

Treball de Fi de Màster

## **Màster Universitari en Enginyeria Industrial**

# **Electrocardiogrames intel·ligents: Implementació en un Microcontrolador**

### **MEMÒRIA**

**Autor:** Gerard Garcia Dausà  
**Director:** Antonio Calomarde Palomino  
**Ponent:** -  
**Convocatòria:** Juny 2023



Escola Tècnica Superior  
d'Enginyeria Industrial de Barcelona





## Resum

El present treball explora la utilització de xarxes neuronals convolucionales (CNN, per les seves sigles en anglès) per a l'anàlisi d'electrocardiogrames (ECG) amb l'objectiu de detectar i classificar arrítmies. Aquesta recerca es basa en l'aplicació de tècniques d'aprenentatge automàtic, concretament, utilitzant CNN per interpretar les dades d'ECG.

En la metodologia, s'ha dissenyat i implementat un prototip que utilitza CNN per processar i analitzar senyals d'ECG. Les dades utilitzades per entrenar aquesta xarxa provenien de bases de dades públiques d'ECG. Les proves van consistir en la identificació i classificació de diferents tipus d'arrítmies a partir d'aquests senyals a familiars i a mi mateix.

Els resultats obtinguts indiquen que les xarxes neuronals convolucionales són una eina potent per a l'anàlisi d'ECG. Han demostrat una alta precisió en la detecció i classificació d'arrítmies sobre dades ideals. No obstant això, en el cas de la classificació en temps real s'ha observat que la qualitat del senyal d'ECG i la col·locació correcta dels elèctrodes són factors crítics que poden afectar la precisió del sistema.

En les conclusions, malgrat els desafiaments trobats, la utilització de CNN en l'anàlisi d'ECG es mostra prometedora. No obstant això, és necessari seguir treballant per millorar la robustesa i generalització de la xarxa, explorant diferents arquitectures i conjunts de dades d'entrenament més diverses. També es recomana investigar més en l'àmbit de la instrumentació ECG, per millorar la col·locació dels elèctrodes i reduir el soroll.

## Resumen

Este trabajo explora el uso de redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés) para el análisis de electrocardiogramas (ECG) con el objetivo de detectar y clasificar arritmias. Esta investigación se basa en la aplicación de técnicas de aprendizaje automático, específicamente, utilizando CNN para interpretar los datos del ECG.

En la metodología, se ha diseñado e implementado un prototipo que utiliza CNN para procesar y analizar señales de ECG. Los datos utilizados para entrenar esta red provenían de bases de datos públicas de ECG. Las pruebas consistieron en la identificación y clasificación de diferentes tipos de arritmias a partir de estas señales en familiares y en mí mismo.

Los resultados obtenidos indican que las redes neuronales convolucionales son una herramienta potente para el análisis de ECG. Han demostrado una alta precisión en la detección y clasificación de arritmias en datos ideales. Sin embargo, en el caso de la clasificación en tiempo real, se ha observado que la calidad de la señal de ECG y la colocación correcta de los electrodos son factores críticos que pueden afectar la precisión del sistema.

En las conclusiones, a pesar de los desafíos encontrados, el uso de CNN en el análisis de ECG se muestra prometedor. Sin embargo, es necesario seguir trabajando para mejorar la robustez y generalización de la red, explorando diferentes arquitecturas y conjuntos de datos de entrenamiento más diversos. También se recomienda investigar más en el campo de la instrumentación ECG, para mejorar la colocación de los electrodos y reducir el ruido.

## Abstract

This work explores the use of convolutional neural networks (CNN) for the analysis of electrocardiograms (ECG) with the aim of detecting and classifying arrhythmias. This research is based on the application of machine learning techniques, specifically, using CNN to interpret ECG data.

In the methodology, a prototype has been designed and implemented that uses CNN to process and analyse ECG signals. The data used to train this network came from public ECG databases. The tests consisted of the identification and classification of different types of arrhythmias from these signals in relatives and in myself.

The results obtained indicate that convolutional neural networks are a powerful tool for ECG analysis. They have demonstrated high precision in the detection and classification of arrhythmias on ideal data. However, in the case of real-time classification, it has been observed that the quality of the ECG signal and the correct placement of the electrodes are critical factors that can affect the system's accuracy.

In the conclusions, despite the challenges encountered, the use of CNN in ECG analysis is promising. However, it is necessary to continue working to improve the robustness and generalization of the network, exploring different architectures and more diverse training data sets. Further research is also recommended in the field of ECG instrumentation, to improve electrode placement and reduce noise.

# Sumari

<b>1. GLOSSARI</b>	<b>9</b>
<b>2. PREFACI</b>	<b>11</b>
2.1. Origen del projecte .....	11
2.2. Motivació .....	11
2.3. Requisits previs .....	12
<b>3. INTRODUCCIÓ</b>	<b>14</b>
3.1. Objectius del projecte .....	14
3.2. Abast del projecte .....	15
3.3. Metodologia .....	16
<b>4. PLANIFICACIÓ I DESENVOLUPAMENT DEL PROJECTE</b>	<b>18</b>
<b>5. MALALTIES DEL COR</b>	<b>20</b>
5.1. Context de les malalties del cor .....	20
5.2. Comprendre les arítmies cardíques .....	24
5.3. Comprendre els ECG .....	25
5.4. Descripció d'arítmies del projecte .....	30
<b>6. INTEL·LIGÈNCIA ARTIFICIAL</b>	<b>33</b>
6.1. Context de la intel·ligència artificial .....	33
6.2. Xarxes neuronals .....	34
6.2.1. Per què xarxes neuronals? .....	36
6.3. Xarxes neuronals convolucional 1D .....	37
<b>7. INSTRUMENTACIÓ</b>	<b>42</b>
7.1. Placa .....	42
7.1.1. P-NUCLEO-WB55 .....	43
7.2. Mòdul sensor ECG .....	44
7.2.1. AD8232 .....	45
7.3. Pantalla SH1106 .....	47
7.4. Altres components i instruments per la implementació .....	49
<b>8. ESTAT DE L'ART</b>	<b>53</b>
8.1. Recerca .....	53
8.2. Kachuee et al. 2018 .....	54

<b>9. DESENVOLUPAMENT DE LA XARXA NEURONAL</b>	<b>56</b>
9.1. Dataset: MIT-BIH Arrhythmia Database	56
9.1.1. Anàlisi exploratori del dataset	57
9.2. Arquitectura de la xarxa neuronal	60
9.3. Entrenament de la xarxa neuronal	61
9.4. Avaluació del model	64
<b>10. IMPLEMENTACIÓ EN EL STM32</b>	<b>67</b>
10.1. Validació del model	67
10.2. Aplicació IA inicial	70
10.3. Aplicació lectura ADC	72
10.3.1. Codi ADC	75
10.3.2. Codi aplicat al generador d'ones	76
10.4. Aplicació final	77
10.5. Resultats obtinguts	80
10.5.1. Experiment amb batecs del generador d'ones	81
10.5.2. Cas de batecs reals	83
10.5.2.1. Subjecte 1 : Gerard	85
10.5.2.2. Altres subjectes	87
<b>11. ANÀLISI ECONÒMIC</b>	<b>90</b>
11.1. Pressupost i anàlisi de costos	90
11.2. Possibles aplicacions comercials	92
<b>12. ANÀLISI ECOLÒGIC</b>	<b>95</b>
12.1. Gestió de residus electrònics	95
12.2. Consum energètic	95
<b>13. ANÀLISI D'IMPACTE SOCIAL I PERSPECTIVA DE GÈNERE</b>	<b>97</b>
<b>14. SEGÜENTS PASSOS</b>	<b>98</b>
<b>CONCLUSIONS</b>	<b>99</b>
<b>AGRAÏMENTS</b>	<b>101</b>
<b>BIBLIOGRAFIA</b>	<b>102</b>
Referències bibliogràfiques	102





# 1. Glossari

- **Batec ectòpic:** Un batec ectòpic és un batec cardíac que es produeix fora de la ubicació normal del node sinusal.
- **N:** Non-ecotic beats (normal beat). Batecs normals que es produeixen al node sinusal del cor, que és el marcapassos natural del cor.
- **S:** Supraventricular ectopic beats. Són contraccions prematures o extresístoles que comencen a les càmeres superiors del cor (àtries).
- **V:** Ventricular ectopic beats. Són contraccions prematures que es produeixen quan el sistema de conducció del ventricle pren el control del ritme cardíac per algun motiu.
- **F :** Fusion Beats. Aquests són batecs cardíacs que són una barreja d'un batec normal i un batec ectòpic.
- **Q :** Unknown Beats. Batecs cardíacs que no s'ajusten a les categories anteriors o no es poden classificar.
- **Lead:** Derivació. En l'electrocardiografia, una derivació és la diferència de potencial elèctric entre dos punts.
- **AAMI EC57:** Aquesta pràctica recomanada estableix un mètode per provar i informar sobre el rendiment dels algorismes utilitzats per detectar perturbacions del ritme cardíac, incloent el segment ST.
- **SMOTE:** Synthetic Minority Over-sampling Technique. Tècnica de sobremostreig que crea exemples sintètics de la classe minoritària en lloc de crear còpies.
- **MAC:** "Multiply-Accumulate". Operació fonamental en molts processadors de senyals digitals i xarxes neuronals.
- **EM:** Execució material. En el context de la gestió de projectes, es refereix a la implementació pràctica de les tasques i activitats planificades.
- **DMA:** Direct Memory Access. Una característica dels ordinadors que permet a certes maquinàries d'un ordinador accedir a la memòria del sistema independentment de la CPU.
- **IMC :** Índex de massa corporal. Una mesura utilitzada per determinar si una persona té un pes saludable en relació amb la seva alçada.



## 2. Prefaci

### 2.1. Origen del projecte

L'origen d'aquest projecte es remunta al quadrimestre d'hivern de 2022-2023, durant el qual estava cursant l'optativa de "Sensors i comunicacions" sota la supervisió del professor Antonio Calomarde. Durant aquest curs, vaig adquirir coneixements fonamentals sobre els microcontroladors actuals basats en la tecnologia ARM. No obstant això, vaig quedar amb la sensació que volia explorar en profunditat el funcionament d'aquests microcontroladors i entendre completament el seu potencial.

