



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA



UNIDAD ZACATENCO

**"RED NEURONAL TIPO BACKPROPAGATION PARA
DETECTAR ANOMALIAS EN EL CORAZON"**

TESIS

**QUE PARA OBTENER EL TITULO DE
INGENIERO EN COMUNICACIONES Y ELECTRONICA**

PRESENTA:

Martinez Rodriguez Lizbeth Mireily.

Martinez Hernández Ali Yael.

ASESORES:

Novoa Colin Francisco Juan.

Escobar Medina Jesica Azucena.

Ciudad de México, diciembre de 2024

INDICE

INDICE	2
INDICE DE TABLAS	3
INDICE DE FIGURAS	3
CAPITULO 1.....	3
1.1 INTRODUCCION	4
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	5
1.3 OBJETIVO GENERAL	6
1.3.1 OBJETIVOS ESPECIFICOS	6
1.4 JUSTIFICACION	7
1.5 ESTADO DEL ARTE	8
1.6 ALCANCE DEL PROYECTO	9
CAPÍTULO 2.....	10
MARCO TEORICO	10
2.1 Enfermedades Cardiovasculares	10
2.2 Diagnóstico y Manifestaciones	11
2.3 Taquicardia: Síntomas y Causas.....	11
2.3.1 Síntomas	11
2.3.2 Causas	12
2.4 Soplo en el corazón: Síntomas y Causas.....	12
2.4.1 Síntomas	12
2.4.2 Causas	13
2.5 Frecuencia Cardiaca.....	13
2.5.1 Tabla de Frecuencia Cardiaca en Hombres y Mujeres.....	14
2.6 Fisiología del Corazón	14
2.7 Ciclo Cardíaco.....	14
2.9 Redes Neuronales Artificiales (RNA).....	17
2.9.1 Elementos de una Red Neuronal	18

INDICE DE TABLAS

Tabla 1 Valores de frecuencia cardiaca en hombres.	14
Tabla 2 Valores de frecuencia cardiaca en mujeres.....	14

INDICE DE FIGURAS

Fig. 1 Ciclo Cardiaco.[13]	15
Fig. 2 Frecuencia cardiaca [14]	16
Fig. 3 Representación de una red biológica y una red neuronal artificial.[16]	17
Fig. 4 Representación de las neuronas en la red neuronal artificial. [18]	19

CAPITULO 1

1.1 INTRODUCCION

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) representan una de las principales causas de mortalidad a nivel global, afectando a millones de personas cada año. El diagnóstico temprano y preciso de estas enfermedades es crucial para reducir la tasa de mortalidad y mejorar la calidad de vida de los pacientes. Los métodos tradicionales de diagnóstico, que dependen de la interpretación de los profesionales de la salud, pueden ser subjetivos y propensos a errores por la complejidad de los datos médicos y las limitaciones humanas. Dentro del ámbito de la IA, las redes neuronales artificiales han emergido como una herramienta poderosa para analizar grandes volúmenes de datos médicos, como electrocardiogramas (ECG), resonancias magnéticas, ecocardiogramas y otros parámetros clínicos. Estas redes tienen la capacidad de aprender patrones complejos y realizar predicciones basadas en datos, lo que las convierte en una alternativa prometedora para el diagnóstico automatizado de enfermedades cardíacas.

El presente trabajo trata de proponer el uso de redes neuronales artificiales para el diagnóstico de enfermedades cardíacas, el cual se utilizará un módulo de frecuencia cardíaca, el cual nos entregaran información que será almacenada en la base de datos será ingresada a la red neuronal, la cual nos dirá el diagnóstico del paciente, con el objetivo de mejorar la precisión, reducir el tiempo de diagnóstico y facilitar la toma de decisiones clínicas

Este enfoque no solo busca apoyar a los profesionales de la salud en el proceso de diagnóstico, sino también proporcionar una herramienta que pueda implementarse en sistemas de salud, especialmente en áreas donde el acceso a especialistas es limitado. Con el desarrollo de esta tecnología, se espera contribuir a la detección temprana y tratamiento oportuno de las ECV, disminuyendo la carga sanitaria y mejorando los resultados clínicos para los pacientes.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Determinar si el paciente padece de alguna cardiopatía al recopilar datos, los cuales serán pulsaciones cardiacas en tiempo real las cuales se procesan, analizan y comparan con las obtenidas de un sistema cardiovascular sano, determinando existe alguna diferencia entre ambos resultados

1.3 OBJETIVO GENERAL

En este proyecto se busca diseñar e implementar un sistema de adquisición de datos en tiempo real para señales cardiacas, con capacidad de identificación de patrones que permitan la detección de posibles enfermedades cardiovasculares.

1.3.1 OBJETIVOS ESPECIFICOS

- Diseñar e implementar un sistema de acondicionamiento de señales mediante electrodos ECG, Modulo de frecuencia cardiaca.
- Entrenar una red neuronal artificial para la detectar anomalías en señales cardiacas.

1.4 JUSTIFICACION

Este proyecto surge como una respuesta a la creciente necesidad de soluciones accesibles y eficientes para el monitoreo y detección temprana de enfermedades cardiovasculares, las cuales representan una de las principales causas de mortalidad a nivel mundial. En muchos casos, las limitaciones económicas dificultan el acceso de la población a estudios médicos avanzados y monitoreos constantes, lo que retrasa la detección de problemas cardíacos y, en consecuencia, incrementa el riesgo de complicaciones graves. Por ello, este proyecto busca no solo mejorar las herramientas existentes, sino también democratizar el acceso a tecnologías de salud, contribuyendo al bienestar general y a la reducción de la tasa de mortalidad por estas enfermedades. A pesar de que ya se han desarrollado trabajos previos sobre la detección de frecuencia cardíaca, este proyecto se enfoca en la mejora significativa de estos sistemas, poniendo especial atención en optimizar la interfaz, la funcionalidad y la precisión. La base de esta mejora radica en la implementación de una red neuronal artificial entrenada mediante el algoritmo de backpropagation, una técnica que permite el aprendizaje de patrones complejos a partir de grandes volúmenes de datos. Esta capacidad es fundamental para detectar irregularidades cardíacas, como arritmias, incluso en condiciones desafiantes, como señales contaminadas por ruido o interferencias. Además, el enfoque de aprendizaje continuo garantiza que el sistema se vuelva más preciso y robusto con el tiempo, lo cual es clave para un monitoreo prolongado y eficaz de los pacientes.

El desarrollo tecnológico de este proyecto también ha considerado cuidadosamente la selección de hardware. Se ha optado por el microprocesador ESP32, debido a sus ventajas técnicas en comparación con plataformas como el Arduino Uno. Con su arquitectura de doble núcleo a 240 MHz, el ESP32 ofrece un desempeño superior, permitiendo procesar señales en tiempo real y ejecutar algoritmos complejos de redes neuronales. Además, su capacidad de memoria y almacenamiento supera significativamente la de otros dispositivos, posibilitando el manejo de grandes volúmenes de datos. Otro aspecto relevante es la conectividad integrada Wi-Fi y Bluetooth, que permite la transmisión de datos a servidores o aplicaciones móviles sin necesidad de añadir módulos externos, lo que simplifica el diseño del sistema y lo hace más eficiente y compacto.

Desde un punto de vista social, este proyecto tiene un impacto potencialmente transformador. Al proporcionar un sistema de monitoreo de frecuencia cardíaca accesible, portátil y de alta precisión, se facilita el acceso a herramientas de diagnóstico en comunidades con recursos limitados. Esto no solo mejora la calidad de vida de los pacientes, sino que también reduce la carga sobre los sistemas de salud al permitir intervenciones más tempranas y eficaces.

1.5 ESTADO DEL ARTE

El monitoreo de la frecuencia cardiaca es un componente esencial en la detección temprana de enfermedades cardiovasculares y el seguimiento del estado de salud en tiempo real. En la última década, el uso de técnicas avanzadas de procesamiento de señales y la inteligencia artificial, específicamente las redes neuronales, ha revolucionado la manera en que se detectan y analizan las señales cardiacas. Este estado del arte revisa los avances en la detección de la frecuencia cardiaca mediante el uso de redes neuronales artificiales (RNA), destacando las metodologías más relevantes y los desafíos actuales.[1]

1. Tecnologías Tradicionales de Detección de Frecuencia Cardiaca Tradicionalmente, la detección de frecuencia cardiaca se ha realizado mediante tecnologías basadas en hardware, como los electrocardiogramas (ECG), que utilizan sensores eléctricos para registrar la actividad del corazón. Estas señales son analizadas mediante métodos clásicos de procesamiento de señales, como la Transformada de Fourier o el filtrado digital, para extraer información sobre la frecuencia cardiaca. Sin embargo, estos métodos pueden ser limitados frente a señales ruidosas o variabilidad en los patrones cardiacos, lo que ha impulsado la búsqueda de soluciones más robustas y adaptativas.

