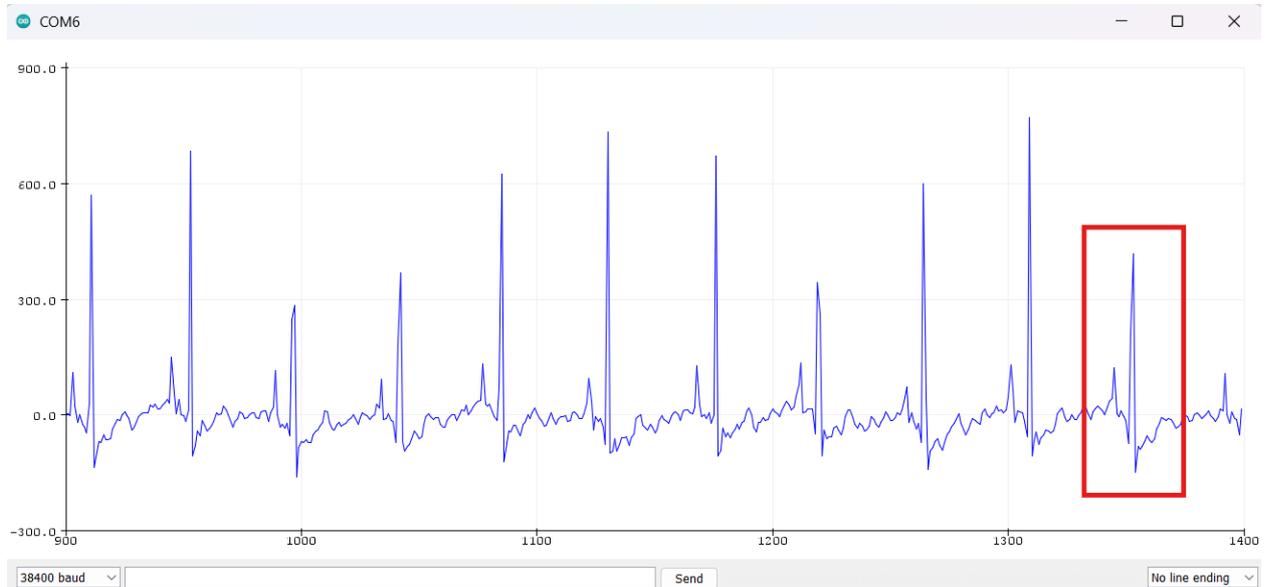


Figura 4.9 Visualización de falso positivo



Figura 4.10 Presentación del clasificador en el monitor de un falso positivo

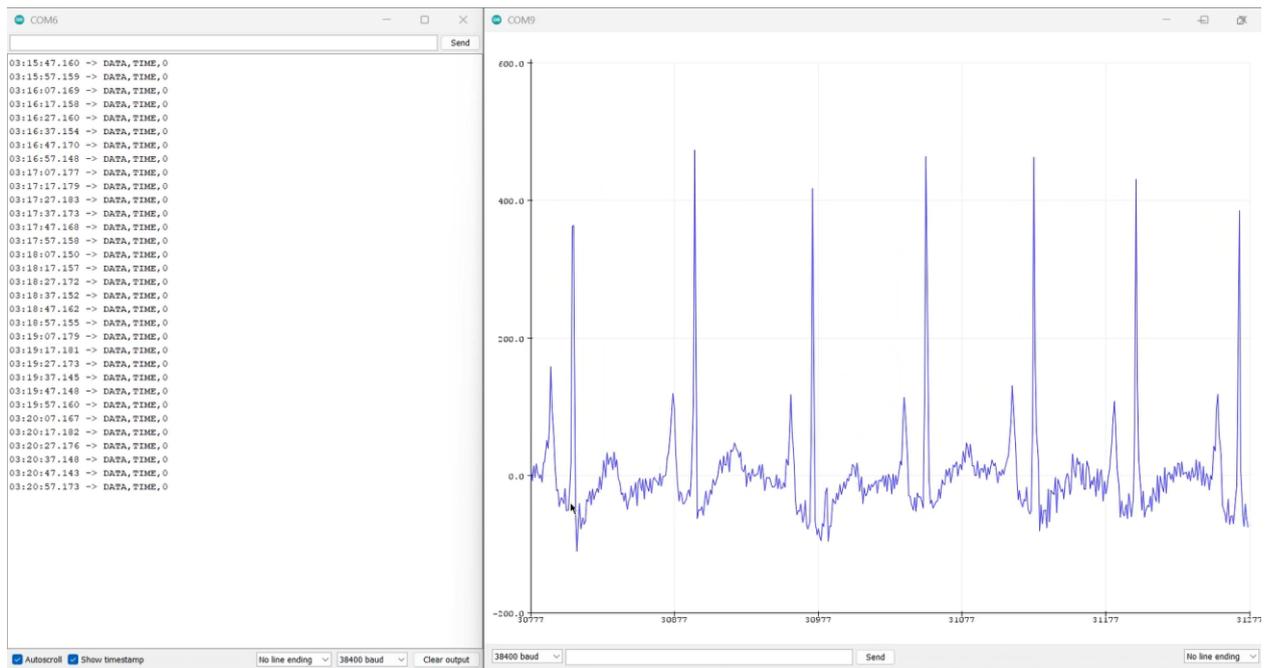


Figura 4.11 Ritmo cardíaco en condiciones normales



Figura 4.12 Toma de datos a paciente de 51 años con ritmos cardíaco normal

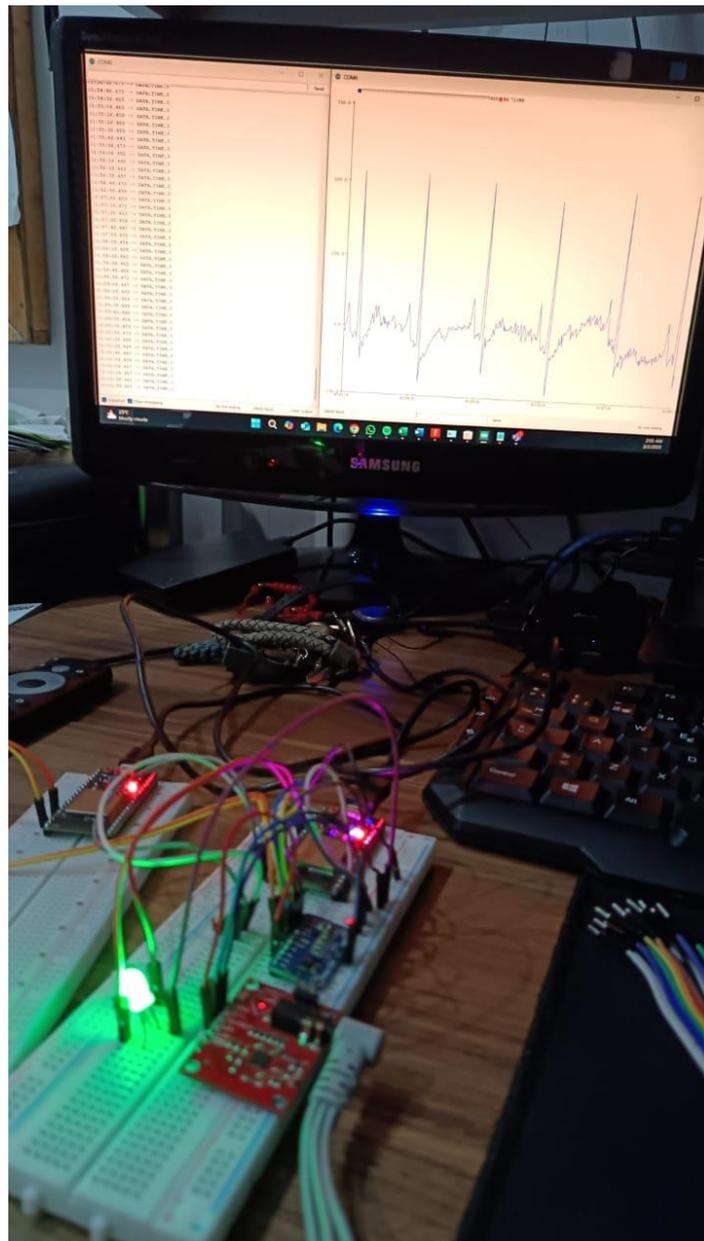


Figura 4.13 Alerta visual de ritmo sinusal

Como se observa en la Figura 4.13, cuando el sistema detecte que el ritmo del corazón es normal (es decir, cuando SR_result es mayor que AFIB_result), se encienda el led verde para avisar que todo está bien. Esto se hace mediante un pequeño proceso de encender y apagar el led.

Se tiene dos leds, uno verde y otro rojo, conectados a dos pines del microcontrolador (que es como el cerebro del dispositivo). Al principio, se le indica

al microcontrolador que estos pines serán utilizados para encender o apagar los leds. Luego, en el código, se compara el valor de SR_result (ritmo normal) con AFIB_result (fibrilación auricular). Si el valor de SR_result es mayor, significa que el ritmo es normal, entonces el sistema debe encender el led verde para mostrar que todo está bien.

Cuando el sistema determina que el ritmo es normal, le dice al microcontrolador que encienda el led verde. Esto es como darle una orden para que el led comience a brillar. Al mismo tiempo, el sistema apaga el led rojo. Esto es importante porque no queremos que los dos leds estén encendidos al mismo tiempo. Si el verde está encendido, el rojo se apaga, y viceversa.

4.3 Análisis de resultados

Para poder obtener estos datos, se pidió a los pacientes realizar ejercicio durante alrededor de 5 minutos para que luego en el estado excitado del cuerpo obtener la información cardíaca. Esta prueba nos ayudó a evaluar el estado del corazón y así se obtuvo un total de 25 personas de una muestra de 30 que presentan signos de fibrilación auricular o también conocido como arritmias como se observa en la Figura 4.15. En la Tabla 4.1, el mayor porcentaje de personas que mostraron signos de arritmias son aquellas que se encuentran en el rango de 65 años y más.