Cap al final del curs, vaig abordar aquesta inquietud amb el professor Calomarde i li vaig exposar la idea de fer el meu treball final de màster amb relació a l'assignatura que estava impartint. El professor Calomarde va acollir positivament la proposta i vam començar a debatre sobre possibles àrees d'aplicació interessants.

Durant la nostra conversa, vaig compartir amb ell el meu treball de final de grau que tractava sobre la classificació de melanomes utilitzant xarxes neuronals convolucionals. A partir d'aquesta conversa, el professor Calomarde va proposar la idea de desenvolupar un projecte en el qual s'implantés intel·ligència artificial en un microcontrolador i, a més, es dugués a terme la classificació en temps real fent servir sensors.

Aquesta proposta em va semblar extremadament interessant, ja que em permetia tancar el cercle dels meus coneixements. Això significava que tindria l'oportunitat de comprendre tant el disseny d'una xarxa neuronal com la seva implementació en un escenari pràctic. Vaig acceptar l'oferiment del professor Calomarde amb entusiasme i vaig començar a investigar sobre projectes actuals relacionats amb el camp.

### 2.2. Motivació

La motivació principal d'aquest projecte resideix en la importància de desenvolupar un sistema d'intel·ligència artificial que pugui detectar de forma precoç les malalties del cor. Les malalties cardiovasculars són una de les principals causes de morbidimortalitat a escala mundial, i una detecció i intervenció ràpides poden salvar vides i millorar la qualitat de vida dels pacients.

Amb aquest projecte, aspiro a superar les limitacions dels mètodes tradicionals de classificació d'electrocardiogrames, que solen basar-se en algorismes simples i manualment

dissenyats. Mitjançant l'ús d'algoritmes d'intel·ligència artificial, busquem millorar la precisió de la classificació, permetent una detecció més precisa i ràpida de les anomalies cardíques.

La motivació per a aquest projecte també es deriva de la meva experiència prèvia en la classificació de melanomes utilitzant xarxes neuronals convolucionals. L'aplicació de tècniques d'intel·ligència artificial en la medicina ha demostrat ser prometedora i potencialment transformadora. Amb aquest projecte, tindrè l'oportunitat d'aplicar aquest coneixement i experiència prèvia per desenvolupar un sistema que integri aquestes tecnologies en un microcontrolador, obrint noves possibilitats en el camp de la detecció de malalties cardiovasculars.

A més, el desenvolupament d'aquest projecte em permetrà aprofundir en el coneixement dels microcontroladors de la família STM32 i la seva integració amb algoritmes d'intel·ligència artificial. Això és d'especial importància, ja que els microcontroladors STM32 són àmpliament emprats en una varietat d'aplicacions industrials, de salut i d'altres àrees, i tenir habilitats pràctiques en el seu disseny i implementació m'obrirà noves oportunitats professionals.

## 2.3. Requisits previs

Per a l'execució d'aquest projecte, es requereixen certs requisits previs. És fonamental tenir coneixements sobre els microcontroladors de la família STM32, així com una comprensió de la seva arquitectura, funcionament i capacitats. Això inclou el coneixement dels perifèrics disponibles, les interfícies de comunicació i la programació específica per a aquests microcontroladors.

A més, és essencial tenir coneixements en algorismes d'intel·ligència artificial, especialment en l'àmbit de l'aprenentatge automàtic i les xarxes neuronals. És important comprendre els principis i mètodes de l'aprenentatge automàtic, així com tenir experiència pràctica en la implementació de xarxes neuronals i l'entrenament de models.

Tenir experiència prèvia en la programació i disseny de sistemes amb sensors també és beneficiós per a aquest projecte, ja que es treballarà amb sensors per a l'adquisició de les dades. Això pot incloure coneixements sobre els principis de funcionament dels sensors, les interfícies de comunicació utilitzades per connectar els sensors al microcontrolador i tècniques per millorar la qualitat de les lectures dels sensors.

Finalment, es requereix un coneixement pràctic en programació, especialment en llenguatge C usat per al desenvolupament de codi per a microcontroladors STM32. Això

inclou habilitats de programació estructurada, gestió de memòria i comprensió de les característiques específiques del microcontrolador.

Tenint en compte aquests requisits previs, es podrà abordar el desenvolupament del projecte de manera efectiva i assolir els objectius establerts en la implementació de l'algorisme d'intel·ligència artificial en el microcontrolador STM32 per a la realització d'un electrocardiograma intel·ligent.

### 3. Introducció

En els últims temps, l'ús de la intel·ligència artificial ha experimentat un gran creixement en diverses àrees, com ara la medicina. Aquesta tecnologia s'ha mostrat prometedora en la detecció i el diagnòstic de diverses malalties, incloent-hi les cardiovasculars.

En aquest treball de final de màster, s'aborda l'aplicació de la intel·ligència artificial en l'àmbit de la cardiologia, amb un enfocament específic en la classificació d'arrítmies cardíques. L'objectiu principal és desenvolupar un sistema d'electrocardiograma intel·ligent capaç de detectar i classificar les arrítmies en temps real.

Per a aconseguir això, s'utilitzen tècniques d'intel·ligència artificial, en particular les xarxes neuronals convolucionals, que han demostrat una gran eficàcia en la classificació de senyals biomèdics. Aquestes xarxes neuronals seran implementades en un microcontrolador de la família STM32 per obtenir un dispositiu compacte i de baix consum energètic.

L'ús de Edge Computing és fonamental en aquest projecte, ja que permet realitzar la classificació directament en el dispositiu, sense necessitat de connexió a recursos externs. Aquesta característica augmenta la versatilitat del sistema, perquè pot operar en una àmplia varietat de situacions sense dependre d'una connexió de dades externa. Això proporciona una solució més eficient i ràpida, perquè els resultats es generen en temps real, evitant la latència associada a l'enviament de dades a través de xarxes externes. Tot i això, aquesta independència respecte a les connexions de dades externes també presenta certes dificultats.

Amb aquest context, es busca explorar el potencial de la intel·ligència artificial aplicada a la detecció d'arrítmies cardíques fent servir un microcontrolador.

#### 3.1. Objectius del projecte

L'objectiu principal és implementar un algoritme d'intel·ligència artificial en un microcontrolador de la família STM32 per a la realització d'un electrocardiograma intel·ligent capaç de classificar en temps real arrítmies a partir del senyal obtingut a través d'un amplificador ECG. Aquesta implementació s'inspira en la investigació realitzada per Kachuee, Fazeli i Sarrafzadeh (2018), que han proposat una representació transferible per a la classificació d'electrocardiogrames utilitzant tècniques d'intel·ligència artificial.

No obstant això, aquesta implementació no està exempta de desafiaments. Tot i que el microcontrolador STM32 té suficient rendiment per executar l'algorisme d'intel·ligència artificial en temps real, un dels desafiaments més rellevants és la meua experiència inicial en el desenvolupament de software en aquest àmbit i la qualitat dels components que es fa servir en el prototip. L'adaptació de l'algorisme al microcontrolador i l'optimització del seu rendiment seran tasques d'aprenentatge intensiu. Així mateix, malgrat l'ús de sensors d'ECG de baix cost, és crucial assegurar la fiabilitat i la qualitat de les dades adquirides, ja que són essencials per a la precisió de la classificació.

S'han definit els següents objectius específics per a aquest projecte:

- Analitzar l'arquitectura i les capacitats dels microcontroladors STM32 per determinar la seva idoneïtat per a la implementació de l'algorisme d'intel·ligència artificial.
- Adaptar i implementar l'algorisme d'intel·ligència artificial suggerit per Kachuee et al. (2018) [1] en el microcontrolador STM32.
- Integrar el sensor d'ECG per a l'adquisició de les dades. Això inclou l'avaluació de la qualitat de les dades obtingudes mitjançant sensors de baix cost.
- Desenvolupar un sistema capaç de classificar en temps real les arrítmies a partir del senyal d'ECG aconseguit. Aquest desenvolupament haurà de tenir en compte les dificultats associades a la classificació en temps real.

### 3.2. Abast del projecte

En aquest projecte, el focus principal recau en el disseny i la implementació de la xarxa neuronal convolucional en el microcontrolador STM32 per a la classificació d'arrítmies en temps real. L'objectiu és desenvolupar un prototip funcional d'un electrocardiograma intel·ligent capaç d'executar aquesta tasca.

És important assenyalar que el projecte no té com a finalitat complir amb les normatives mèdiques ni assegurar l'eficiència màxima. L'objectiu principal és avaluar la viabilitat tècnica del projecte per a una possible implementació en un context real. Tot i això, es faran els esforços necessaris per obtenir els millors resultats possibles dins de les limitacions establertes.

Cal tenir present que el projecte no abastarà un estudi en profunditat de la teoria de l'electrocardiografia, de les tècniques de classificació d'electrocardiogrames ni de les arrítmies. Es farà servir com a referència la investigació duta a terme per Kachuee et al. (2018) [1] per a la implementació de l'algorisme d'intel·ligència artificial.

A més, cal destacar que el desenvolupament d'un amplificador d'ECG no està previst en l'abast del projecte. En lloc d'això, s'utilitzarà un amplificador existent per a l'obtenció del senyal d'ECG. El focus principal se centrarà en la integració del microcontrolador STM32 amb l'amplificador d'ECG, la implementació de l'algorisme d'intel·ligència artificial i la realització de la classificació en temps real.

Així doncs, l'abast del projecte es concentra en el disseny i la implementació de la xarxa neuronal convolucional en el microcontrolador STM32 per a la classificació d'arrítmies en temps real, amb una clara consciència de les limitacions i el focus en l'avaluació de la viabilitat tècnica del projecte.

### 3.3. Metodologia

El desenvolupament d'aquest projecte final de màster s'inicia amb una recerca exhaustiva de l'estat de l'art. Aquesta recerca es centra a comprendre les solucions existents, les tecnologies disponibles i les recents innovacions en la detecció i classificació d'arrítmies cardíques utilitzant intel·ligència artificial. Aquesta fase d'investigació proporciona una base sòlida que informar totes les decisions posteriors en el projecte.