2. Las Redes Neuronales en la Detección Cardiaca

Las redes neuronales han mostrado un desempeño superior en tareas de reconocimiento de patrones, lo que las hace ideales para el análisis de señales complejas, como las cardiacas. La capacidad de las redes neuronales profundas para aprender representaciones no lineales de datos les permite detectar patrones ocultos en las señales ECG que pueden no ser evidentes para los métodos tradicionales. Varios estudios han explorado diferentes arquitecturas de redes neuronales para la detección de la frecuencia cardiaca. Entre las más utilizadas se encuentran las redes neuronales convolucionales (CNN) y las redes neuronales recurrentes (RNN), especialmente las variantes como las Long Short-Term Memory (LSTM). Estas arquitecturas permiten extraer características temporales y espaciales de las señales cardiacas de manera eficiente.[2]

Un estudio relevante es el de Zhai y Tin (2018), quienes utilizaron una red LSTM para la detección de anomalías cardiacas a partir de señales ECG, obteniendo una alta precisión en la clasificación de ritmos cardiacos normales y patológicos. La capacidad de las LSTM para retener información a lo largo de secuencias largas permite detectar variaciones sutiles en la frecuencia cardiaca, lo que puede ser indicativo de problemas como la fibrilación auricular.

A pesar de los avances, persisten varios desafíos en la detección de frecuencia cardiaca mediante redes neuronales. Uno de los principales problemas es la necesidad de grandes conjuntos de datos etiquetados para entrenar los modelos.

Aunque existen bases de datos públicas, como el MIT-BIH Arrhythmia Database, estas no siempre cubren la diversidad de ritmos cardíacos y condiciones que pueden encontrarse en escenarios del mundo real. El uso de redes neuronales para la detección de la frecuencia cardíaca ha demostrado ser un campo prometedor, con avances que han permitido mejorar la precisión y robustez de los sistemas de monitoreo cardíaco. Sin embargo, persisten desafíos técnicos relacionados con la variabilidad de las señales y la disponibilidad de datos. Las redes neuronales continuarán evolucionando y, con el tiempo, se espera que estas tecnologías se integren aún más en dispositivos portátiles y sistemas de salud, ofreciendo una monitorización continua y personalizada de la frecuencia cardíaca en tiempo real. Este estado del arte sugiere que, aunque se ha avanzado considerablemente, todavía hay espacio para mejorar en cuanto a la integración de técnicas más eficientes y generalizables para la detección precisa de la frecuencia cardíaca.[2]

1.6 ALCANCE DEL PROYECTO

En este proyecto se busca lograr que el sistema de adquisición de datos, de los datos obtenidos, su procesamiento y comparación mediante una red neuronal, la cual será entrenada anteriormente con muestras de personas sanas y con algún tipo de problema cardíaco, una vez que se obtengan los resultados deseados se podrá dar un diagnóstico fiable al usuario.

CAPÍTULO 2

MARCO TEORICO

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) representan la principal causa de muerte a nivel mundial, afectando especialmente a países de ingresos bajos y medios, donde se registra más del 75% de las muertes relacionadas con estas patologías. Los principales factores de riesgo conductuales para las ECV incluyen una dieta poco saludable, inactividad física, consumo de tabaco y consumo excesivo de alcohol. La contaminación atmosférica también constituye un riesgo ambiental significativo. Estos factores contribuyen al desarrollo de condiciones como hipertensión, hiperglucemia, hiperlipidemia, sobrepeso y obesidad, que a su vez incrementan el riesgo de enfermedades cardiovasculares.[3]

2.1 Enfermedades Cardiovasculares

Las enfermedades cardiovasculares incluyen una variedad de trastornos que afectan al sistema cardíaco y vascular. En países industrializados y en vías de desarrollo, estos trastornos representan no solo un desafío para la salud pública, sino también una carga económica considerable debido a los costos de tratamiento y pérdidas de productividad.[4]

2.1.1 Factores de Riesgo

Los factores de riesgo de las enfermedades cardiovasculares son elementos que aumentan la probabilidad de desarrollar trastornos del corazón y los vasos sanguíneos. [5]

Presión Arterial Alta (Hipertensión). La presión arterial alta aumenta el riesgo de enfermedad cardíaca, ataque cardíaco y accidente cerebrovascular.[5]

Colesterol en sangre alto. El colesterol, una sustancia similar a la grasa que se transporta en la sangre, se encuentra en todas las células de su cuerpo. Su hígado produce todo el colesterol que su cuerpo necesita para formar membranas celulares y producir ciertas hormonas.[5]

La inactividad física. Las personas que no son activas tienen un mayor riesgo de sufrir un ataque al corazón que las personas que hacen ejercicio con regularidad. El ejercicio quema calorías para ayudar a mantener un peso saludable, ayuda a controlar los niveles de colesterol y la diabetes, y puede disminuir la presión arterial.[5]

Género. En general, los hombres tienen un mayor riesgo de ataque al corazón que las mujeres. Pero la diferencia se reduce después de que las mujeres llegan a la menopausia.[5]

Control de Diabetes. Los problemas cardíacos son la principal causa de muerte entre las personas con diabetes, especialmente en el caso de la diabetes tipo 2 o del adulto (también conocida como diabetes no insulino dependiente).[6]

Obesidad y Sobrepeso. El exceso de peso puede conducir a un aumento de los niveles de colesterol alto, presión arterial alta y diabetes, todos los principales factores de riesgo de enfermedades del corazón.[7]

Fumar Aumenta la frecuencia cardíaca, tensa las arterias principales y puede crear irregularidades en el ritmo de los latidos del corazón, todo lo cual hace que su corazón trabaje más.[7]

Herencia. La enfermedad cardíaca tiende a ser hereditaria.[7]

Estrés. El estrés se considera un factor de riesgo que contribuye a las enfermedades del corazón.[7]

2.2 Diagnóstico y Manifestaciones

El diagnóstico incluye pruebas como electrocardiogramas, ecocardiogramas y pruebas de esfuerzo, fundamentales para evaluar la función cardíaca. Las manifestaciones comunes de las enfermedades cardíacas incluyen angina (dolor en el pecho), disnea, fatiga, sudoración excesiva y cambios en la coloración de la piel.[8]

2.3 Taquicardia: Síntomas y Causas.

La Taquicardia es una alteración del ritmo cardíaco que genera un aumento en los latidos del corazón cuando éste se encuentra en reposo, lo que provoca que el corazón no pueda bombear de forma correcta la sangre y no lleve el oxígeno necesario al resto del cuerpo. Cuando se está en reposo el ritmo cardíaco normalmente es de unos 60 a 100 latidos por minuto. Cuando se define como Taquicardia cuando el aumento de la frecuencia cardiaca oscila entre los 100 y los 400 latidos por minuto.[9]

2.3.1 Síntomas

- Mareos
- Problemas para respirar
- Confusión
- Pulso rápido
- Desmayo
- Latidos del corazón muy acelerados, molestos o irregulares
- Dolor en el pecho

2.3.2 Causas

Estas son algunas de las causas que pueden generar una taquicardia.

- Anemia
- Ejercicio
- Estrés
- Emociones fuertes
- Presión arterial baja o alta
- Fumar
- Abuso de cafeína
- Fiebre

2.4 Soplo en el corazón: Síntomas y Causas.

Un soplo cardíaco es un sonido anormal que se escucha cuando la sangre fluye a través del corazón. Este sonido puede ser suave o fuerte y se produce debido a turbulencias en el flujo sanguíneo. Existen dos formas en las que pueden manifestarse los soplos cardíacos: al nacer (congénitos) o desarrollarse más tarde en la vida (adquiridos). Algunos soplos cardíacos son inofensivos, lo que significa que no indican una enfermedad cardíaca y no requieren tratamiento. Por otro lado, algunos soplos cardíacos pueden ser señales de una enfermedad cardíaca grave.[10]

2.4.1 Síntomas

Es importante tener en cuenta que los síntomas específicos pueden variar según la causa subyacente del soplo cardíaco. Entre ellos, destacan los siguientes:

- Presentar tonalidades azuladas o grisáceas en las uñas o labios
- Experimentar malestar o dolor en el área del pecho
- Tener tos persistente y recurrente
- Sentir mareos o vértigo
- Presentar hinchazón en el hígado
- Observar aumento en el tamaño de las venas del cuello
- Experimentar desvanecimientos o pérdida de conocimiento
- Sudoración excesiva incluso sin actividad física intensa

2.4.2 Causas

En muchos casos, los soplos cardíacos no causan síntomas y se descubren durante un chequeo médico de rutina. Sin embargo, en algunos casos, pueden estar asociados con síntomas como:

- Fatiga
- Dificultad para respirar
- Dolor en el pecho
- Mareos
- Desmayo.

2.5 Frecuencia Cardíaca

La frecuencia cardíaca (FC) es uno de los “signos vitales” o los indicadores importantes de la salud en el cuerpo humano, mide la cantidad de veces por minuto que el corazón se contrae o late. Es crucial para el adecuado funcionamiento del organismo, que requiere de un bombeo eficiente y a presión adecuada para la distribución de sangre.[11]

La velocidad de los latidos del corazón varía como resultado de la actividad física, las amenazas a la seguridad y las respuestas emocionales. La frecuencia cardíaca en reposo es la que tiene una persona cuando está relajada. Si bien es cierto que una frecuencia cardíaca normal no garantiza que una persona esté libre de problemas de salud, es un punto de referencia útil para identificar una variedad de enfermedades.[11]

2.5.1 Tabla de Frecuencia Cardíaca en Hombres y Mujeres

Edad	Frecuencia cardíaca mala	Frecuencia cardíaca normal	Frecuencia cardíaca buena	Frecuencia cardíaca muy buena
20-29	96 o mas	78-94	72-76	70 o menos
30-39	98 o mas	80-96	72-78	70 o menos
40-49	100 o mas	80-98	74-78	72 o menos
50-59	104 o mas	84-102	76-82	74 o menos
60 o mas	108 o mas	88-106	78-88	78 o menos

Tabla 1 Valores de frecuencia cardíaca en hombres.