Tabla 4.1 Cantidad de hombres y mujeres detectadas con arritmias

Cantidad de hombres y mujeres detectadas con arritmias			
Mujeres	Hombres	Total	Rango de edad
0	1	0	5 a 17 años
1	0	0	18 a 29 años
3	5	8	30 a 64 años
6	9	15	65 años y más

En la Figura 4.14, se detalla la cantidad de personas de diferentes rangos de edades que presentan fibrilación auricular tras realizar ejercicio durante 5 minutos.

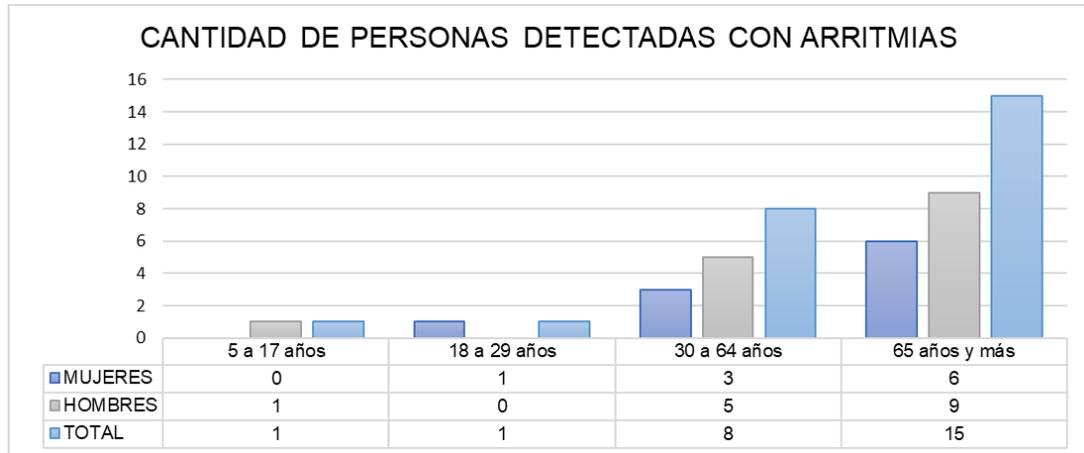


Figura 4.14 Cantidad de personas detectadas con arritmias

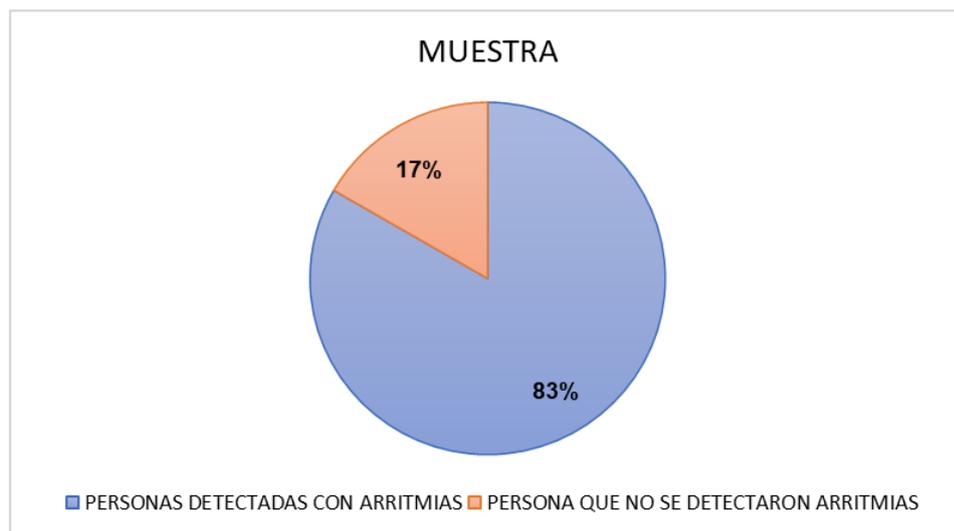


Figura 4.15 Muestras de personas

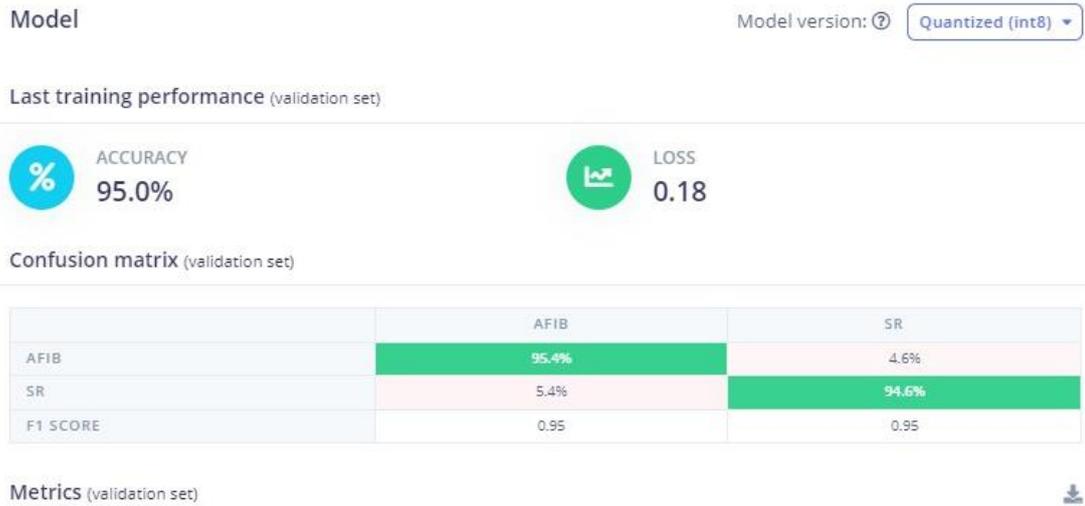


Figura 4.16 Efectividad de detección mediante simulación

En la Figura 4.16, se observa la eficiencia del dispositivo. Se valida que se tiene una eficiencia del 95%, considerando que el modelo fue entrenado mediante una base de datos ya utilizada y a la vez una base de datos generada. [35]

En la Figura 4.17, se observa que, 22 personas que se detectaron con arritmias, solo 3 personas fueron un falso positivo, en el cual, esto significa que nuestro dispositivo tiene 88% de efectividad, considerando que esta efectividad disminuyo y se debe a diferentes factores físico.



Figura 4.17. Efectividad de detección

4.4 Análisis de Costos

Para implementar la solución propuesta se buscó un balance entre lo económico y de máximo rendimiento posible, lo cual nos llevó a la adquisición de los siguientes materiales.

Tabla 4.2 Costo de componentes

Cantidad	Item	P. Unitario	P. Total
2	ESP32	\$8.00	\$16.00
1	ADS1115	\$8.00	\$8.00
1	AD8232	\$17.00	\$17.00
1	Juego de jumpers macho-macho	\$3.00	\$3.00
50	Electrodos ECG desechables	\$0.17	\$8.50
2	Diodo Led 5mm	\$0.50	\$1.00
1	Bornera	\$3.00	\$3.00
1	Edge Impulse	\$0.00	\$0.00
1	Arduino IDE	\$0.00	\$0.00
TOTAL			\$56.50

Como se puede apreciar en Tabla 4.2, el componente de mayor valor es el módulo sensor AD8232, encargado de la adquisición en tiempo real de las señales cardiacas. Su alto costo se debe a las aplicaciones biomédicas avanzadas que ofrece, ya que este módulo permite obtener información más detallada. Dado que dicha información es más susceptible al ruido, se requiere que sea extremadamente precisa y confiable.

El ESP32 y el ADS1115 le siguen al módulo anterior debido a su mayor complejidad y versatilidad en su uso. El ADS1115 puede ser más sencillo en comparación al AD8232, pero su amplificador de ganancia programable y la adquisición de información de hasta 4 canales en alta resolución hace que aumente su valor en comparación a otros componentes. A su vez, el ESP32 es un microcontrolador muy versátil que incluye diversas funciones como enlaces Wifi y Bluetooth, al igual que diversas interfaces como I2C, UART, ADC, DAC, PWM y SPI que amplían mucho su uso, en conjunto con su sistema operativo en tiempo real y su fácil programación.