Amb la informació recollida durant la recerca, es passa a la fase de planificació. Es crea un pla de treball detallat, basat en un diagrama de Gantt, que s'utilitza per establir els terminis, les tasques, les dependències entre les tasques i els recursos necessaris. Aquesta planificació acurada ajuda a assegurar que cada etapa del projecte es duu a terme de manera efectiva i eficient.

Un cop es completa la planificació, es procedeix al disseny de la xarxa neuronal convolucional. Es prenen decisions clau sobre la selecció del model de xarxa, la definició de la seva arquitectura i la selecció del conjunt de dades per a l'entrenament. Mitjançant un procés iteratiu d'entrenament i avaluació, s'afina el model fins a aconseguir una precisió acceptable que s'assembli al treball de referència [1].

La següent fase del projecte consisteix en el desenvolupament de diverses aplicacions o projectes per a la classificació en temps real. L'algorisme s'adapta per tenir en compte les limitacions d'un entorn real, tenint en compte que les dades no són perfectament preparades com en un dataset. Aquesta etapa és crucial per assegurar la viabilitat de la solució final.

Posteriorment, es procedeix a desenvolupar la solució integrada per a la classificació en temps real de les arrítmies cardíques, unificant les aplicacions o projectes desenvolupats anteriorment. Aquesta fase implica la integració del sensor d'ECG amb el microcontrolador i



la implementació del sistema de classificació en temps real. Es realitzen diverses proves per verificar la funcionalitat i eficàcia del sistema, culminant així el procés de desenvolupament del projecte.

## 4. Planificació i desenvolupament del projecte

El desenvolupament del projecte s'estructura segons una sèrie de fases clarament definides, cadascuna amb les seves respectives dates de començament i finalització, tal com es mostra a la Figura 1.

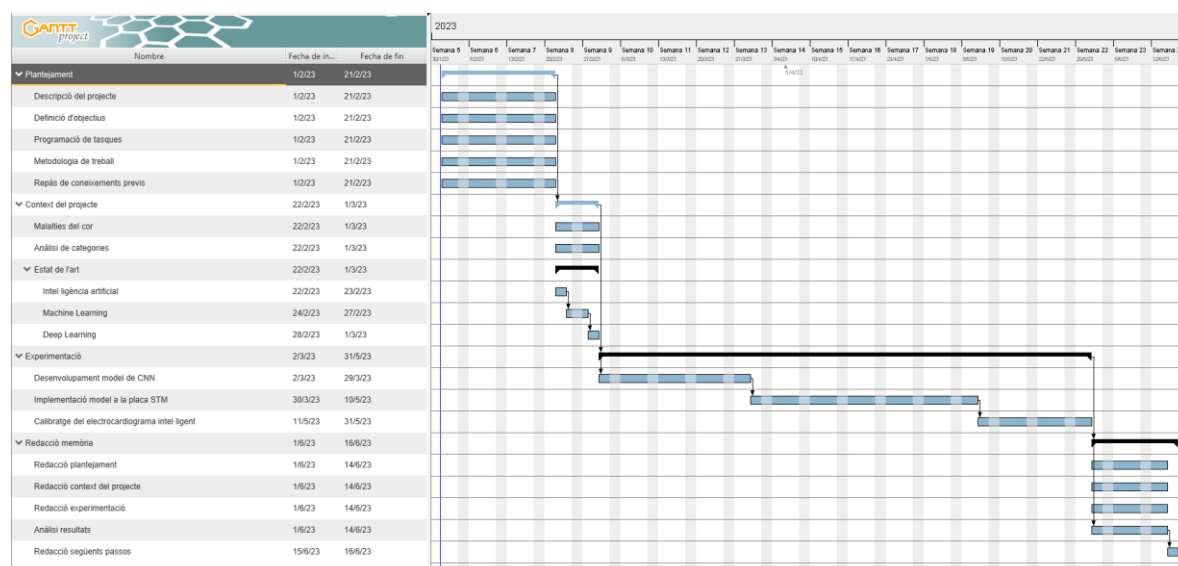


Figura 1: Diagrama de Gantt. Font: Pròpia

El projecte s'inicia l'1 de febrer de 2023 amb la fase de plantejament, la qual engloba la descripció del projecte, la definició d'objectius, la programació de tasques, l'establiment de la metodologia de treball i un repàs dels coneixements previs. Aquesta fase, que dura fins al 21 de febrer i proporciona una base sòlida per a les etapes posteriors del projecte.

A partir del 22 de febrer, es comença a treballar en el context del projecte, que inclou l'estudi de les malalties del cor, l'anàlisi de les categories d'arrítmies, la revisió de l'estat de l'art i l'aprofundiment en els conceptes bàsics de la intel·ligència artificial, el Machine Learning i el Deep Learning. Aquesta fase es programa per finalitzar l'1 de març.

El 2 de març s'inicia la fase d'experimentació, centrada en el desenvolupament del model de la xarxa neuronal convolucional (CNN) i la seva implementació en la placa STM. Encara que aquesta fase es planifica per completar-se el 31 de maig, s'aconsegueix un prototip funcional ja durant la setmana del 8 de maig. Aquest avançament es deu al desenvolupament més ràpid del previst de la xarxa neuronal i a la implementació intensiva del sensor ECG durant el pont de l'1 de maig, amb la col·laboració d'un company.

Tot i que es planifica l'inici de la redacció de la memòria del projecte per a l'1 de juny, aquesta fase comença ja a mitjans de maig, gràcies a l'avançament en la fase d'experimentació. Aquesta etapa inclou la redacció dels diferents apartats de la memòria, com ara el plantejament, el context del projecte, la descripció de l'experimentació, l'anàlisi dels resultats i la descripció dels passos següents. Aquesta fase culmina el 16 de juny, amb l'elaboració final de la memòria del projecte.

La planificació detallada va permetre una gestió eficient del temps i dels recursos, assegurant que cada fase del projecte rebia l'atenció adequada i es completava en el termini previst. Alhora, va demostrar la necessitat de flexibilitat i adaptabilitat davant dels imprevistos i les oportunitats que van sorgir durant el desenvolupament del projecte.

## 5. Malalties del cor

### 5.1. Context de les malalties del cor

Les malalties cardiovasculars són un conjunt de trastorns que afecten l'aparell circulatori, que inclou el cor i els vasos sanguinis - artèries, venes i capil·lars. Aquest sistema essencial subministra a les cèl·lules de l'organisme l'oxigen i els nutrients necessaris per viure i, simultàniament, transporta les substàncies de rebuig perquè altres òrgans puguin eliminar-les, com ara els ronyons a través de l'orina [5].

Segons l'Organització Mundial de la Salut (OMS), les malalties cardiovasculars causen la mort de 17,9 milions de persones cada any, i són responsables del 32% de totes les defuncions a nivell mundial [2]. D'altra banda, segons les dades de l'Observatori de la Mort a Catalunya, l'any 2018, les malalties de l'aparell circulatori van esdevenir la primera causa de mort en les dones i la segona en els homes [3] com es pot veure a la Figura 2. A més, els resultats de l'Enquesta de Salut de Catalunya (ESCA) 2020 revelen que la pressió alta i el colesterol elevat són els principals problemes de salut de la població major de 15 anys [4].



Figura 2: Nombre de defuncions segons causes de mort i sexe a Catalunya. Font: [3]

L'origen de la majoria de les malalties cardiovasculars són degudes a l'arteriosclerosi, una afecció que provoca que les artèries es tornin dures, estretes i rígides [5]. Com a resultat, l'arteriosclerosi pot donar lloc a diverses malalties cardiovasculars, incloent l'angina de pit, l'infart de miocardi i els accidents cerebrovasculars.

No obstant això, l'arteriosclerosi no és l'única culpable com es pot veure a la Figura 3 i a la Figura 4. Hi ha una sèrie de factors de risc que poden augmentar la probabilitat d'una persona de patir una malaltia cardiovascular. Alguns d'aquests factors, com la hipertensió, l'obesitat, l'ús de tabac, la manca d'activitat física, una dieta inadequada i l'ús excessiu d'alcohol, són modificables. Però hi ha altres factors que no es poden modificar, com l'edat avançada, el sexe masculí, la història familiar de malalties cardiovasculars i l'origen ètnic [6][7].

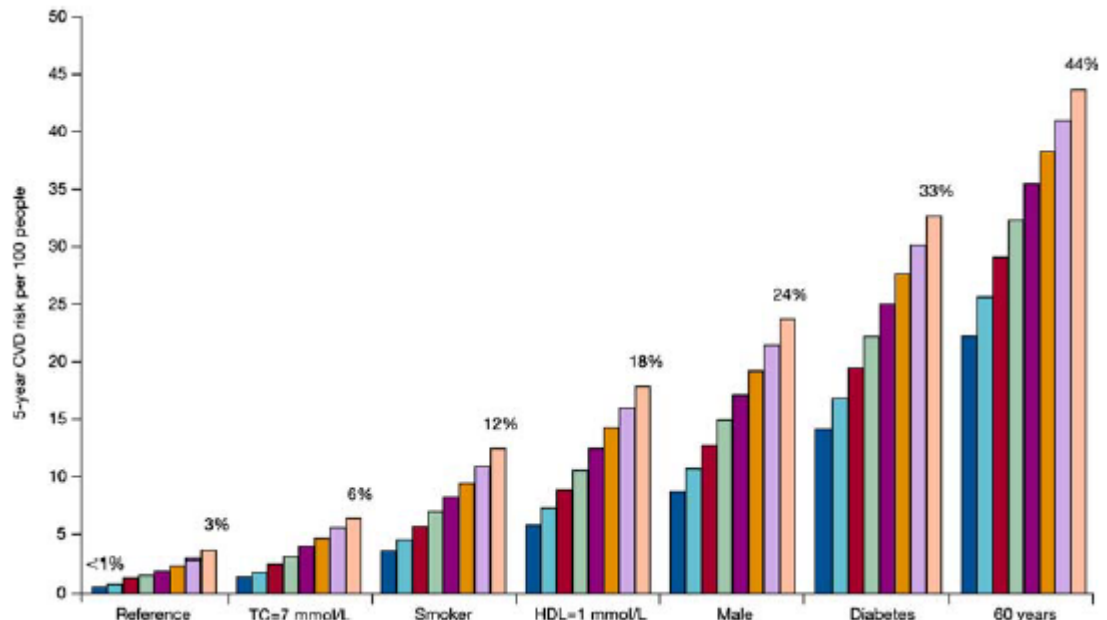


Figura 3: Risc absolut de malaltia cardiovascular en pacients per pressió sistòlica arterial a nivells específics d'altres factors de risc. La categoria de referència són dones no diabètiques, no fumadores de 50 anys amb colesterol total de 154 mg/dL (4,0 mmol/L) i colesterol de lipoproteïnes d'alta densitat (HDL-C) de 62 mg/dL (1,6 mmol/L). Es proporcionen riscos per a nivells de pressió arterial sistòlica (d'esquerra a dreta) 110, 120, 130, 140, 150, 160, 170 i 180 mm Hg. Font: [6]