Edad	Frecuencia cardíaca mala	Frecuencia cardíaca normal	Frecuencia cardíaca buena	Frecuencia cardíaca muy buena
20-29	86 o mas	70-84	62-68 Imp	60 o menos
30-39	86 o mas	72-84	64-70 Imp	62 o menos
40-49	90 o mas	74-88	66-72 Imp	64 o menos
50-59	90 o mas	74-88	68-74 Imp	66 o menos
60 o mas	94 o mas	76-90	70-76 Imp	68 o menos

Tabla 2 Valores de frecuencia cardíaca en mujeres.

2.6 Fisiología del Corazón

El corazón está compuesto por músculo auricular, músculo ventricular y fibras especializadas para la conducción. El potencial de acción cardíaco es generado por la apertura de canales de sodio y calcio, lo que permite la contracción y relajación rítmica del corazón.

2.7 Ciclo Cardíaco

Son los fenómenos cardíacos que se producen desde el comienzo de un latido cardíaco hasta el comienzo del siguiente. El ciclo cardíaco comienza con un potencial de acción en el nodo sinusal, que se propaga por las aurículas hacia los ventrículos, permitiendo un retraso para el llenado ventricular antes de la contracción principal. Es importante destacar el retraso que existe en este último, que es más de 0.1 s, ya que de esta forma es posible la contracción total previa de las aurículas.[12]

Aurículas: funcionan como bomba de cebado para los ventrículos y éstos a su vez, proporcionan la principal fuente para distribuir la sangre al organismo.[12]

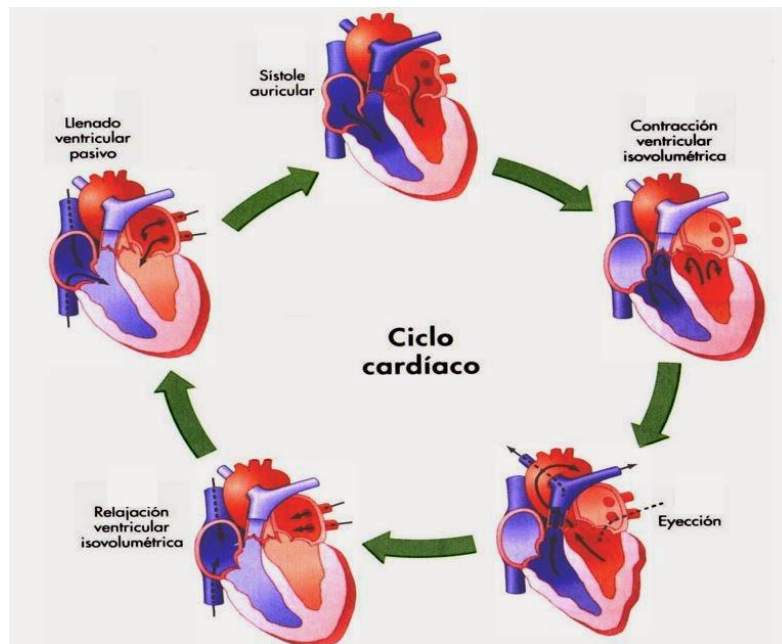


Fig. 1 Ciclo Cardíaco.[13]

2.8 Electrocardiograma (ECG): Interpretación de Ondas y Segmentos

El ECG registra los potenciales eléctricos del corazón y está compuesto por:

- **Onda P:** Despolarización auricular.
- **Complejo QRS:** Despolarización ventricular.
- **Onda T:** Repolarización ventricular.
- **Intervalo P-Q:** Entre el inicio de la despolarización auricular y la ventricular.
- **Intervalo Q-T:** Duración de la contracción ventricular.

Cuando el impulso cardíaco atraviesa el corazón, la corriente eléctrica también se propaga desde el corazón hacia los tejidos adyacentes que lo rodean. Una pequeña parte de la corriente se propaga hacia la superficie corporal. Si se colocan electrodos en la piel en lados estratégicos del corazón se pueden registrar los potenciales eléctricos que se generan por la corriente; el registro se conoce electrocardiograma. Los voltajes de las ondas que se registran en el electrocardiograma normal dependen

de la manera en la que se aplican los electrodos a la superficie del cuerpo y de la proximidad de los electrodos al corazón.

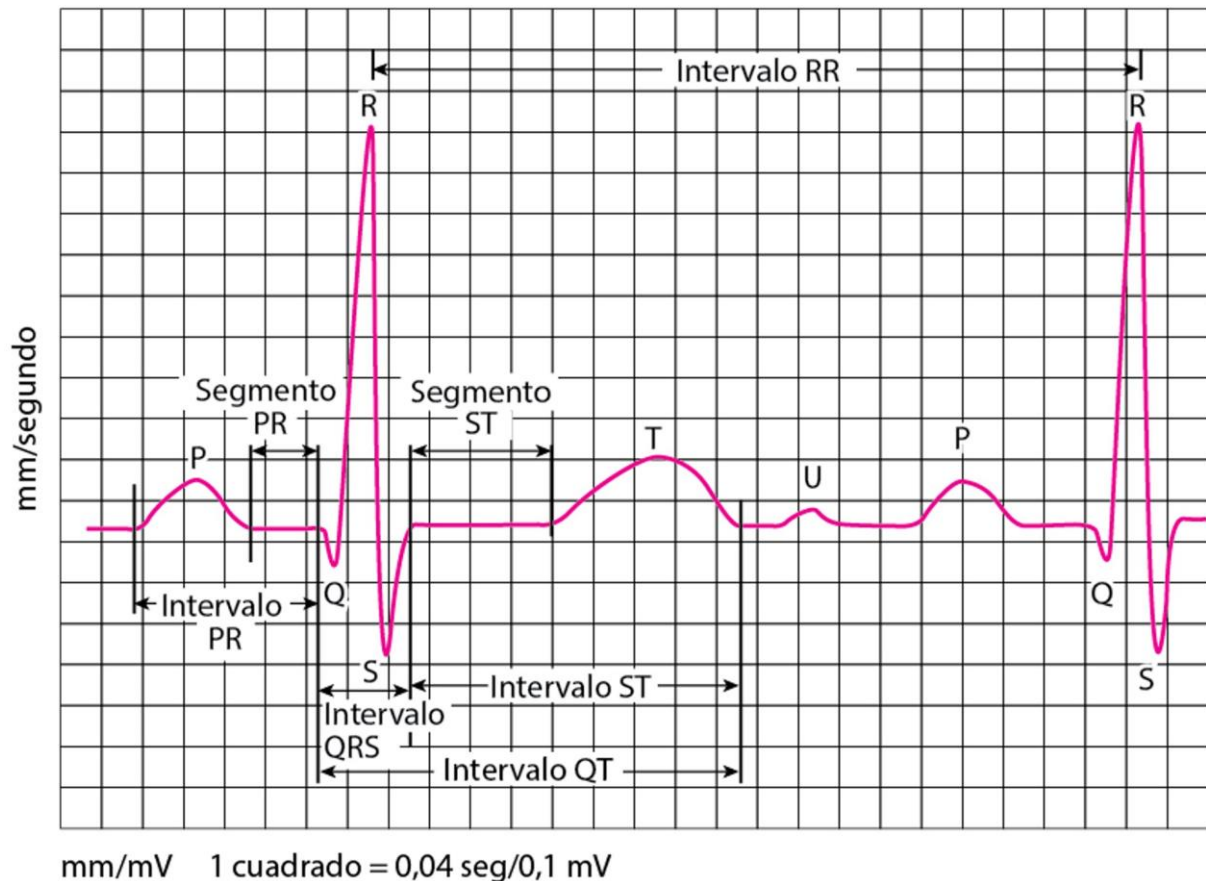


Fig. 2 Frecuencia cardiaca [14]

Está formado por una onda P, un complejo QRS y una onda T. El complejo QRS está formado por los potenciales que se generan cuando se despolarizan los ventrículos antes de su contracción, a medida que la onda despolarizante se propaga por los ventrículos. Tanto la onda P como el QRS son las ondas de despolarización. La onda T se produce por los potenciales que se generan cuando los ventrículos se recuperan de la despolarización a esta onda se le conoce como onda de repolarización. Ondas de despolarización y repolarización Los electrodos del ECG miden las diferencias de potencial entre las fibras del corazón, cuando la onda despolarizante apenas se propaga por la fibra genera que los electrodos se encuentren en lugares polarmente diferentes y se registra un valor positivo. Cuando se recorre la mitad de la fibra o la onda despolarizante se encuentra más cerca del electrodo contrario se comienza a

marcar un valor máximo. Una vez que toda la fibra se ha despolarizado el registro regresa a la línea basal porque ambos electrodos están en zonas de igual electronegatividad. Después de estos procesos la fibra se repolariza y el exterior se hace positivo. En este punto uno de los electrodos está en positivo y el otro negativo. [14]

2.9 Redes Neuronales Artificiales (RNA).

Las redes neuronales artificiales son sistemas computacionales inspirados en la estructura interconectada de las neuronas en el cerebro humano; Una neurona biológica es una célula especializada en procesar información. Está compuesta por el cuerpo de la célula(soma) y dos tipos de ramificaciones, el axón y las dendritas. La neurona recibe las señales(impulsos) de otras neuronas a través de sus dendritas y transmite señales generadas por el cuerpo de la célula a través del axón [referencia]. Partiendo de ese concepto, se puede decir que una red neuronal artificial Básicamente la actividad sináptica de la RNA consiste en la llegada de señales a la sinapsis, consideradas como entradas de la neurona, estas son ponderadas (atenuadas o simplificadas) a través de un parámetro de nominado peso sináptico, asociado a la sinapsis correspondiente. Estas señales de entrada pueden excitar a la neurona (sinapsis con peso positivo) o inhibirla (peso negativo). El efecto es la suma ponderada de las entradas. [15]