CAPÍTULO 5

5 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

El proyecto de desarrollo del sistema de monitoreo cardiaco inteligente de bajo costo para la detección de arritmias y fibrilación auricular ha alcanzado los objetivos establecidos, tanto generales como específicos, demostrando que es una solución viable para la detección temprana de enfermedades cardiovasculares, especialmente en entornos con recursos limitados.

En cuanto al desarrollo del modelo, se logró implementar un sistema de detección de fibrilación auricular utilizando técnicas de TinyML. A través del procesamiento de señales ECG obtenidas con el sensor AD8232 y algoritmos de aprendizaje automático, se entrenó un modelo con datos de bases públicas. Este modelo fue integrado en un dispositivo embebido, el ESP32, lo que confirma que es posible realizar monitoreos en tiempo real utilizando hardware económico, adecuado para aplicaciones en zonas rurales o áreas con acceso limitado a tecnologías costosas.

Este sistema tiene un gran potencial para reducir la mortalidad por enfermedades isquémicas del corazón, especialmente en países como Ecuador, donde las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte. La implementación de un dispositivo económico y portátil podría facilitar el diagnóstico temprano, particularmente en áreas rurales, donde el acceso a recursos médicos es limitado.

Los resultados obtenidos durante las pruebas de campo fueron satisfactorios, con una efectividad del 95% en la detección de arritmias, lo que es un indicador positivo del rendimiento del prototipo. La tasa de falsos positivos fue baja (12%), lo que valida la capacidad del modelo para diferenciar señales normales de las patológicas de manera precisa.

Entre las fortalezas del sistema, destaca la integración de tecnologías emergentes, como TinyML, en un dispositivo accesible económicamente. El uso de microcontroladores como el ESP32 y sensores económicos como el AD8232 permite construir un sistema funcional y accesible sin sacrificar precisión ni fiabilidad en la detección. Sin embargo, el sistema presenta algunas debilidades, como la sensibilidad al ruido en situaciones de movimiento o condiciones extremas, lo que afecta la precisión en la detección.