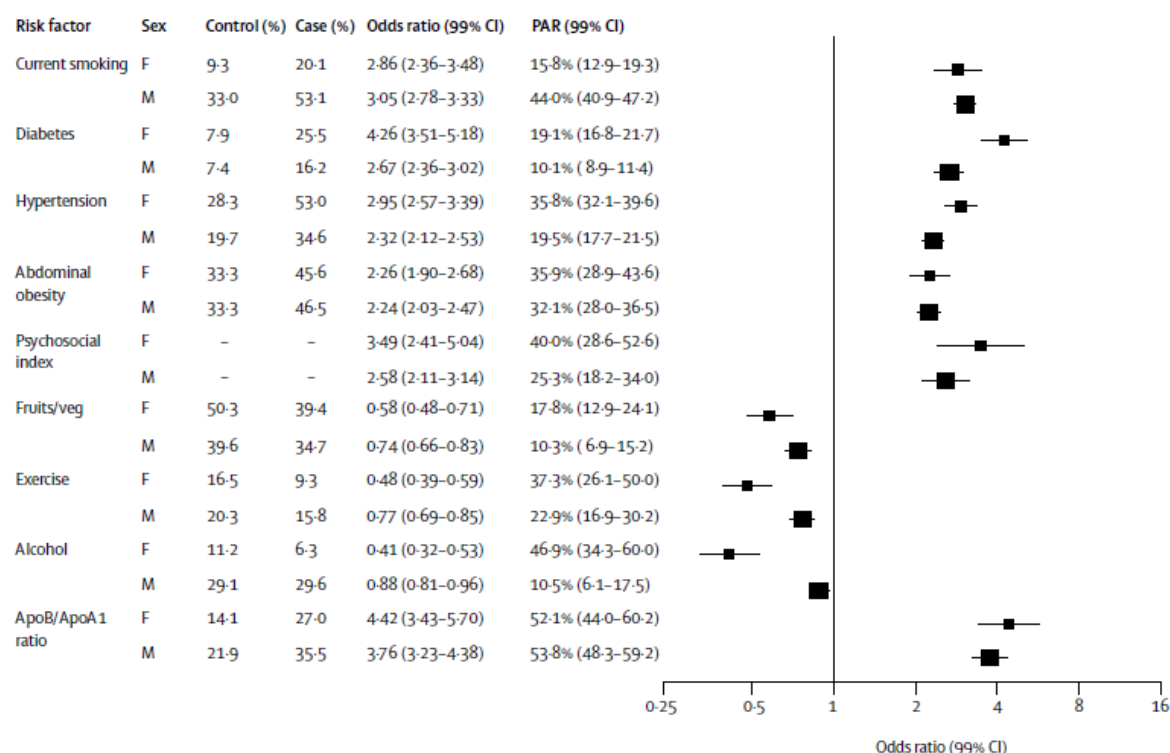


Figura 4: Estudi sobre risc relatiu d'infart agut de miocardi en homes i dones, tenint en compte l'edat, el sexe i la regió geogràfica. Font: [7]

Quan es sospita que una persona pugui patir una malaltia cardiovascular, el procés de diagnòstic pot implicar una sèrie de proves. Aquestes poden incloure anàlisis de sang, proves d'esforç físic, electrocardiogrames, ecocardiogrames, angiogrames coronaris i ressonància magnètica cardíaca [9].

Un cop s'ha diagnosticat una malaltia cardiovascular, el tractament pot variar segons la gravetat de la condició. Aquest pot incloure una combinació de medicació, cirurgia i canvis en l'estil de vida. No obstant això, més important que el tractament és la prevenció, la qual es basa en gran mesura en la reducció i control dels factors de risc mitjançant l'adopció d'un estil de vida saludable [7].

Per a les dones, hi ha factors de risc addicionals que cal tenir en compte. La menopausa, per exemple, pot augmentar el risc de malaltia coronària a causa de la disminució dels nivells d'estrògen. A més, les dones amb diabetis tenen un risc més elevat de patir una malaltia cardíaca que els homes amb la mateixa condició [7], a la Figura 3 es pot veure clarament aquest fet.

Malgrat tots els coneixements i recursos disponibles per a la prevenció i el tractament de les malalties cardiovasculars, aquestes malalties segueixen sent una causa prevalent de mort. Una raó d'això és l'actual epidèmia d'obesitat i diabetis, juntament amb l'envelliment de la població [2] .

Un dels grans reptes en la lluita contra les malalties cardiovasculars és la seva detecció precoç. Moltes d'aquestes condicions no presenten símptomes fins a les etapes avançades de la malaltia, de manera que es fa crucial promoure controls regulars, especialment entre aquells individus amb factors de risc elevats.

La identificació precoç de les malalties cardiovasculars és fonamental per a la prevenció de complicacions a llarg termini i per a la millora dels resultats dels pacients. Per exemple, en el cas de les arítmies cardíques, una detecció i un tractament oportuns poden prevenir complicacions com l'insuficiència cardíaca, l'accident cerebrovascular i fins i tot la mort sobtada [8].

Per aquesta raó, les estratègies de detecció precoç com les proves de detecció regulars i la vigilància dels símptomes són claus. Això inclou la realització d'electrocardiogrames regulars, en particular per a aquells amb factors de risc coneguts, i la sensibilització de la població sobre els símptomes d'arítmia, com ara palpitations, fatiga, falta d'aire, vertigen o pèrdua de coneixement, perquè puguin buscar ajuda mèdica de manera oportuna [9].

Un altre element important en la lluita contra les malalties cardiovasculars és l'educació dels pacients i del públic en general sobre els factors de risc i la prevenció d'aquestes malalties. Aquesta educació pot incloure informació sobre la importància d'un estil de vida saludable, que inclou una dieta sana i equilibrada, l'exercici regular, la moderació en el consum d'alcohol, l'abstenció de fumar, i el maneig dels nivells d'estrès. També és important l'educació sobre la importància de seguir els tractaments prescrits i de mantenir les visites mèdiques regulars [10].

Finalment, la recerca contínua és vital per a l'avenç en la lluita contra les malalties cardiovasculars. Això inclou el desenvolupament de noves tecnologies de diagnòstic i tractament, així com la recerca sobre les causes subjacents i els factors de risc d'aquestes malalties. La recerca en aquest àmbit no només pot millorar la nostra comprensió de les malalties cardiovasculars, sinó que també pot conduir al desenvolupament de noves teràpies i estratègies de prevenció més efectives.

## 5.2. Comprendre les arrítmies cardíques

Les arrítmies cardíques són trastorns que afecten el ritme normal del cor, provocant irregularitats en la seva activitat elèctrica. Poden conduir a complicacions com palpitacions, desmaigs, accidents cerebrovasculars i mort. Aquestes anomalies poden tenir diverses causes, com ara danys en el sistema elèctric del cor, malalties cardíques estructurals, hipertensió arterial, trastorns electrolítics, consum excessiu d'alcohol, obesitat, apnea del son, diabetis, estil de vida sedentari, entre d'altres [12].

Una de les arrítmies més comunes és la fibril·lació auricular [11], que afecta aproximadament a un 2% a 9% de la població als Estats Units, amb una prevalença que s'espera que augmenti en els anys vinents [13]. Aquesta condició és particularment preocupant, ja que augmenta el risc d'accident cerebrovascular i insuficiència cardíaca [11]. Altres tipus d'arrítmies inclouen la fibril·lació auricular, flutter auricular, taquicàrdia auricular, taquicàrdia ventricular, fibril·lació ventricular, taquicàrdia reentrant nodal-atrioventricular (AVNRT), taquicàrdia reentrant atrioventricular (AVRT), taquicàrdia de la unió, Torsade de Pointes, síndrome del sinus malalt, bloc de cor, complexos prematurs auriculars (PACs) i complexos ventriculars prematurs (PVCs) [13].

Les arrítmies cardíques afecten milions de persones a nivell mundial. Així, és important assenyalar que les arrítmies són comunes, però algunes són més comunes que d'altres. Els més habituals són els complexos prematurs auriculars (PACs) i la fibril·lació auricular. En els EUA, aquesta última afecta aproximadament a 1 de cada 50 persones menors de 65 anys i a 1 de cada 10 persones majors de 65 anys. Les arrítmies ventriculars són menys comunes, amb una incidència d'aproximadament 48 per cada 100.000 adults, és a dir, aproximadament 1 de cada 2.100 persones [13].

Pel que fa al diagnòstic i detecció d'arrítmies cardíques, s'utilitzen diverses proves i tècniques. L'electrocardiograma (ECG) és una eina comuna i eficaç per avaluar el ritme cardíac. Mitjançant l'ECG, s'enregistren les ones i intervals que representen l'activitat elèctrica del cor. Aquesta informació és crucial per identificar arrítmies i determinar el tractament adequat.

No obstant això, l'ECG tradicional realitzat en un entorn clínic té limitacions en la seva capacitat per detectar arrítmies en temps real. És aquí on l'ús d'electrocardiogrames intel·ligents amb implementació d'intel·ligència artificial té una importància rellevant. Aquests dispositius combinen la tecnologia d'ECG amb algorismes d'aprenentatge automàtic per a la detecció ràpida i precisa d'arrítmies cardíques.