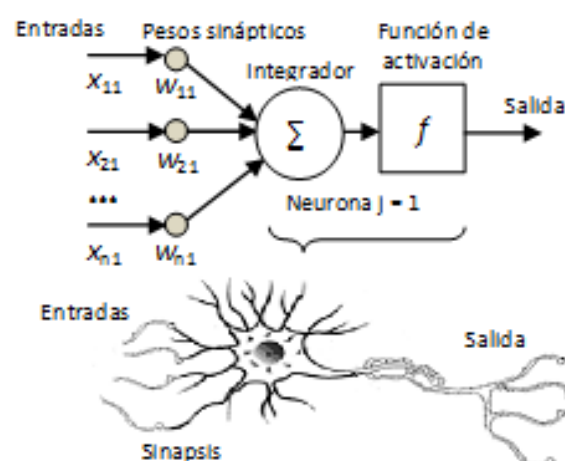


Fig. 3 Representación de una red biológica y una red neuronal artificial.[16]

Estos sistemas están diseñados para aprender de los datos mediante un proceso de entrenamiento, permitiendo el reconocimiento de patrones y elementos esenciales de proceso de un sistema neuronal artificial son las neuronas, la cual genera una única salida a raíz de un conjunto de datos de entrada. Las redes neuronales son fundamentales en el campo del aprendizaje automático, en particular en el aprendizaje profundo (deep learning), una técnica avanzada que permite extraer conclusiones de datos no etiquetados sin la intervención humana. De entre las ventajas del uso de las redes neuronales, podemos encontrar las siguientes:

- Procesamiento de caracteres, imágenes y voz
- Reconocimiento de patrones
- Planeación y predicción
- Interfaces adaptativas para sistemas Hombre/Maquina
- Generación de texto y traducción de idiomas
- Control, clasificación y optimización
- Conducción y vuelo autónomo
- Análisis genético y pronóstico de enfermedades

Por mencionar algunas de las características esenciales de una red neuronal artificial, podemos encontrar las siguientes:

- Es flexible, se ajusta a nuevos ambientes por aprendizaje, no hay que programarlo.
- Puede manejar información difusa, con ruido o inconsistente.
- Es altamente paralelo
- Es pequeño, compacto y consume poca energía.

2.9.1 Elementos de una Red Neuronal

Neurona:

Es el elemento básico de la red neuronal es la neurona en sí, la cual tiene funcionalidad propia, con dinámicas de aprendizaje, estas neuronas son organizadas en conjuntos conocidos como capas. Cada neurona recibe entradas (valores), las procesa mediante una función de activación, y produce una salida.

Capas:

Una red neuronal se organiza en diferentes capas. Cada capa está formada por un conjunto de neuronas. Las capas principales son:

- **Capa de Entrada (Input Layer):** Es la capa donde se recibe la información inicial (como características de un conjunto de datos). Cada neurona de esta capa representa una característica (por ejemplo, píxeles de una imagen, palabras de un texto, etc.).[18]
- **Capas Ocultas (Hidden Layers):** Son capas intermedias que procesan los datos recibidos de la capa de entrada. Puede haber múltiples capas ocultas en una red neuronal profunda (Deep Learning). Estas capas extraen características y patrones de la información que pasan de una capa a otra.[18]
- **Capa de Salida (Output Layer):** Esta capa produce el resultado final del modelo (por ejemplo, una clasificación, una predicción, etc.). El número de neuronas en la capa de salida depende del tipo de problema que se esté resolviendo (por ejemplo, en un problema de clasificación binaria habrá una sola neurona en la capa de salida).[18]

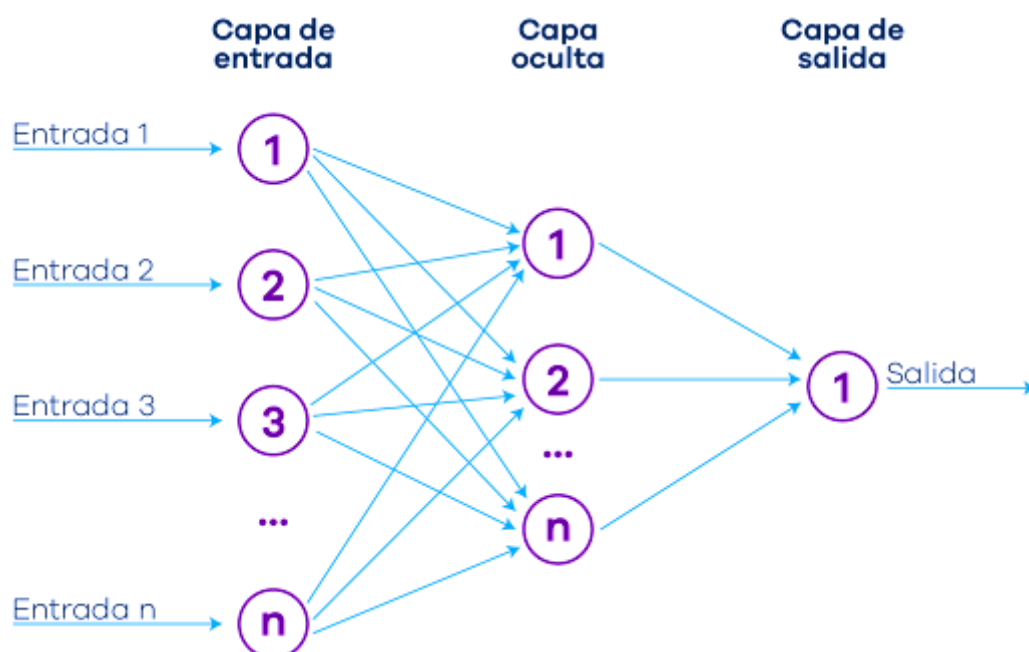


Fig. 4 Representación de las neuronas en la red neuronal artificial. [19]

Pesos:

Los pesos son parámetros que determinan la importancia de cada entrada para una neurona. Es decir, cada conexión entre dos neuronas tiene un peso que ajusta la magnitud de la señal que se pasa entre ellas. El peso es un número positivo si un nodo estimula a otro, o negativo si un nodo suprime a otro. Los nodos con valores de peso más altos tienen mayor influencia en los demás nodos.

Los pesos iniciales son asignados aleatoriamente, pero se ajustan mediante un proceso llamado aprendizaje o entrenamiento. El peso también se conoce como peso sináptico. En el sistema de retro propagación, los pesos se pueden ajustar según las salidas para mejorar el funcionamiento de la red en proyectos de aprendizaje automático.[20]

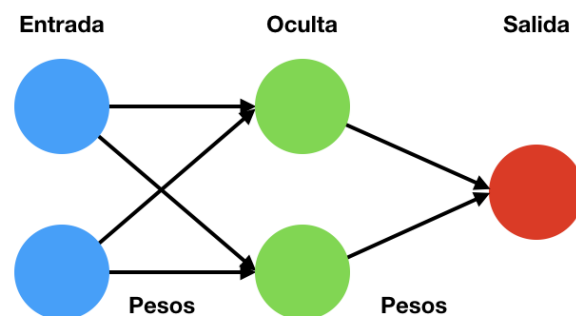


Imagen 3. Representación de los pesos en una red neuronal.

2.10 Función de activación

El conjunto de capas e interconexiones entre cada neurona de cada capa operando en paralelo es lo que da forma a la red neuronal. Las entradas X_i representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas. Los W_i son la intensidad de la sinapsis que conecta dos neuronas.

https://www.researchgate.net/figure/Figura-1-Esquema-simple-de-una-Red-Neuronal-Artificial-Donde-n-X-Representa-la-senal_fig1_273000158

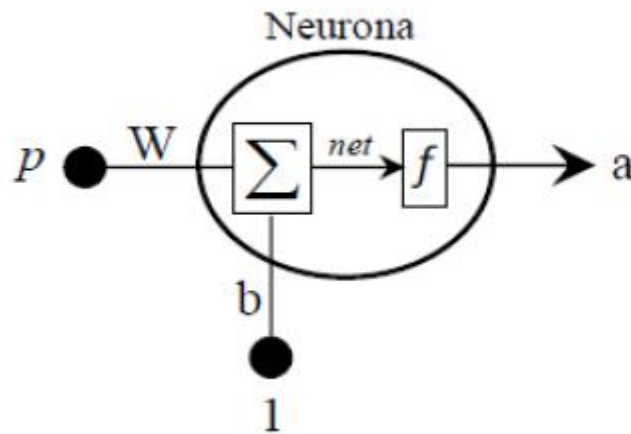


Imagen 4. Diagrama de la función de activación en una red neuronal.

La salida total está determinada por la función de transferencia, la cual puede ser una función lineal o no lineal de net , y que es escogida dependiendo de las especificaciones de la tarea que la neurona deba resolver.