5.2 Recomendaciones

Una de las principales recomendaciones es continuar con la optimización del modelo de detección, especialmente en cuanto a la reducción de los falsos positivos y la mejora de la precisión en ambientes ruidosos. Se podrían explorar nuevos algoritmos o técnicas de preprocesamiento que ayuden a mejorar el rendimiento en condiciones no ideales.

Además, sería beneficioso realizar más pruebas en condiciones reales y con una muestra más amplia de pacientes. Aunque las pruebas realizadas han mostrado buenos resultados, un estudio en condiciones de campo permitirá evaluar el desempeño del sistema en una variedad de situaciones y con personas de diferentes perfiles de salud.

Otro aspecto importante es mejorar la portabilidad y accesibilidad del dispositivo. Aunque el sistema es relativamente compacto, siempre hay margen para optimizar su diseño para hacerlo más cómodo y fácil de usar, tanto para los profesionales de salud como para los pacientes. Esto podría incluir el desarrollo de una interfaz de usuario más amigable y una mayor autonomía de batería para su uso prolongado en el campo.

Además, se recomienda la expansión del sistema para detectar otras arritmias comunes, lo que aumentaría su aplicabilidad y utilidad en el monitoreo de la salud

cardíaca de una población más amplia. El sistema podría beneficiarse de ser más versátil, permitiendo el diagnóstico de diversas condiciones cardíacas.

Finalmente, se sugiere fortalecer la colaboración con instituciones médicas, como hospitales, clínicas y universidades, para realizar investigaciones adicionales y mejorar la implementación del sistema. Esta colaboración podría incluir la recolección de más datos, la validación clínica del sistema y el perfeccionamiento de sus funcionalidades.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] INEC, «Instituto Nacional de Estadística y Censo,» Septiembre 2024. [En línea]. Available: https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Poblacion_y_Demografia/Defunciones_Generales/2023/Principales_resultados_EDG_2023.pdf. [Último acceso: 2 Enero 2025].
- [2] L. Ciumărnea et al., «Cardiovascular Risk Factors and Physical Activity for the Prevention of Cardiovascular Diseases in the Elderly,» *MPDI*, vol. 19, nº 1, 08 Febrero 2022.
- [3] S. Rodríguez Castro., «Universidad de La Laguna,» 2022. [En línea]. Available: <http://riull.ull.es/xmlui/handle/915/27155>. [Último acceso: 7 Agosto 2024].
- [4] W. Shi et al., «Red meat consumption, cardiovascular diseases, and diabetes: a systematic review and meta-analysis,» *European Heart Journal*, vol. 44, nº 28, pp. 2626-2635, 2023.
- [5] S. Dixit y R. Kala, «Early detection of heart diseases using a low-cost compact ECG sensor,» *Multimed Tools Appl*, vol. 80, pp. 32615 - 32637, 28 Febrero 2023.
- [6] «Janomedical.com,» 2023. [En línea]. Available: <https://janomedical.com/categoria-producto/equipos-medicos/electrocardiografos/>. [Último acceso: 10 Septiembre 2024].
- [7] A. Cuevas Chávez et al., «A Systematic Review of Machine Learning and IoT Applied to the Prediction and Monitoring of Cardiovascular Diseases,» *MDPI*, vol. 11, nº 16, 11 Enero 2023.
- [8] CEBES, «CENTRO BRASILEIRO DE ESTUDOS DE SAÚDE,» 4 Agosto 2020. [En línea]. Available: <https://cebes.org.br/el-acceso-geografico-desigual-a-la-salud-en-ecuador/22472/>. [Último acceso: 7 Agosto 2024].
- [9] R. Morello et al., «An IoT based ECG system to diagnose cardiac pathologies for healthcare applications in smart cities,» *Measurement*, vol. 190, p. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.110685>, 22.

- [10] «CIRUGIACARDIOVASCULAR,» [En línea]. Available: <https://cirugiacardiovascular.com.mx/operacion-a-corazon-abierto/estudios-del-corazon/estudio-holter-24-horas-monitoreo/>. [Último acceso: 7 Septiembre 2024].
- [11] «AV Electronics,» [En línea]. Available: <https://avelectronics.cc/producto/modulo-ad8232-ecg-sensor-pulso-cardiaco/?srsltid=AfmBOopdTSUCLKM8C5SselwO5N-NzJIA0xtny1FvvRtzs0JrHSTphWpc>. [Último acceso: 3 Enero 2025].
- [12] «MAYO CLINIC,» 20 Agosto 2024. [En línea]. Available: <https://www.mayoclinic.org/es/tests-procedures/ekg/about/pac-20384983>. [Último acceso: 25 Agosto 2024].
- [13] «MOUSER ELECTRONICS,» 11 Marzo 2023. [En línea]. Available: https://www.mouser.ec/new/analog-devices/adi-ad8232-amplifier/?srsltid=AfmBOoqTejO01K9eEMSKtr_ThagFUCkxAtpHZHlbVliaWqbjWP. [Último acceso: 15 Agosto 2024].
- [14] J. Beningo, «DigiKey,» 21 Enero 2020. [En línea]. Available: <https://www.digikey.com/es/articles/how-to-select-and-use-the-right-esp32-wi-fi-bluetooth-module>. [Último acceso: 2 Enero 2025].
- [15] J. Beningo, 21 Enero 2020. [En línea]. Available: <https://www.digikey.com/es/articles/how-to-select-and-use-the-right-esp32-wi-fi-bluetooth-module>. [Último acceso: 2 Enero 2025].
- [16] Arduino, «Arduino,» [En línea]. Available: <https://www.arduino.cc/>. [Último acceso: 6 Enero 2025].
- [17] «CBM,» 19 Diciembre 2024. [En línea]. Available: <https://canvasbusinessmodel.com/es/blogs/how-it-works/edge-impulse-how-it-works>. [Último acceso: 6 Enero 2025].
- [18] W. H. Organization, «World Health Organization,» [En línea]. Available: https://www.who.int/health-topics/medical-devices#tab=tab_1. [Último acceso: 18 Enero 2025].
- [19] J. Sørensen et al., «Telecardiología: pasado, presente y futuro,» *Revista Española de Cardiología*, vol. 66, nº 3, pp. 212-218, 21 Noviembre 2013.