La utilització de les xarxes neuronals convolucionals (CNN) ha demostrat ser prometedora en la detecció d'arrítmies cardíques a partir de senyals d'ECG en aquests últims anys. Aquestes xarxes poden processar grans quantitats de dades i aprendre patrons complexos per identificar les anomalies en el ritme cardíac. [36]

Val a dir que la prevalença d'arrítmies ha augmentat i s'espera que creixi a causa de l'envelliment de la població, i l'augment de factors de risc per a arrítmies. Amb la introducció de la tecnologia de monitorització cardíaca més recent, com ara rellotges intel·ligents capaços de detectar arrítmies, podríem descobrir que les arrítmies són encara més comunes del que es pensava anteriorment.

Diversos problemes en el múscul del cor, l'estructura i el sistema elèctric poden causar arrítmies. Aquestes inclouen la manca de flux sanguini (isquèmia), com ara la malaltia de l'artèria coronària o l'atac cardíac, teixit cicatricial d'un atac cardíac anterior, inflamació (miocarditis), malalties infiltratives del cor (per exemple, amiloïdosi cardíaca o sarcoidosi cardíaca), predisposició genètica, malalties cardíques congènites, problemes de les vàlvules cardíques (per exemple, estenosi mitral), cardiomiopatia o insuficiència cardíaca, alcohol i drogues, certs medicaments, l'edat d'una persona, i malalties en altres sistemes d'òrgans (per exemple, pulmons i tiroide) [13].

### 5.3. Comprendre els ECG

En el marc d'aquest treball de màster, ha estat essencial adquirir una comprensió sòlida de l'electrocardiograma (ECG) com a eina diagnòstica. La informació necessària per a aquesta comprensió es va obtenir del llibre "The ECG Made Easy" de John Hampton [14], una obra que proporciona una visió clara i accessible de l'ECG.

L'ECG és una tècnica que permet registrar l'activitat elèctrica del cor, proporcionant així una representació gràfica que pot ser interpretada per a la detecció de potencials anomalies. No obstant això, és important ressaltar que aquesta tècnica no mesura directament la capacitat de bombeig del cor. En lloc d'això, l'ECG registra l'origen i el recorregut dels impulsos elèctrics que controlen el ritme cardíac, iniciats al node sinusal, situat a l'aurícula dreta del cor que es pot identificar a la Figura 5.

Per aprofundir en aquesta descripció, cal mencionar que la contracció de qualsevol múscul està associada a canvis elèctrics anomenats "despolaritzacions". Aquests canvis poden ser detectats per elèctrodes col·locats a la superfície del cos. Com que aquests elèctrodes detecten la contracció de qualsevol múscul, els canvis elèctrics associats a la contracció del múscul cardíac només seran clars si el pacient està completament relaxat i cap múscul esquelètic està contraient-se.

Des del punt de vista elèctric, es pot considerar que el cor té només dues cambres, ja que les dues aurícules es contrauen alhora, seguides per la contracció conjunta dels dos ventricles. En aquest sentit, el cor pot ser comparat a un sistema de cablejat, on l'activitat elèctrica és iniciada i regulada per una sèrie de components interconnectats. A la Figura 5 es pot veure les diferents parts com a esquema elèctric.

La descàrrega elèctrica per cada cicle cardíac normalment comença en una àrea especial de l'aurícula dreta anomenada "node sinusal" o "SA" (*Figura 5*). A partir d'aquí, la despolarització es propaga a través de les fibres musculars auriculars. Després, hi ha un retard en la propagació de la despolarització a través d'una altra àrea especial de l'aurícula, el "node atrioventricular" o "AV". A partir d'aquest punt, l'ona de despolarització viatja molt ràpidament a través del teixit de conducció especialitzat, el "bundle of His" o "feix de His", que es divideix en el septum entre els ventricles en dues branques, la dreta i l'esquerra. La branca esquerra del feix de His es divideix a la vegada en dues. Finalment, la conducció es propaga una mica més lentament a través del teixit especialitzat anomenat "fibres de Purkinje" dins de la massa del múscul ventricular.

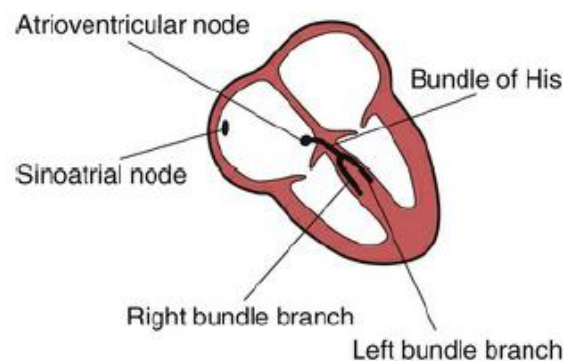


Figura 5: Esquema elèctric del cor. Font: [14]

El procediment per registrar un ECG implica la col·locació d'elèctrodes al pit i altres parts del cos com a les cames o braços del pacient. Aquests elèctrodes recullen diferents vistes de l'activitat elèctrica del cor, anomenades derivacions. Normalment, per obtenir una imatge completa, es registra un ECG de 12 "leads" com es pot veure a la Figura 5.

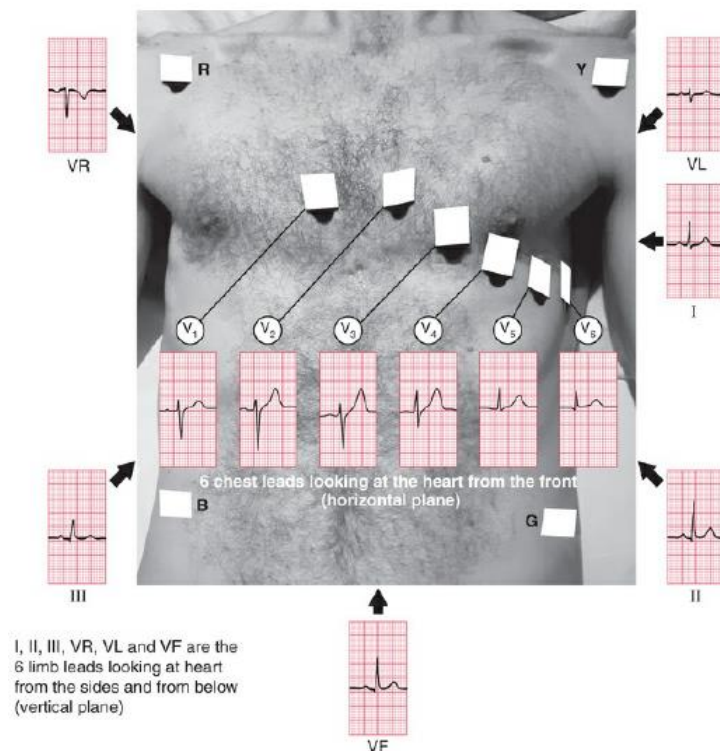


Figura 6: Posició dels elèctrodes per un 12-lead ECG i vistes de les senyals. Font: [14]

La paraula "lead" sovint causa confusió. A vegades s'utilitza per referir-se als trossos de fil que connecten el pacient a l'enregistrament de l'ECG. Correctament, un "lead" és una representació elèctrica del cor [14].

El senyal elèctric del cor es detecta a la superfície del cos a través d'elèctrodes, que estan connectats a l'enregistrament de l'ECG mitjançant fils. Un elèctrode està adherit a cada membre, i normalment se'n fan servir sis a la part frontal del tòrax [14].

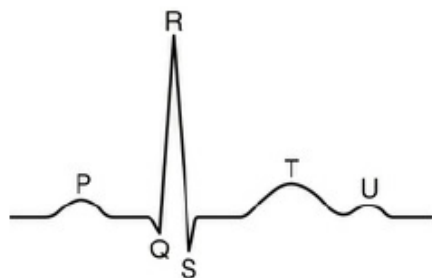
L'enregistrament de l'ECG compara l'activitat elèctrica detectada en els diferents elèctrodes, i la imatge elèctrica obtinguda s'anomena "lead" o derivació. Les diferents comparacions "observen" el cor des de diferents direccions. Per exemple, quan l'enregistrament està configurat per a "lead I", compara els esdeveniments elèctrics detectats pels elèctrodes adherides als braços dret i esquerre. Cada derivació proporciona una visió diferent de l'activitat elèctrica del cor i, per tant, un patró d'ECG diferent. Estrictament parlant, cada patró d'ECG hauria de ser anomenat "lead...", però sovint s'omet la paraula "lead" [14].

L'ECG està format per 12 vistes característiques del cor, sis d'elles s'obtenen a partir de les derivacions "d'extremitat" (I, II, III, VR, VL, VF) i les altres sis a partir de les derivacions "de pit" (V1-V6). A la Taula 1 es pot veure aquestes vistes són enregistrades.

Lead	Comparació de l'activitat elèctrica
I	BE i BD
II	CE i BD
III	CE i BE
VR	BE i mitjana(LA,RA)
VL	BD i mitjana(BD,CE)
VF	CE i mitjana(BE,BD)
V <sub>1</sub>	V <sub>1</sub> i mitjana(BE,BD,CE)
V <sub>2</sub>	V <sub>2</sub> i mitjana(BE,BD,CE)
V <sub>3</sub>	V <sub>3</sub> i mitjana(BE,BD,CE)
V <sub>4</sub>	V <sub>4</sub> i mitjana(BE,BD,CE)
V <sub>5</sub>	V <sub>5</sub> i mitjana(BE,BD,CE)
V <sub>6</sub>	V <sub>6</sub> i mitjana(BE,BD,CE)

*Taula 1:* Comparació de l'activitat elèctrica. Abreviacions: BE, braç esquerra; BD , braç dret; CE, cama esquerra. Font: [14]

La interpretació de l'ECG és un aspecte crucial que requereix una comprensió detallada dels diferents components del complex d'ECG: l'ona P, l'interval PR, el complex QRS, el segment ST i l'ona T. Cada component té un significat específic en relació amb l'activitat elèctrica del cor. A la Figura 7 es pot veure les diferent ones.