2.3 Aprendizaje

2.3.1 Mecanismos de aprendizaje

El aprendizaje es el proceso por el cual una red neuronal modifica sus pesos en respuesta a una información de entrada. Los cambios que se producen durante la etapa de aprendizaje se reducen a la destrucción (el peso de la conexión toma el valor 0), modificación y creación (el peso de la conexión toma un valor distinto de 0) de conexiones entre las neuronas.

Podemos considerar que el proceso de aprendizaje ha terminado cuando los valores de los pesos permanecen estables

$$\frac{dW_{ij}}{dt} = 0$$

Para el aprendizaje de una red neuronal, existen un criterio importante; el comportamiento de los pesos los cuales se irán modificando, para ello, se deben considerar dos métodos de aprendizaje:

- Aprendizaje supervisado
- Aprendizaje no supervisado

La existencia de ambos métodos y la elección de alguno depende de si existe o no un agente que control o supervise el proceso.

Además de esto, existe otro criterio a considerar el cual es definir si la red puede o no aprender durante su funcionamiento (aprendizaje ON LINE) en donde los pesos varían dinámicamente cada vez que al sistema ingrese un nuevo dato. Por el contrario, si la red requiere de una etapa previa de aprendizaje (aprendizaje ON OFF), se debe tener un conjunto de datos de prueba o test por lo que, respecto a los pesos de la red, no se modificaran después de terminar la etapa de entrenamiento de la red. Este último criterio puede ser representado con la siguiente formula:

$$\text{Peso nuevo} = \text{peso actual} + \text{cambio de peso}$$

2.3.2 Técnicas de decisión

La toma de decisiones de una red neuronal dependera en gran parte del tipo de aprendizaje que esta tenga, representado de la siguiente forma:

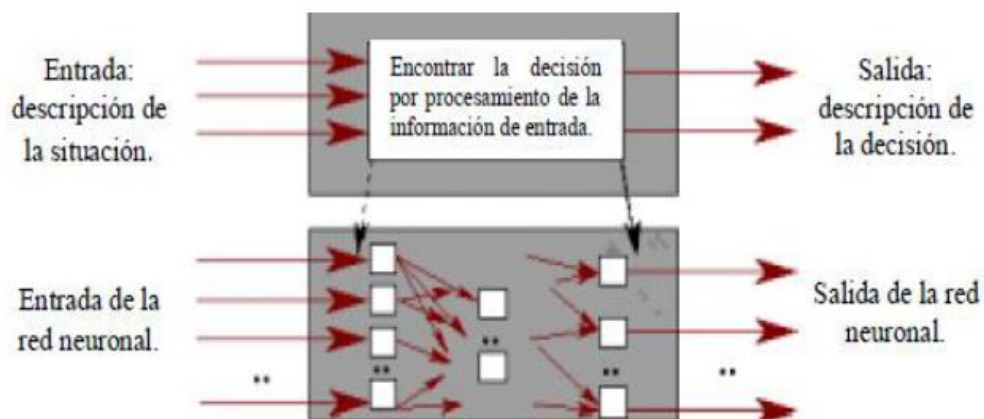


Imagen 5. Representación de las técnicas de decisión en una red neuronal.

Para esto, la red neuronal se debe ajustar a los valores que esta tenga como entrada, donde las capas ocultas se desarrollara un proceso para que esta pueda obtener un valor que sea el más ajustado al valor deseado.

2.4 Red perceptrón

Un perceptrón es un modelo de red neuronal sencillo que recibe datos de entrada que son linealmente separables y los agrupa en diferentes categorías. Originalmente, se observó una notable semejanza con los sistemas biológicos, lo que llevó a la idea de que este modelo podría aproximar cualquier función aritmética o lógica. La red

neuronal se basa en una suma de señales de entrada, las cuales son multiplicadas por valores de pesos asignados de forma aleatoria. La entrada se compara con un patrón predefinido para determinar la salida de la red. Si la suma de las entradas multiplicadas por los pesos es mayor o igual al patrón establecido, la salida de la red es uno; de lo contrario, la salida es cero.

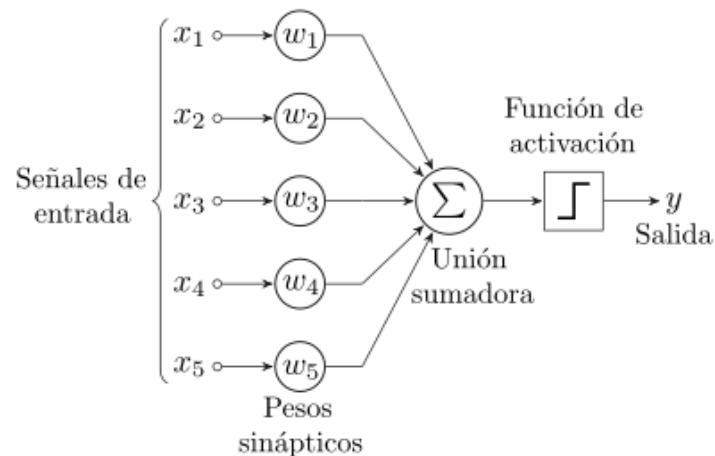


Imagen 6. Diagrama de una red perceptrón.

El Perceptrón utiliza principalmente dos tipos de funciones de transferencia: la función escalón (hardlim), que produce salidas de 1 o 0, y la función escalón modificada (hardlims), que da salidas de 1 o -1. La elección entre estas dos funciones depende del tipo de salida esperada de la red, es decir, si la salida es unipolar o bipolar. No obstante, la función escalón modificada suele ser preferida, ya que el valor cero en el caso de la función escalón puede multiplicar algunos de los resultados obtenidos al multiplicar las entradas por los pesos, lo que impide que se actualicen correctamente, ralentizando así el proceso de aprendizaje.

El Perceptrón actúa como un clasificador lineal, separando las regiones mediante un hiperplano cuya ecuación está determinada por los pesos de las conexiones y el valor umbral de la función de activación de las neuronas.

Las regiones, se denominan clases y contienen los puntos de la entrada para los que la salida de la neurona es de cierto valor definido.

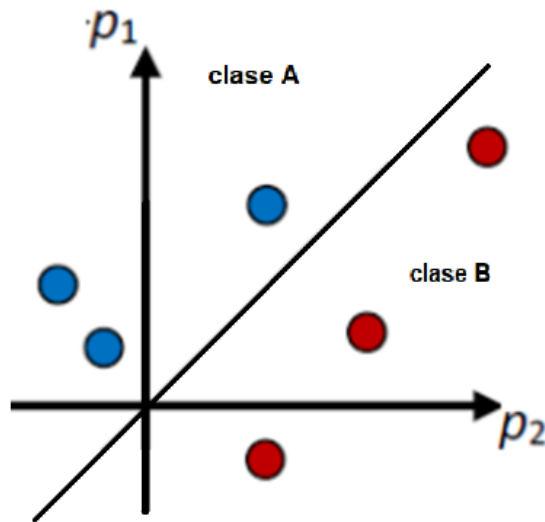


Imagen 5. Grafica de una red perceptron

2.5 Red Feedforward

Se trata de una red neuronal en la que la información avanza en una única dirección, desde la entrada hasta la salida, sin ciclos ni conexiones hacia atrás. Cada capa está formada por un grupo de nodos o neuronas, que reciben señales de la capa previa y envían las salidas a la siguiente capa. Durante el proceso de entrenamiento, los pesos entre los nodos se modifican con el fin de reducir el error en las predicciones de la salida.

El proceso de predicción en una red neuronal feedforward consiste en enviar los datos de entrada a través de la capa inicial y las capas ocultas, para finalmente obtener una salida en la capa final. En cada capa de la red, se aplica una función de activación no lineal que transforma las entradas y produce las salidas correspondientes.

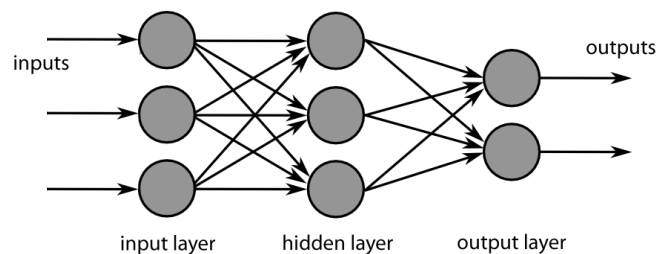


Imagen 5. Diagrama de una red feedforward

Capítulo 3

Hoy en día, los diversos estudios para la detección de enfermedades cardiovasculares son costosos y existen una gran variedad de ellas. Con el objetivo de evaluar el estado de salud de los pacientes, se propone desarrollar un sistema de prevención de enfermedades cardiovasculares, que permita identificar estas condiciones en sus primeras etapas, brindando así el tiempo necesario para iniciar un tratamiento adecuado.

Para identificar ciertas enfermedades cardiovasculares de forma adecuada, es necesario adquirir los datos de los pacientes a través de sensores que permitan una correcta lectura para después, con ayuda de la red neuronal, dar un diagnóstico correcto de una posible enfermedad cardiovascular o poder diagnosticar si el paciente está sano. Estos datos se guardarán en tiempo real, donde todos los datos serán alojados en una base de datos confidencial a la que solo el paciente y los operadores tendrán acceso.

3.1 Sensores de frecuencia cardiaca

Por los puntos anteriormente vistos es necesario definir un sensor que pueda medir la frecuencia cardiaca para determinar alguna anomalía si existe alguna, por lo que, derivando de la investigación previamente realizada, es necesario realizar las mediciones con un módulo y un sensor que tengan las características necesarias para poder adquirir datos con el menor margen de error posible

Para el sistema de adquisición de señales se seleccionó un módulo de frecuencia cardiaca, siendo este compatible con el microcontrolador ESP 32 y con los sensores electrodos ECG. Además, el módulo seleccionado nos puede proporcionar un electrocardiograma más preciso.