- [20] X. Alvarado et al., Diseño y construcción de un sistema alertador cardiaco, Quito, Pichincha: Escuela Politécnica Nacional, 1992, pp. 56-60.
- [21] Dr. Dale Dubin., «Fundamentos,» de *Electrocardiografía practica*, 3ra ed., Interamericana, Ed., México, D.F., 1983, pp. 1-30.
- [22] J. Hall et al., de *Textbook of Medical Physiology*, 12 ed., Hall, Ed., Jackson, Misisipi: Saunders Elsevier, 2006, pp. 121-153.
- [23] A. Bayés de Luna et al., «El registro del electrocardiograma: derivaciones, aparatos y técnicas,» de *Electrocardiología clínica*, 7ma ed., Masson, Ed., Barcelona, Cataluña: Permanyer, 2003, pp. 57-61.
- [24] A. Tugui et al., «Trends in Sustainable Computing and Machine Intelligence,» de *Proceedings of ICTSM 2023*, Bangkok, Thailand, 2023.
- [25] R. Sharma, «Benefits of TinyML,» de *Introduction to TinyML*, A. Incorporated, Ed., 2022, pp. 12-14.
- [26] Dr. Percy Francisco Morales., Tu Guía Completa Sobre la Fibrilación Auricular: El manual esencial dirigido a todos los pacientes con fibrilación auricular, Amazon Digital Services LLC - Kdp, 2021.
- [27] W. N. Kelley., Medicina Interna, Médica Panamericana, 1993.
- [28] Dr. Miguel Angel Gómez Vidal., «¿Qué es la fibrilación auricular? ¿Qué síntomas tiene?,» Cirugía Cardiovascular Sevilla, [En línea]. Available: <https://cirugiacardiocardiosevilla.com/que-es-fibrilacion-auricular-sintomas/>. [Último acceso: 6 Enero 2025].
- [29] A. Ancilotto et al., «XiNet: Efficient Neural Networks for tinyML,» *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 16968-16977, 2023.
- [30] T. T. Khoei et al., «Deep learning: systematic review, models, challenges, and research directions,» *Neural Computing and Applications*, vol. 35, p. 23103–23124, 2023.
- [31] Edge Impulse, «Edge Impulse,» February 2024. [En línea]. Available: <https://docs.edgeimpulse.com/docs/concepts/ml-concepts/neural-networks>. [Último acceso: 2 November 2024].

- [32] M. Mirbabaie et al., «Artificial intelligence in disease diagnostics: A critical review and classification on the current state of research guiding future direction,» *Springer*, vol. 11, p. 693–731, 2021.
- [33] G. Silva et al., «Atrial Fibrillation and Sinus Rhythm detection using TinyML (Embedded Machine Learning),» de *IX Latin American Congress on Biomedical Engineering and XXVIII Brazilian Congress on Biomedical Engineering*, 2022.
- [34] «SimMan ALS,» Laerdal, [En línea]. Available: <https://laerdal.com/la/products/simulation-training/emergency-care-trauma/simman-als/>. [Último acceso: 18 December 2024].
- [35] P. Wagner et al., «PTB-XL, a large publicly available electrocardiography dataset,» *PhysioNet*, 9 November 2022. [En línea]. Available: <https://physionet.org/content/ptb-xl/1.0.3/>. [Último acceso: 19 December 2024].
- [36] M. D. Lima, «GitHub,» 2021. [En línea]. Available: <https://github.com/Gui7621/TFG-AFIB-and-R-detection-using-ML-in-embedded-systems>. [Último acceso: 30 December 2024].
- [37] L. Estébanez, «Cuidandote.net,» 24 Abril 2012. [En línea]. Available: <https://www.cuidandote.net/2012/04/electrocardiograma-convencional/>. [Último acceso: 15 Noviembre 2024].