*Figura 7:* Les diferents ones en un ECG normal. Font: [14]

- L'ona P representa l'activació elèctrica, anomenada despolarització, del múscul atrial. És una petita deflexió que indica la propagació de l'estímul elèctric a través dels atris [14].
- L'interval PR és el temps que triga l'impuls elèctric a propagar-se des dels atris fins als ventricles a través del node atrioventricular i la via de conducció d'alta velocitat anomenada feix de His. Aquest interval mesura el temps de retard entre l'activació dels atris i la contractació dels ventricles [14].
- El complex QRS enregistra la propagació de l'impuls a tots els ventricles, el que resulta en la seva contracció. En un cor normal, aquest complex no dura més 0.12s en un ECG. És una representació gràfica de l'activitat elèctrica ventricular [14].  
El segment ST és el període durant el qual els ventricles estan completament activats. És una línia horitzontal entre el final del complex QRS i l'inici de l'ona T. Alteracions en aquest segment poden indicar problemes de flux sanguini al cor o altres anomalies [14].
- L'ona T representa el retorn (repolarització) del múscul ventricular al seu estat elèctric de repòs. És una deflexió positiva que segueix el complex QRS i indica la recuperació de la polaritat elèctrica normal dels ventricles [14].
- Un batec normal es representa amb una ona P seguida d'un complex QRS i després una ona T [14].

## 5.4. Descripció d'arrítmies del projecte

En el marc d'aquest projecte, la classificació d'arrítmies que s'adopta serà idèntica a la de l'article de Kachuee et al. 2018 [1], atès que l'objectiu del projecte és implementar la seva xarxa neuronal en un microcontrolador. Per tant, les arrítmies en les quals ens centrarem seran les de la base de dades MIT-BIH Arrhythmia Database, que és la que es fa servir a l'article [14][1]. Aquesta base de dades, compilada pel Massachusetts Institute of Technology (MIT) i el Beth Israel Hospital (BIH), conté un conjunt extens de registres d'electrocardiogrames (ECG) amb una gran diversitat de tipus d'arrítmies, la qual cosa la converteix en un recurs inestimable per a la investigació en aquest camp. Es descriu amb més detall a l'apartat 9.1 *Dataset: MIT-BIH Arrhythmia Database*.

Per tal de facilitar la comprensió de les imatges següents, a la Figura 8 s'indiquen els diferents punts on pot començar un batec anormal. Aquesta informació serà útil per entendre les diferents categories a classificar.

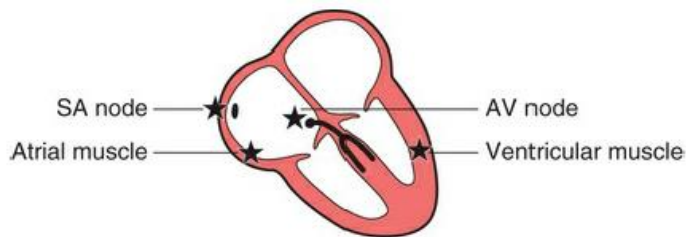


Figura 8: Diferents punts on un batec anormal pot començar. Font: [14]

Dins de la base de dades MIT-BIH Arrhythmia, les arrítmies es classifiquen en cinc categories diferents, que són les següents:

- 0) Non-ectopic beats (N):** Aquests són els batecs normals o també anomenats “sinus rythm”, també coneguts com a batecs sinusal. En un batec normal, l'activitat elèctrica comença a la part superior del cor (a l'aurícula dreta, concretament al nus sinusal) i es desplaça cap avall, provocant la contracció del cor i, per tant, el bombeig de la sang. Al apartat anterior, quan es parla d'arrítmies, es fa referència a qualsevol desviació d'aquesta activitat normal. Un dels majors problemes del ECG son la quantitat de variants que hi ha de batecs normals [14]. A la Figura 9 es pot veure el batec normal amb el punt on comença l'activació.

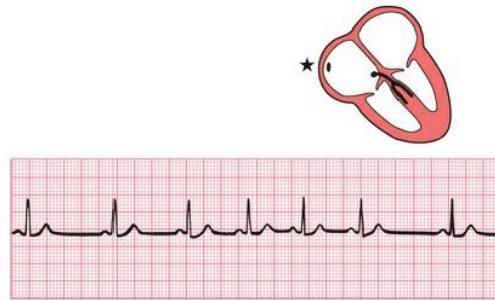


Figura 9: Exemple d'un batec normal. Font: [14]

- 1) Supraventricular ectopic beats (S):** Aquests batecs es produeixen quan l'activitat elèctrica comença en algun lloc per sobre dels ventricles (és a dir, a les aurícules o al nus atrioventricular), però no al nus sinusal, que és on normalment hauria de començar. Aquesta activitat prematura pot provocar una contracció addicional, o ectòpica, del cor. Alguns exemples d'arrítmies que es pot considerar aquí inclouen la taquicàrdia auricular, el flutter auricular i la fibril·lació auricular (Figura 10) [14]., que s'han introduït a l'anterior apartat 5.2. *Comprendre les arítmies cardíques.* Per altre banda, és pot donar el cas de que no tinguin significat clínic important com les arítmies sinusals respiratòries on el ritme cardíac canvia amb la respiració.



Figura 10: Exemple de fibril·lació auricular. Font: [14]

- 2) Ventricular ectopic beats (V):** Aquests batecs es produeixen quan l'activitat elèctrica comença en algun lloc dins dels ventricles, en lloc de començar a la part superior del cor. Aquesta activitat prematura pot provocar una contracció addicional, o ectòpica, del cor. Exemples d'aquesta categoria inclouen la taquicàrdia ventricular i la fibril·lació ventricular (Figura 11), que s'han introduït a l'anterior apartat 5.2

*Comprendre les arítmies* cardíques. Les arrítmies ventriculars són especialment perilloses perquè els ventricles són responsables de bombejar la sang cap a la resta del cos [14].

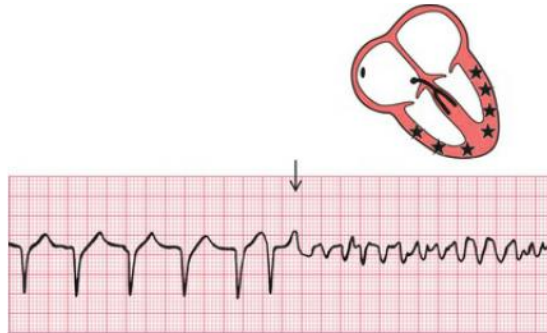


Figura 11: Exemple de fibril·lació ventricular. Font: [14]

- 3) **Fusion Beats (F):** Aquestes són combinacions de batecs normals i ectòpics. Es produeixen quan un batec ectòpic coincideix amb un batec normal, de manera que les dues ones elèctriques es "fusionen" en una única. Com que aquesta ona és una combinació de dues fonts diferents, pot presentar característiques tant del batec normal com de l'ectòpic. Aquest batec és típic en persones amb marcapassos implantat.
- 4) **Unknown Beats (Q):** Aquesta categoria es reserva per als batecs que no es poden classificar en cap de les altres categories. Potser perquè la senyal no és clara, perquè l'activitat elèctrica és massa irregular o perquè presenta característiques que no són típiques de cap de les altres categories.



## 6. Intel·ligència artificial

### 6.1. Context de la intel·ligència artificial

Avui en dia, ens trobem immersos en una era de transformació tecnològica accelerada, on sovint s'escolten termes com intel·ligència artificial, aprenentatge automàtic, xarxes neuronals i aprenentatge profund. Però, quines són les distincions que defineixen aquestes tecnologies i què les converteix en singulars dins el seu camp? Aquest apartat es dedica a descriure breument aquestes tecnologies, amb un enfocament especial en les xarxes neuronals, que són essencials en el context d'aquest projecte.

La intel·ligència artificial (IA) és un àmbit d'estudi complex que, en termes generals, es refereix a la intel·ligència demostrada per les màquines, en contrast amb la intel·ligència natural dels éssers humans. Russell i Norvig (2016) [15] defineixen la IA no tant com una simple imitació de la cognició humana per part de les màquines, sinó més aviat com l'estudi d'agents intel·ligents que reben percepcions de l'entorn i realitzen accions. Aquesta definició implica que cada agent implementa una funció que mapeja seqüències de percepcions en accions, i que hi ha diverses formes de representar aquestes funcions, incloent-hi agents reactius, planificadors en temps real i sistemes teòrics de decisió.

El concepte d'intel·ligència artificial no és nou, les seves arrels es poden rastrejar fins a l'antiga Grècia. No obstant això, es va formalitzar amb els avenços de la informàtica electrònica en la dècada dels 1940. Des de llavors, la IA ha experimentat una evolució constant, i actualment es pot subdividir en tres subtecnologies clau: aprenentatge automàtic (**Machine Learning**), que inclou xarxes neuronals (**Neural Networks**), i dins d'aquestes, un tipus específic conegut com a aprenentatge profund (**Deep Learning**) [17].

L'aprenentatge automàtic és una subdisciplina de la IA que se centra en el desenvolupament de sistemes que permeten a les màquines aprendre de les dades i millorar el seu rendiment sense la necessitat d'estar explícitament programades [16].

L'aprenentatge profund és una especialització de l'aprenentatge automàtic que utilitza una forma específica de xarxes neuronals, anomenades xarxes neuronals profundes. Aquestes s'organitzen en capes successives, o "nivells d'abstracció". Cada capa de neurones processa les entrades que rep de la capa anterior i passa la seva sortida a la següent, permetent així a la màquina aprendre de formes complexament jerarquitzades i abstractes. Aquesta capacitat permet a l'aprenentatge profund modelar i resoldre tasques més complicades que altres formes d'aprenentatge automàtic.

Com es pot veure a la Figura 12, cada una d'aquestes subtecnologies es pot imaginar com una nina russa, amb cada concepte successiu que engloba el que ve abans. Aquesta metàfora visual ajuda a comprendre com cadascuna d'aquestes tecnologies s'integra dins de l'altre.