3.2 Sensores electrodos (ECG)

Un **electrodo ECG** (electrocardiograma) es un dispositivo que se coloca en la piel para medir la actividad eléctrica del corazón. Los electrodos capturan las señales eléctricas generadas por el corazón durante su ciclo de contracción y relajación, y las

transmiten a una máquina de electrocardiograma (ECG) que las registra y las convierte en un gráfico visual.



Imagen #. Electrodo ECG para adulto.

Los electrodos ECG, al estar conectados directamente al cuerpo humano reciben la señal eléctrica, sin embargo, esta señal comúnmente es débil por lo que se debe amplificar, para ello, estos tienen un corchete el cual va conectado a un latiguillo y este mismo conectado al módulo de frecuencia cardiaca donde se amplifica y ajusta la señal para poder ser procesada por el microcontrolador ESP 32.

3.2.1 Normas de los electrodos ECG

Para que los electrodos ECG puedan entrar al sector medico para mediciones, estos deben cumplir distintas normas para poder ser comercializados, ademas, deben cumplir ciertas normas para estudios como un electrocardiograma

3.2.1.1 Norma ANSI / AAMI EC12: 2000

La norma ANSI / AAMI EC12: 2000 es una norma publicada por el Institute for Electrical and Electronic Engineers (IEEE) y la Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI) que establece los requisitos de rendimiento y seguridad para los electrodos de electrocardiograma (ECG) y los sistemas relacionados utilizados en la monitorización de la actividad cardíaca de los pacientes.

3.2.1.2 Norma ISO 13485

Describe los requisitos específicos que ayudan a las organizaciones a garantizar que sus dispositivos médicos cumplan con las demandas de seguridad y eficacia tanto de los clientes como de las normativas. establece un marco para garantizar un diseño, desarrollo, producción y entrega coherentes de dispositivos médicos que sean seguros para el propósito previsto. Ayuda a cumplir con los rigurosos requisitos regulatorios y a gestionar el riesgo, al tiempo que garantiza las mejores prácticas en la fabricación de dispositivos médicos.

3.3 Modulo de frecuencia cardiaca AD8232

EL modulo de frecuencia cardiaca AD8232 captura la actividad electrica medida por los electrodos ECG. Esta actividad eléctrica puede ser registrada como un electrocardiograma ECG. Los electrocardiogramas pueden ser extremadamente ruidosos, por lo que el AD8232 actúa como un amplificador operacional que ayuda a obtener una señal clara de los intervalos PR y QT fácilmente.

El Módulo de frecuencia cardiaca contiene un circuito electrónico llamado “front-end, a este circuito le corresponde la primera parte que tiene contacto con la señal tras su captura, realizando el procesamiento básico adecuado de esta señal, para posteriormente tratarla satisfactoriamente. Comúnmente un “front-end” incluye tareas de amplificación y reducción del ruido. En primer lugar, tiene una baja alimentación lo que permite que sea alimentado por la placa de desarrollo ESP32 que se va a utilizar. En segundo lugar, la amplificación de este módulo es bastante alta y permite que la onda se muestre mejor, aunque también capta el ruido este puede ser eliminado posteriormente por la etapa de filtración, así obtendremos una señal más limpia.

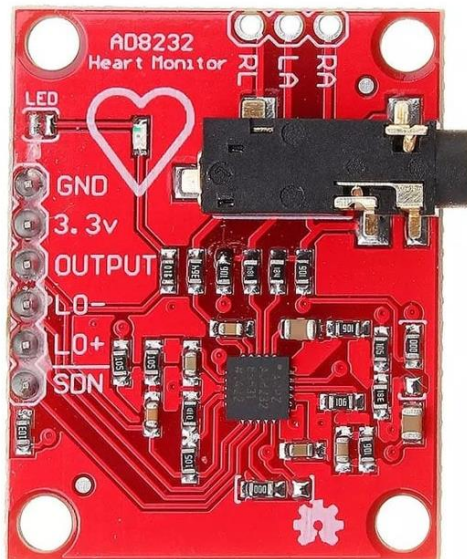


Imagen #. Módulo de frecuencia cardíaca.

3.3.1 Conexión del Módulo de frecuencia cardíaca AD8232

PIN	FUNCION	CONEXION
GND	Tierra	GND
3.3 V	Fuente de alimentación	3.3 V
OUT PUT	Señal de salida	GIPO 36
LO-	Pulsos Bajos	GPIO 14
LO+	Pulsos altos	GPIO 12

Tabla #. Conexión del Módulo de frecuencia cardíaca AD8232.

3.3.2 Conexión de los electrodos ECG

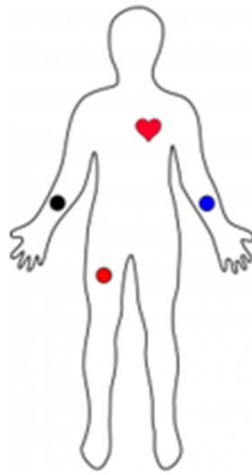


Imagen #. Conexión de electrodos 1

Electrodo	Posición
R	Brazo derecho
L	Brazo izquierdo
Común	Pierna Derecha

Tabla 2. Conexión de electrodos 1.

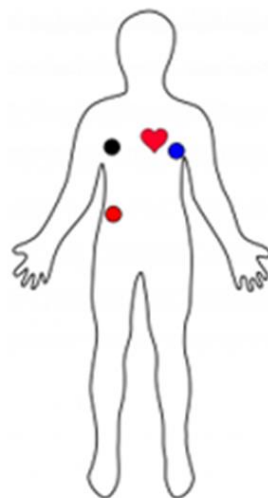


Imagen #. Conexión de electrodos 2.

Electrodo	Posición
-----------	----------

R	Costado superior derecho
L	Costado superior izquierdo
Común	Costado inferior derecho

Tabla 3. Conexión de electrodos 2.

3.3.3 Diagrama eléctrico del módulo de frecuencia AD8232.

A continuación, en la imagen # se presenta el diagrama eléctrico del módulo de frecuencia AD8232, siendo una parte de la adquisición de datos.

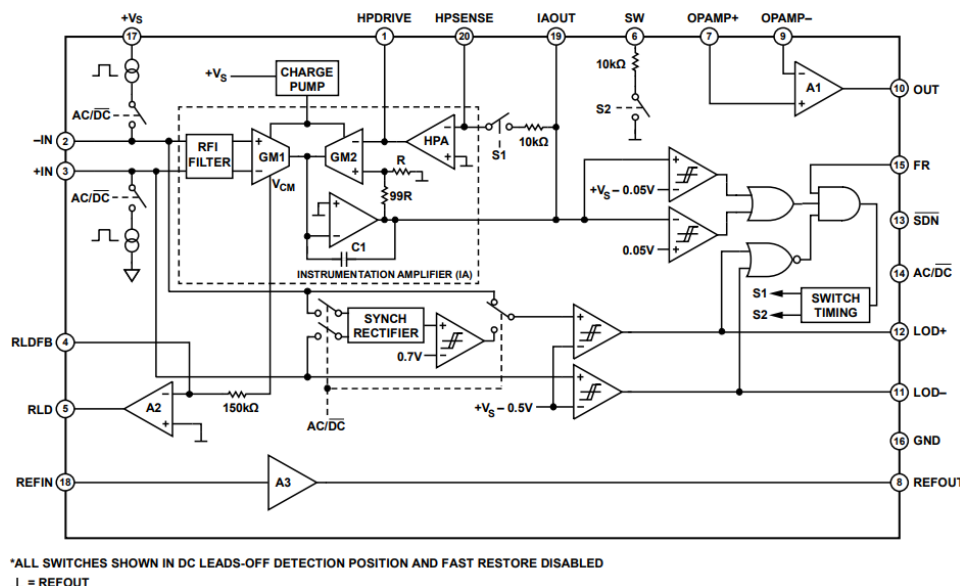


Imagen #. Diagrama eléctrico del módulo de frecuencia cardíaca AD8232

El módulo de frecuencia cardíaca es un circuito integrado para el acondicionamiento de señales biopotenciales para el monitoreo de la frecuencia cardíaca. Consiste en un amplificador de instrumentación especializado (IA), un amplificador operacional (A1), un amplificador de impulsión a la derecha (A2) y un suministro medio buffer de referencia (A3). Además, el módulo de frecuencia cardíaca incluye leds, circuitos de detección de apagado y un circuito de restauración rápida automática que devuelve la señal poco después de que se vuelven a conectar los cables.

3.3.4 Amplificador operacional (A1)

El AD8232 utiliza un amplificador instrumental GM1 como primera etapa en su procesamiento de señales, justo después de que los electrodos capturen la señal

ECG. La señal proveniente de los electrodos ECG es muy débil (del orden de microvoltios), y el amplificador instrumental la amplifica de manera significativa para que pueda ser procesada más fácilmente en las etapas posteriores del módulo. Debido a las señales muy débiles, el AD8232 debe ser capaz de discriminar entre la señal útil (la señal del corazón) y el ruido, como las interferencias de 50/60 Hz de la red eléctrica. El amplificador instrumental ayuda a minimizar el ruido y las interferencias, permitiendo una señal más limpia y precisa.