APÉNDICES

APÉNDICE A: CÓDIGO DE VISUALIZACIÓN Y ALMACENAMIENTO DE DATA

```
#include <Wire.h>
#include <Adafruit_ADS1X15.h>
#include <smoothfilters.h>
#include <filters_defs.h>
#include <movingAvg.h>

#define MOVING_AVG_WINDOW_SIZE 3
// ADS1115
Adafruit_ADS1115 ads;
#define MULTIPLIER_VALUE 0.125F // Para ±4.096V

// Configuración de filtros
const float samplingTime = 0.01; // Tiempo de muestreo en segundos (100
Hz)
const float cutoffFreqHigh = 0.5; // Frecuencia de corte pasa-altas en Hz
const float cutoffFreqLow = 41.0; // Frecuencia de corte pasa-bajas en Hz
bool examen = false;
bool prueba = false;

Filter fhp(cutoffFreqHigh, samplingTime, IIR::ORDER::OD4,
IIR::TYPE::HIGHPASS); // Filtro pasa-altas
IIR::ORDER order_low =
IIR::ORDER::OD4; // Orden del
filtro pasa-bajas
Filter flp(cutoffFreqLow, samplingTime,
order_low); // Filtro pasa-bajas
movingAvg avgValue(1);

#define DATA_SIZE 6000
int info[DATA_SIZE];
int infoIndex = 0;

void setup() {
  Serial.begin(38400);
  ads.begin();
  ads.setGain(GAIN_ONE); // Configura ganancia para ±4.096V
  avgValue.begin();
}

void loop() {
  if (Serial.available()>0) {
    String input = Serial.readStringUntil('\n'); // Lee la entrada hasta
un salto de línea
    input.trim(); // Elimina espacios en blanco y caracteres extra
    if (input == "true"){
      examen=true;
    }
    else if (input == "false") {
      examen = false;
      prueba = false;
    }
    else if (input == "OFF") {
      prueba = false;
    }
  }
}
```

```

    }
    else if (input == "ON") {
        prueba = true;
    }
    else if (input == "show") {
        for (int i = 0; i < infoIndex; i++) {
            Serial.println(info[i]); // Imprime cada valor en la lista
        }
    }
}

if (examen==true){
    // Leer señal desde el ADS1115
    int16_t adcValue = ads.readADC_SingleEnded(0); // Leer canal 0
    float voltage = adcValue * MULTIPLIER_VALUE; // Convertir a
voltage

    // Aplicar filtros
    float filteredHigh = fhp.filterIn(voltage); // Pasa la señal por el
filtro pasa-altas
    float filteredSignal = flp.filterIn(filteredHigh); // Luego por el
filtro pasa-bajas
    int avg = avgValue.reading(filteredSignal);
    Serial.println(avg);
    if (prueba==true && examen==true){
        if (infoIndex < DATA_SIZE) {
            info[infoIndex++] = avg;
        } else {
llenado
            prueba = false; // Detener la grabación si el almacenamiento está
examen = false;
        }
        delayMicroseconds(10000); // Asegurar tasa de muestreo de 100 Hz
    }
}
}
}

```

APÉNDICE B: SCRIPT PARA VBA DE MICROSOFT EXCEL

```
Sub NormalizarConcatenarUnirYExportarJSON()  
    Dim ws As Worksheet  
    Dim lastRow As Long  
    Dim i As Long, j As Long  
    Dim maxVal As Double  
    Dim startRow As Long, endRow As Long  
    Dim filePath As String  
    Dim fileNum As Integer  
    Dim txtContent As String  
    Dim groupIndex As Integer  
    Dim jsonTemplate As String  
    Dim fso As Object  
  
    ' Definir la hoja de trabajo  
    Set ws = ThisWorkbook.Sheets("Sheet1") ' Cambia el nombre según la hoja  
  
    ' Definir la ruta de la carpeta donde se guardarán los archivos  
    filePath = "C:\Users\xavie\Desktop\Json-1\  
  
    ' Verificar si la carpeta existe, si no, crearla  
    Set fso = CreateObject("Scripting.FileSystemObject")  
    If Not fso.FolderExists(filePath) Then  
        fso.CreateFolder filePath  
    End If  
  
    ' Encontrar la última fila con datos en la columna A  
    lastRow = ws.Cells(ws.Rows.Count, 1).End(xlUp).Row  
  
    ' Contador de archivos  
    groupIndex = 1  
  
    ' Recorrer los datos en bloques de 100  
    For i = 1 To lastRow Step 100  
        startRow = i  
        endRow = Application.WorksheetFunction.Min(i + 99, lastRow)  
  
        ' Encontrar el valor máximo en el rango de 100 filas  
        maxVal =  
Application.WorksheetFunction.Max(ws.Range(ws.Cells(startRow, 1),  
ws.Cells(endRow, 1)))  
  
        ' Colocar el valor máximo en la primera celda de la columna B del  
rango  
        ws.Cells(startRow, 2).Value = maxVal  
  
        ' Normalizar los valores y colocarlos en la columna C y F  
        If maxVal <> 0 Then  
            For j = startRow To endRow  
                ws.Cells(j, 3).Value = ws.Cells(j, 1).Value / maxVal  
                ws.Cells(j, 6).Formula = "=" & C" & j & " & """"  
            Next j  
            ' Aplicar TEXTJOIN en la primera celda del bloque en la columna L  
            ws.Cells(startRow, 12).Formula = "=TEXTJOIN("", "", TRUE, F" &  
startRow & ":F" & endRow & ")"  
  
            ' Si hay datos en L, crear un archivo JSON en una sola línea
```

```

        txtContent = ws.Cells(startRow, 12).Value
        If txtContent <> "" Then
            jsonTemplate =
                "{"protected":{"ver":"v1","alg":"HS256"},"signature":"f31bea305a
                d0f57696cbd568f5a6b6c30dffbe89c5ae71d0a02f3d9dfd0e0719","payload":{"device_type":"EDGE_IMPULSE_UPLOADER","interval_ms":1,"sensors":[{"name":"
                "ecg","units":"N/A"}],"values":[" & txtContent & "]}}"

                ' Guardar como .json en la carpeta especificada
                fileNum = FreeFile()
                Open filePath & "Grupo_" & groupIndex & ".json" For Output As
#fileNum

                Print #fileNum, jsonTemplate
                Close #fileNum

                groupIndex = groupIndex + 1
            End If
        End If
    Next i

    MsgBox "Normalización, concatenación y exportación a JSON completadas en:
    " & filePath, vbInformation
End Sub