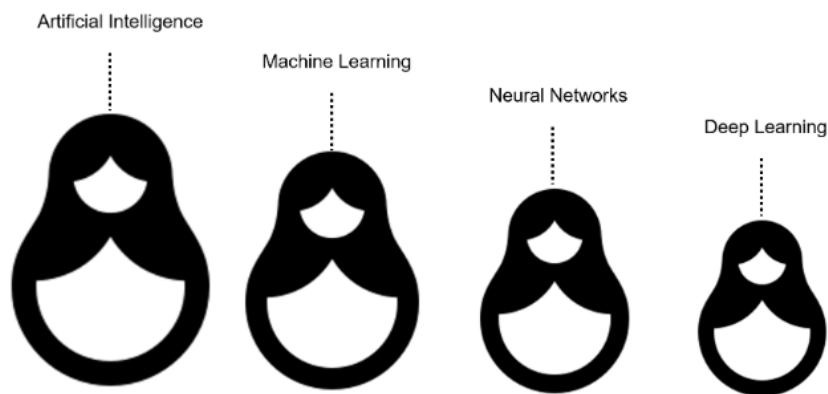


Figura 12: Exemple de nines russes i la IA. Font: [17]

## 6.2. Xarxes neuronals

L'element més bàsic d'una xarxa neuronal artificial és la neurona (també coneguda com a node o perceptró). A continuació, es descriu el procés de propagació cap endavant de les dades en una neurona, que és la forma d'obtenir prediccions. Aquesta neurona rep un conjunt de dades d'entrada ( $x$ ) o inputs, ja sigui d'una base de dades externa o d'una altra neurona. A cada una d'aquestes entrades se li assignen uns pesos ( $w$ ) que representen la importància relativa d'una entrada en comparació amb les altres. Aquests pesos s'ajusten durant el procés d'aprenentatge.[20]

A continuació, es realitza una suma ponderada de les entrades ( $x$ ) a la neurona, multiplicades pels seus pesos corresponents ( $w$ ). Després d'això, s'aplica una funció d'activació ( $g$ ) a aquesta suma. Aquesta funció d'activació és no lineal i s'utilitza per introduir no-linealitat en la sortida de la neurona, amb l'objectiu de capturar millor les relacions complexes i no lineals presents en les dades del món real.[20]

Un altre paràmetre que s'ajusta durant l'aprenentatge és el biaix ( $w_0$ ), que s'incorpora en la suma i mou la funció d'activació cap a la dreta o cap a l'esquerra per ajustar-se millor a les dades i millorar l'adequació del model.[20]

La sortida de la neurona, coneguda com a output ( $y$ ), proporciona el resultat o la informació desitjada per a la xarxa neuronal. A la Figura 13 es pot observar una representació visual

d'aquests termes.

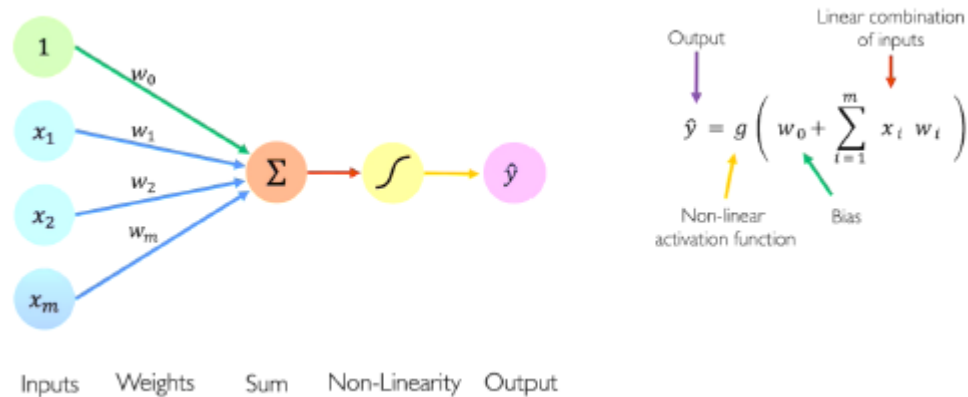


Figura 13: Funcionament de una neurona. Font: [20]

Cal tenir en compte que aquesta descripció s'aplica a una sola neurona en una xarxa neuronal. No obstant això, una xarxa neuronal pot estar composta per diverses capes, amb neurones interconnectades. Aquestes capes es classifiquen en tres categories principals: la capa d'entrada, les capes ocultes i la capa de sortida. Cada capa té un paper específic en el processament de les dades i en l'obtenció del resultat final. El nombre de neurones i capes ocultes són hiperparàmetres que s'ajusten durant l'aprenentatge, permetent a la xarxa neuronal aprendre característiques i patrons cada vegada més complexos a mesura que les dades passen per les capes ocultes. Les capes principals d'una xarxa neuronal són les següents:

- **Capa d'entrada o Input layer:** Aquesta capa rep les dades d'entrada a la xarxa neuronal i conté tantes neurones com dades s'hi introdueixin. En aquesta capa no es realitza cap càlcul, sinó que la seva funció és transmetre les dades a les capes ocultes. És important assenyalar que les dades d'entrada han de ser prèviament processades per facilitar els càlculs (per exemple escalar-les entre 0 i 1).
- **Capes ocultes o Hidden layers:** El nombre de neurones i el nombre de capes en aquestes capes són hiperparàmetres que s'ajusten durant el procés d'aprenentatge. Quan una xarxa neuronal té més d'una capa oculta, s'anomena xarxa neuronal profunda. En aquestes capes es duen a terme els càlculs i s'envia la informació a les capes adjacents, que poden ser altres capes ocultes o la capa de sortida. A mesura que les dades es van passant per aquestes capes, la xarxa neuronal va aprenent característiques i patrons cada vegada més complexos.
- **Capa de sortida o Output layer:** Les neurones d'aquesta capa fan els càlculs finals

i produeixen la informació de sortida desitjada per a la xarxa neuronal.

Cada capa de la xarxa neuronal té una funció específica en el processament de les dades i en l'obtenció del resultat final. És important ajustar el nombre de neurones i capes ocultes adequadament per a cada problema específic durant el procés d'aprenentatge. A la Figura 14 es pot veure un esquema típic de les xarxes neuronals totalment connectades.

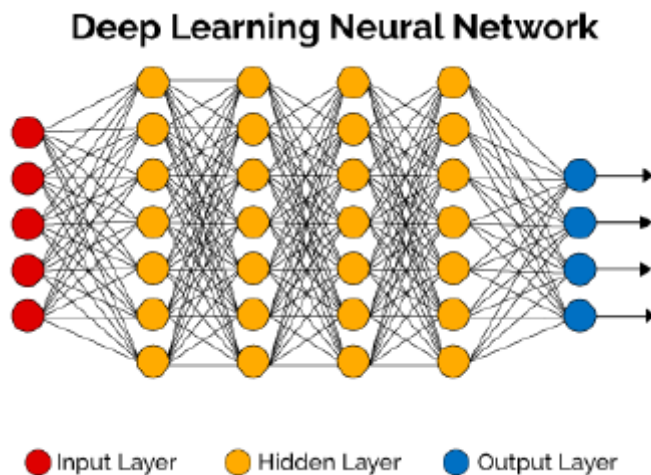


Figura 14: Arquitectura típica d'una xarxa neuronal. Font: [20]

### 6.2.1. Per què xarxes neuronals?

Per respondre aquesta pregunta, és important destacar que l'aprenentatge automàtic tradicional implica definir manualment un conjunt de regles o característiques de les dades. Aquest enfocament manual consumeix molt de temps, manca de consistència i no és escalable a la pràctica. A la Figura 15 es pot veure com el rendiment de les xarxes neuronals contra els algoritmes tradicionals. Per superar aquests inconvenients, les xarxes neuronals han guanyat força, ja que aprenen jeràrquicament les característiques subjacents directament de les dades, sense la necessitat de definir-les manualment.

Les xarxes neuronals han experimentat un ressorgiment en els últims anys, i això es deu principalment a tres factors clau per obtenir un bon rendiment amb aquestes:

- **Disponibilitat de grans quantitats de dades:** Gràcies als avanços tecnològics en emmagatzematge, tant en termes de programari com de maquinari, s'ha pogut recopilar i emmagatzemar una gran quantitat de dades en conjunts de dades (datasets). Això ha estat fonamental perquè les xarxes neuronals puguin aprendre de manera efectiva a partir d'aquestes dades.

- **Maquinari:** Les millores en els ordinadors i, especialment, els grans avenços en les unitats de processament gràfic (GPUs) han estat essencials. Les GPUs són extremadament eficients per realitzar càlculs computacionals de xarxes neuronals de manera paral·lela, accelerant significativament el procés d'entrenament i inferència.
- **Programari:** Hi ha hagut millores en les tècniques, han sorgit nous models i s'han posat a disposició eines informàtiques, incloent-hi programari de codi obert per a tothom. A més, s'han desenvolupat millores teòriques en els models de xarxes neuronals, com ara la funció d'activació ReLU, els algoritmes d'optimització com Adam, i les arquitectures especialitzades com ara CNN i RNN. Aquests avenços han contribuït a l'eficàcia i l'èxit de les xarxes neuronals en una àmplia gamma d'aplicacions.

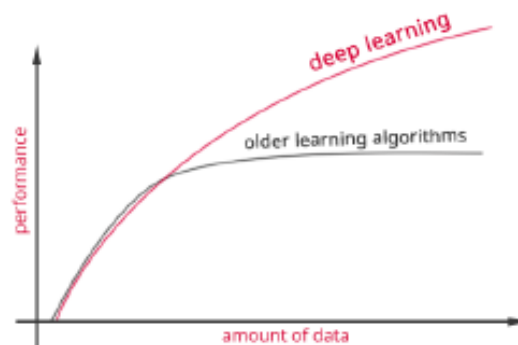


Figura 15: Gràfica de performance contra la quantitat de dades. Font: [22]

En aquest projecte en concret, es farà ús de xarxes neuronals convolucional (1D) com a tecnologia principal. Aquest tipus de xarxes permeten detectar i reconèixer patrons i, al mateix temps, reduir el nombre de paràmetres, la qual cosa resulta molt beneficiosa per minimitzar el cost computacional. A més, aquesta és la mateixa tecnologia que utilitza l'estudi de Kachuee et al. (2018) que s'està replicant.

Amb aquests avenços en dades, maquinari i programari, les xarxes neuronals han esdevingut una eina potent i àmpliament usada en moltes àrees, oferint grans avantatges en termes d'aprenentatge i processament de dades.