El amplificador GM1, genera una corriente que es proporcional a la tensión presente en sus entradas cuando se satisface la retroalimentación, un igual voltaje aparece a través de las entradas de la transconductancia del amplificador GM2, por lo que coincide con la corriente generada por GM1. La diferencia genera un error de corriente que es integrado a través del condensador C1, la tensión resultante aparece en la salida del amplificador de instrumentación.

3.3.5 Amplificador operacional

Se utiliza un amplificador operacional el cual funciona como amplificador diferencial el cual cuenta con alta precisión y baja corriente de polarización de entrada.

3.3.6 Buffer de referencia

Para simplificar el diseño de aplicaciones con una única fuente de alimentación, el AD8232 incluye un búfer de referencia para crear una conexión a tierra virtual entre el voltaje de alimentación y la conexión a tierra del sistema. Las señales presentes en la salida del amplificador de instrumentación se referencian en torno a este voltaje. El nivel de voltaje de referencia se establece en el pin REFIN. Se puede establecer con un divisor de voltaje o activando el pin REFIN desde algún otro punto en el circuito (por ejemplo, desde la referencia del ADC).

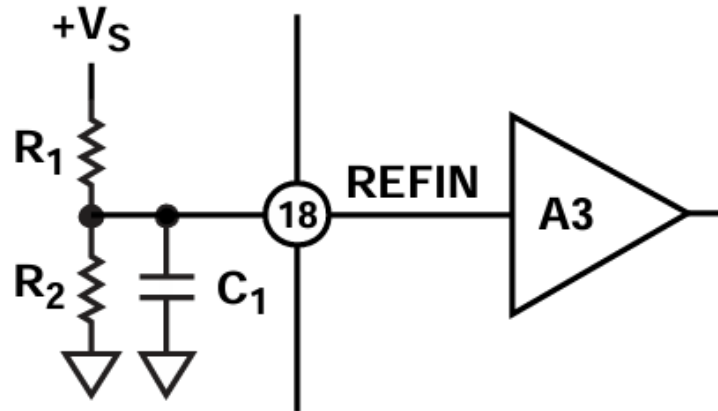


Imagen #. Buffer de referencia del AD8232

El tiempo total que tarda la referencia en establecerse dentro del 1% puede ser estimado con la siguiente formula.

$$t_{\text{asentamiento-referencia}} = 5 \times \frac{R1R2C1}{R1 + R2}$$

3.3.7 Circuito de restauración rápida

Esta función de restauración rápida se implementa internamente, como se muestra en la figura #, la salida del amplificador de instrumentación está conectada a un comparador de ventana el comparador de ventana detecta una condición de saturación en la salida del amplificador de instrumentación cuando su voltaje se acerca a 50 mV desde cualquiera de los rieles de suministro.

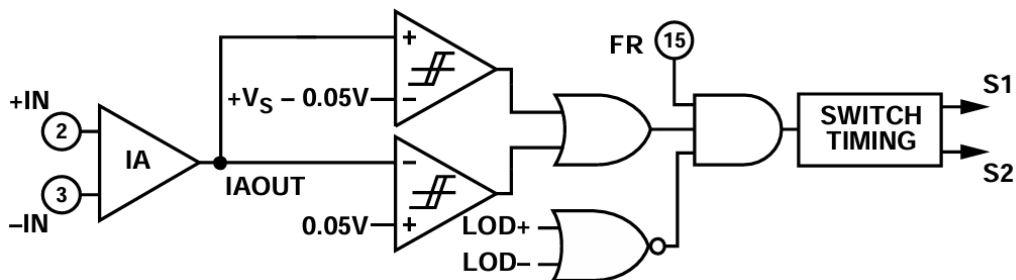


Imagen #. Circuito de restauración rápida del módulo AD8232.

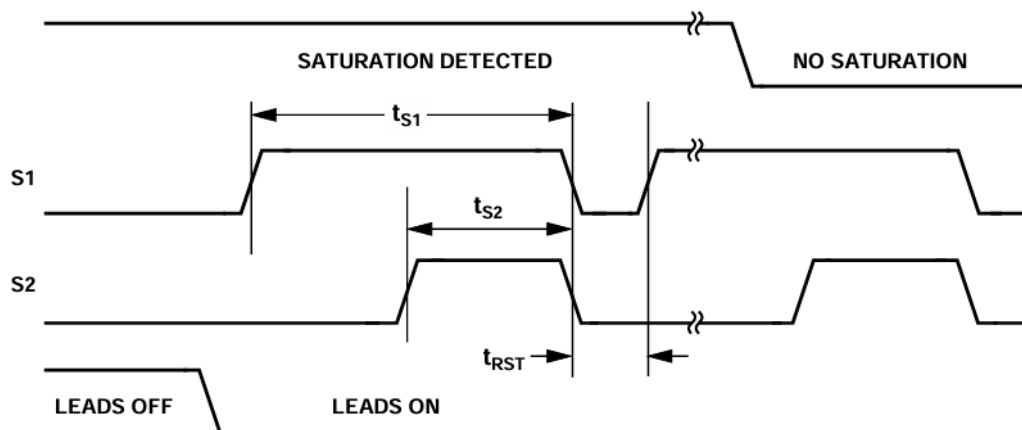


Imagen #. Diagrama de tiempo del circuito de restauración rápida.

3.3.8 Interferencia de radiofrecuencia

El AD8232 tiene una capacidad de compuerta de 15 pF y resistencias de 10 kΩ en cada entrada. Esto forma un filtro de paso bajo en cada entrada que reduce la rectificación a alta frecuencia (consulte la Figura 52) sin la adición de elementos externos.

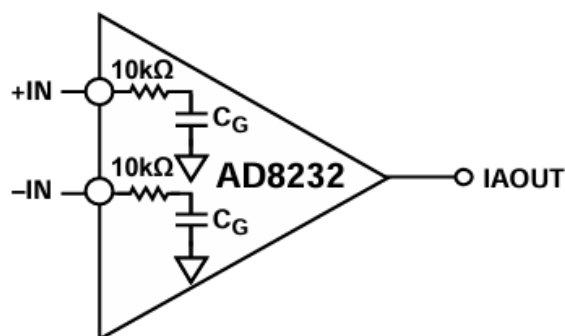


Imagen #. Diagrama de filtro sin condensadores externos.

3.3.9 Características de operación

Parámetro	Valor
Voltaje	3.3V
Voltaje máximo	+Vs + 0.3V
Voltaje mínimo	-0.3V
Rango dinámico de frecuencia	60-200Hz
Rango de voltaje diferencial	0-300mV
Rango de temperatura de operación	-40°C a +85°C
Ruido del sistema	30uV

Tabla #. Parámetros y valores de operación del AD8232.

Señal	Valor	Amplitud
-------	-------	----------

<i>Frecuencia cardíaca (intervalos R-R)</i>	<i>0.5Hz - 3.5Hz</i>	<i>0.1mV - 5mV</i>
<i>Variabilidad R-R por termorregulación</i>	<i>0.01Hz - 0.04Hz</i>	<i>0.1mV - 5mV</i>
<i>Variabilidad R-R por regulación de la presión sanguínea</i>	<i>0.04Hz - 0.15Hz</i>	<i>0.1mV - 5mV</i>
<i>Variabilidad R-R debido a la respiración</i>	<i>0.15Hz - 0.4Hz</i>	<i>0.1mV - 5mV</i>
<i>Complejos P, QRS, T</i>	<i>0.05Hz - 100Hz</i>	<i>0.1mV - 5mV</i>
<i>Potenciales tardíos ventriculares</i>	<i>40Hz - 200Hz</i>	<i>0.1mV - 5mV</i>

Tabla #. Características y valores de un electrocardiograma.

3.4 ESP32

Capitulo 4

Para analizar los datos adquiridos y procesados mediante los electrodos ECG, el módulo de frecuencia cardíaca AD8232 y el microcontrolador ESP32 se debe crear una red neuronal. Los datos adquiridos se guardan en una base de datos donde deberán estar organizados de tal manera en que la red neuronal pueda aprender todas las enfermedades obtenidas, distinguir una de otra además de los pacientes sanos y poder dar un prediagnóstico

4.1 Base de datos

Para la base de datos, se crea un excel donde se guardan todas las pruebas hechas, donde se acomodan de tal forma que las muestras obtenidas de pacientes con alguna enfermedad estén en desorden, esto con el fin de que la red neuronal artificial pueda aprender de forma aleatoria las enfermedades que se obtuvieron, sin embargo, para los pacientes sanos, estos deben estar antes o después de los pacientes con alguna enfermedad, esto con el fin de no confundir a la red neuronal de un paciente sano con un paciente enfermo

4.1.1 PLX-DAQ

Al hacer las pruebas en los pacientes se deben obtener la mayor cantidad de muestras para que la red pueda aprender con mayor exactitud, además, estas muestras obtenidas también se grafican para generar un electrocardiograma, por lo que la cantidad de muestras que se proponen son 10,000 muestras por paciente.