```

APÉNDICE C: FORMATO JSON

```
{ "protected": { "ver": "v1", "alg": "HS256" }, "signature": "f31bea305ad0f57696cbd568f5a6b6c30dffbe89c5ae71d0a02f3d9dfd0e0719", "payload": { "device_type": "EDGE_IMPULSE_UPLOADER", "interval_ms": 1, "sensors": [ { "name": "ecg", "units": "N/A" } ], "values": [ [ 0.324289405684755 ], [ -0.147286821705426 ], [ -0.149870801033592 ], [ -0.111111111111111 ], [ -0.0968992248062016 ], [ -0.0813953488372093 ], [ -0.104651162790698 ], [ -0.103359173126615 ], [ -0.082687338501292 ], [ -0.0671834625322997 ], [ -0.041343669250646 ], [ -0.0439276485788114 ], [ -0.0465116279069767 ], [ -0.00645994832041344 ], [ 0.0129198966408269 ], [ -0.0116279069767442 ], [ -0.0245478036175711 ], [ -0.0335917312661499 ], [ -0.0452196382428941 ], [ -0.0219638242894057 ], [ -0.0142118863049096 ], [ 0 ], [ -0.0335917312661499 ], [ -0.0155038759689922 ], [ -0.00775193798449612 ], [ 0.00645994832041344 ], [ 0.0142118863049096 ], [ 0.0142118863049096 ], [ 0 ], [ 0.0167958656330749 ], [ 0.0258397932816537 ], [ 0.0335917312661499 ], [ 0.0335917312661499 ], [ 0.0232558139534884 ], [ 0.0167958656330749 ], [ 0.0465116279069767 ], [ 0.0684754521963824 ], [ 0.134366925064599 ], [ 0.0956072351421189 ], [ -0.00645994832041344 ], [ 0.00645994832041344 ], [ 0.0245478036175711 ], [ 0.00516795865633075 ], [ -0.0245478036175711 ], [ -0.0981912144702842 ], [ 1 ], [ -0.112403100775194 ], [ -0.08656330749354 ], [ -0.0723514211886305 ], [ -0.102067183462532 ], [ -0.0736434108527132 ], [ -0.0503875968992248 ], [ -0.0439276485788114 ], [ -0.0671834625322997 ], [ -0.0658914728682171 ], [ -0.0633074935400517 ], [ -0.0284237726098191 ], [ 0.0155038759689922 ], [ 0 ], [ 0.0219638242894057 ], [ -0.0116279069767442 ], [ -0.0232558139534884 ], [ -0.0142118863049096 ], [ -0.00516795865633075 ], [ -0.0155038759689922 ], [ -0.0400516795865633 ], [ -0.00129198966408269 ], [ -0.00645994832041344 ], [ 0.0155038759689922 ], [ -0.0167958656330749 ], [ -0.0116279069767442 ], [ -0.00775193798449612 ], [ -0.00904392764857881 ], [ 0.020671834625323 ], [ -0.00129198966408269 ], [ -0.0103359173126615 ], [ -0.00516795865633075 ], [ -0.00387596899224806 ], [ 0.0193798449612403 ], [ 0.0232558139534884 ], [ -0.00904392764857881 ], [ -0.00129198966408269 ], [ -0.0142118863049096 ], [ 0.0581395348837209 ], [ 0.0684754521963824 ], [ 0.104651162790698 ], [ -0.0633074935400517 ], [ 0 ], [ -0.0103359173126615 ], [ 0 ], [ -0.0439276485788114 ], [ -0.10594315245478 ], [ 0.775193798449612 ], [ -0.0245478036175711 ], [ -0.114987080103359 ], [ -0.0994832041343669 ], [ -0.129198966408269 ], [ -0.102067183462532 ], [ -0.0801033591731266 ], [ -0.0710594315245478 ] ] ] ] }
```