Para obtener esta cantidad de muestras en tiempo real se usa un programa que sea compatible con Excel y el entorno Arduino IDE, ya que al estar conectados los sensores al paciente se estarán obteniendo las muestras en tiempo real hasta llegar al número deseado. Estas muestras se almacenarán en una tabla de Excel, por lo que habrá un Excel por cada paciente

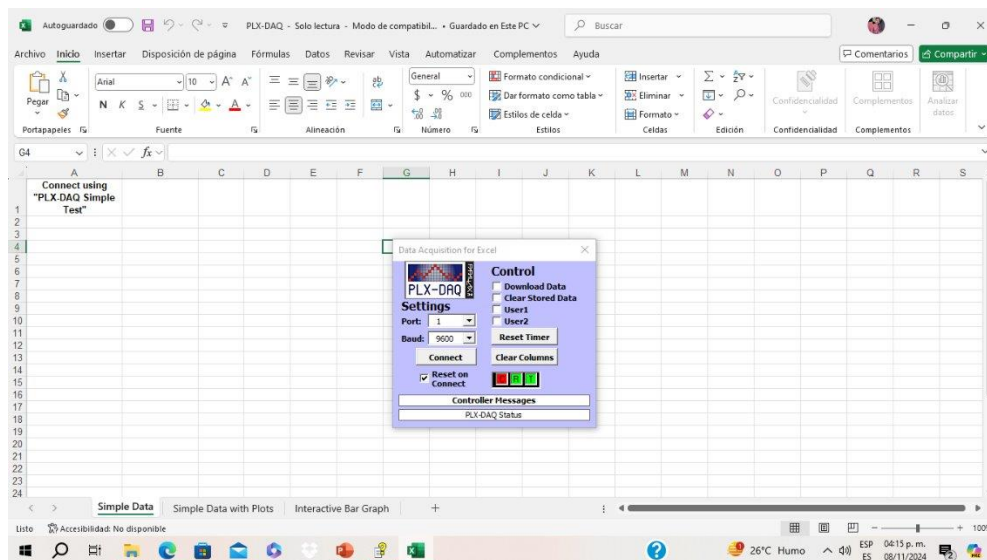


Imagen #. Interfaz del software PLX-DAQ

Este software nos ayuda principalmente a poner las muestras en orden, donde también se nos adjunta la hora a la que se registró la muestra, siendo un total de 10,000 ordenadas en 3 columnas.

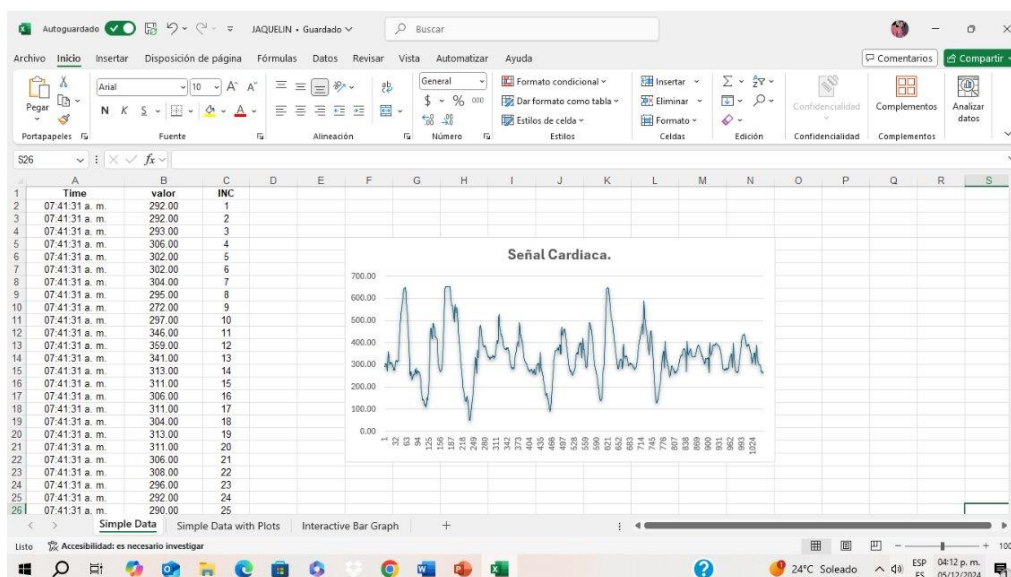


Imagen #. Ejemplo de muestras registradas con el software PLX-DAQ.

4.2 Matlab

es una plataforma de programación y cálculo numérico que se utiliza para analizar datos, desarrollar algoritmos y crear modelos. Es un lenguaje de alto nivel que trabaja con matrices y arreglos en lugar de números.

REFERENCIAS

- [1] Redes Neuronales en Medicina: Avances y Aplicaciones. (2024, octubre 22). Herschel González. <https://herschelgonzalez.com/redes-neuronales-en-medicina-avances-y-aplicaciones/>
- [2] Muñoz, C. F. (2024, mayo 13). *Avance de las redes neuronales en aplicaciones médicas*. CONSULTORSALUD. <https://consultorsalud.com/avance-de-las-redes-neuronales-en-aplicaciones-medicas/>
- [3] Organización Panamericana de la Salud. (s.f.). *Enfermedades cardiovasculares*. Recuperado de <https://www.paho.org/es/temas/enfermedades->

[cardiovasculares#:~:text=Algunos%20de%20los%20factores%20de,la%20diabetes%20y%20la%20obesidad.](#)

[4] Rienk, T., & Lundin, L. (s.f.). *Educación para la salud*. LibreTexts. Recuperado de [https://espanol.libretexts.org/Salud/Salud_y_estado_f%C3%ADsico/Libro%3A_Educaci%C3%B3n_para_la_salud_\(Rienk_y_Lundin\)/12%3A_Enfermedades_Cardiovasculares%2C_Diabetes_y_C%C3%A1ncer/12.01%3A_Introducci%C3%B3n_a_las_Enfermedades_Cardiovasculares](https://espanol.libretexts.org/Salud/Salud_y_estado_f%C3%ADsico/Libro%3A_Educaci%C3%B3n_para_la_salud_(Rienk_y_Lundin)/12%3A_Enfermedades_Cardiovasculares%2C_Diabetes_y_C%C3%A1ncer/12.01%3A_Introducci%C3%B3n_a_las_Enfermedades_Cardiovasculares)

[5] The Texas Heart Institute. (2020a, September 30). *Heart disease risk factors | The Texas Heart Institute®*. The Texas Heart Institute®. <https://es.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/heart-disease-risk-factors/>

[6] SENA. (s.f.). *Enfermedades cardiovasculares*. Repositorio SENA. Recuperado de https://repositorio.sena.edu.co/bitstream/handle/11404/7367/Enfermedades_cardiovasculares.pdf?sequence=1&isAllowed=y

[7] Administrator. (n.d.). *Obesidad*. Fundación Española Del Corazón. <https://fundaciondelcorazon.com/prevencion/riesgo-cardiovascular/obesidad-abdominal.html>

[8] Quirónsalud. (s.f.). *Pruebas para detectar enfermedades cardíacas: Electrocardiograma*. Recuperado de <https://www.quironsalud.com/blogs/es/corazon-salud/pruebas-detectar-enfermedades-cardiacas-electrocardiograma>

[9] Lima, D. A. L. (2022, diciembre 19). *Taquicardia: qué es, síntomas, tipos y cómo quitar*. Tua Saúde. <https://www.tuasaude.com/es/taquicardia/>

[10] Tua Saúde. (s.f.). *Soplo en el corazón*. Recuperado de <https://www.tuasaude.com/es/soplo-en-el-corazon/>

[11] MacGill, M. (2016b, enero 21). Frecuencia cardíaca: ¿Qué es una frecuencia cardíaca normal? Medicalnewstoday.com <https://www.medicalnewstoday.com/articles/es/291182>

[12] Sesión, U. T. I., III. (s/f). *Fundamentos del Ciclo Cardíaco*. Unam.mx. Recuperado el 6 de diciembre de 2024, de <https://fisiologia.facmed.unam.mx/wp-content/uploads/2021/01/4-Fundamentos-del-Ciclo-Cardiaco.pdf>

[13] Tu Cuerpo Humano. (2018). *Ciclo cardíaco*. Recuperado de <https://tucuerpohumano.com/wp-content/uploads/2018/05/ciclo-cardiaco-4.jpg>

[14] MSD Manual Profesional. (s.f.). *Electrocardiografía*. Recuperado de https://www.msdmanuals.com/es/profesional/trastornos-cardiovasculares/pruebas-y-procedimientos-cardiovasculares/electrocardiograf%C3%ADa#Componentes-tradicionales-del-ECG_v931645_es

[15] Vidal, S. (2023, julio 23). ¿Qué son las Redes Neuronales Artificiales? *Tecnobits*. <https://tecnobits.com/que-son-las-redes-neuronales-artificiales/>

[16]

[17] Olabe, X. B. (2008). *Redes Neuronales Artificiales y sus Aplicaciones*. https://ocw.ehu.eus/pluginfile.php/40137/mod_resource/content/1/redes_neuro/contenidos/pdf/libro-del-curso.pdf

[18] ¿Qué son las Redes Neuronales? (s/f). IA PROFIT ACADEMY. Recuperado el 7 de diciembre de 2024, de <https://iaprofit.academy/que-son-las-redes-neuronales/>

[19] Edix. (2021). *Redes neuronales*. Recuperado de <https://www.edix.com/es/wp-content/uploads/sites/2/2021/08/redes-neuronales.png>

[20] *Definición de peso (redes neuronales artificiales)*. (2023, junio 18). Alegsa.com.ar. <https://www.alegsa.com.ar/Dic/peso-redes-neuronales.php>

[21] Analytics Lane. (2018, 23 de mayo). *Implementación de una red neuronal desde cero*. Recuperado de <https://www.analyticslane.com/2018/05/23/implementacion-de-una-red-neuronal-desde-cero/>