### 6.3. Xarxes neuronals convolucional 1D

Les xarxes neuronals convolucional 1D són un tipus especial de xarxes neuronals

utilitzades per a tasques de processament de dades seqüencials unidimensionals.

A l'apartat 5.3 *Comprendre els ECG* s'ha introduït anteriorment que els ECG són registres de l'activitat elèctrica del cor que proporcionen informació important sobre el seu funcionament. Aquests senyals són seqüencials i unidimensionals, ja que es registren en funció del temps i es representen com una sèrie de valors a través del temps. L'objectiu principal de la xarxa neuronal convolucional 1D és classificar els senyals d'ECG en cinc categories diferents utilitzant una funció softmax com a sortida.

En el context de les xarxes neuronals convolucionals 1D, la convolució és l'operació clau utilitzada per a processar les dades seqüencials. La convolució implica l'aplicació d'un filtre o "kernel" a segments de les dades d'entrada, i aquest filtre s'utilitza per a capturar característiques locals importants del senyal. A mesura que el filtre recorre tota la seqüència, s'obtenen mapes de característiques que representen les característiques apreses en cada segment. A la Figura 16 es pot veure com un filtre 3x1 (1 0 1) passa a través de les dades d'entrada (1 1 0 0) i aplica la operació de convolució.

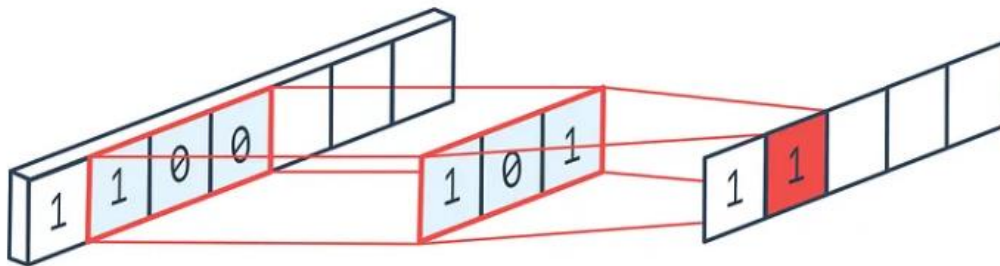


Figura 16: Exemple de convolució 1D. Font: [18]

Per exemple, imaginem que el filtre busca una característica específica, com ara un patró que indica la presència d'una anormalitat cardíaca. En el procés d'entrenament, la xarxa neuronal ajustarà els pesos dels filtres per a identificar amb precisió aquesta característica en els senyals d'ECG. Això es fa mitjançant la minimització d'una funció d'error, que compara les prediccions de la xarxa amb les etiquetes o categories correctes dels senyals d'entrenament. A la Figura 17 es mostra un diagrama ensenyant de manera simple el procés d'entrenament.

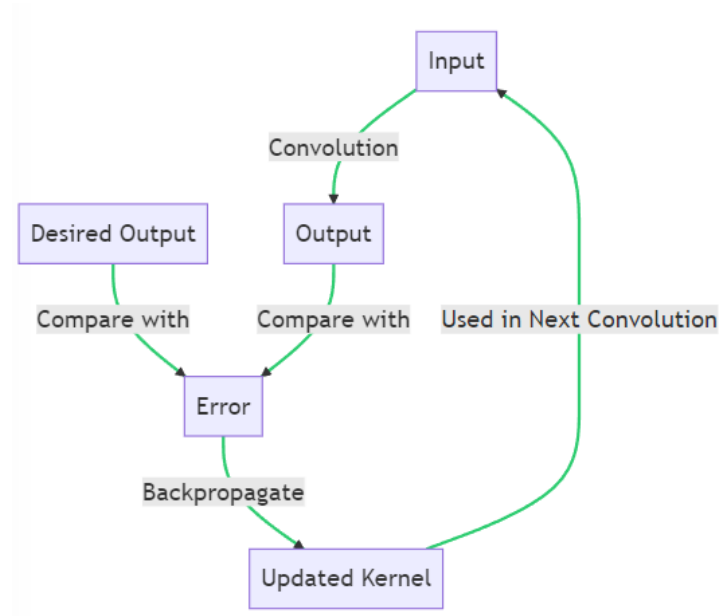


Figura 17: Diagrama simplificat de procés d'entrenament. Font: Pròpia

Una altra operació clau en les xarxes neuronals convolucionals 1D és el “Max Pooling”, que ajuda a reduir la dimensionalitat de les característiques apreses. El “Max Pooling” divideix el mapa de característiques en segments i selecciona el valor màxim de cada segment. Això redueix la quantitat d'informació i, al mateix temps, preserva les característiques més rellevants. Aquest procés és útil per a reduir el cost computacional i prevenir el sobreajustament del model. A la Figura 18 es pot veure un exemple on, aplicant l'operació de “Max Pooling” al segment (2 1), es selecciona el valor màxim (2), reduint així la dimensionalitat.

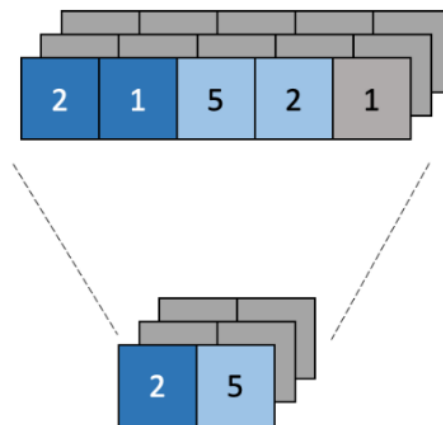


Figura 18: Diagrama simplificat de procés d'entrenament. Font: [19]

Una funció d'activació comuna utilitzada en les xarxes neuronals convolucional 1D és la funció Rectified Linear Unit (ReLU). Aquesta funció transforma els valors negatius a zero i manté els valors positius inalterats. La funció ReLU introdueix no-linearitat a la xarxa, permetent-li aprendre relacions més complexes entre les dades d'entrada i les etiquetes de classificació. Això és important per a capturar patrons i característiques no lineals presents en els senyals d'ECG.

Després de passar pels processos de convolució i "Max Pooling", les dades són processades per una capa anomenada "Flatten". Aquesta capa transforma la sortida multidimensional dels mapes de característiques en un vector unidimensional. Aquesta operació és necessària per preparar les dades per la seva entrada a la capa fully-connected, que tracta les dades com a entrada lineal [23]. La capa Flatten no modifica la informació de les dades, simplement reorganitza la seva estructura. Es pot veure un exemple d'aquesta operació a la Figura 19.



Figura 19: Reorganització en Flatten Layer. Font: [23]

Finalment, l'última capa de la nostra xarxa neuronal convolucional 1D utilitza la funció "Softmax" per a produir la classificació final dels senyals d'ECG. La funció softmax transforma els valors d'entrada en un conjunt de probabilitats, on cada probabilitat correspon a una de les categories de classificació. La suma de totes aquestes probabilitats és 1, i la categoria amb la probabilitat més alta es considera la predicció final de la xarxa [24]. Aquesta funció és particularment útil en tasques de classificació multiclasse com aquesta, ja que proporciona una mesura de la confiança de la xarxa en cada possible classificació. A la Figura 20 es pot veure un exemple de la sortida de la funció softmax en una tasca de classificació de cinc categories.



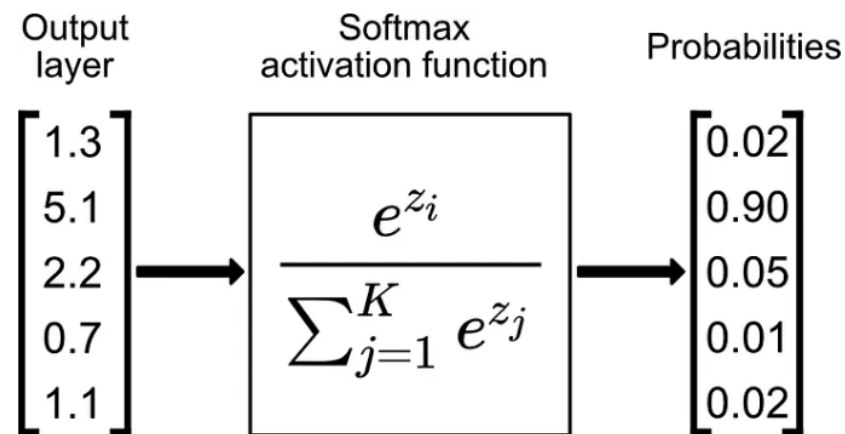


Figura 20: Sortida de la funció Softmax per 5 categories. Font: [24]

La combinació d'elements d'aquesta estructura de la xarxa neuronal convolucional la converteixen en una potent eina per a l'anàlisi i la classificació de senyals d'ECG.

La convolució, primer component d'aquesta arquitectura, s'encarrega d'extreure les característiques essencials de les dades d'entrada, en aquest cas, els senyals d'ECG. Això es fa a través de l'aplicació de filtres o kernels que es desplacen sobre el senyal d'entrada, produint un mapa de característiques.

Després, el procés de "Max Pooling" redueix la dimensionalitat dels mapes de característiques preservant al mateix temps les característiques més importants, ajudant a reduir el sobreajustament i fent que el model sigui més eficient.

La capa Flatten transforma l'estructura bidimensional de les dades (ample i alt) en un vector unidimensional que pot ser introduït en les capes totalment connectades posteriors.

Finalment, la funció Softmax a la capa de sortida proporciona les probabilitats de cada classe de sortida, convertint valors de sortida en probabilitats que sumen 1. Això és especialment útil en tasques de classificació com la identificació d'anomalies cardíques, ja que proporciona una interpretació probabilística de la classificació del model.

Per tant, cada component de la xarxa neuronal convolucional contribueix a identificar possibles anomalies cardíques amb precisió i eficiència, permetent la detecció i classificació efectiva de les arrítmies a partir de senyals d'ECG.

## 7. Instrumentació

La instrumentació és un element crític en qualsevol sistema de monitoratge de salut, com ara un sistema de registre d'electrocardiogrames (ECG). Aquests sistemes necessiten capturar, condicionar i processar senyals fisiològics amb precisió per proporcionar informació valuosa sobre l'estat de salut d'un individu. En un sistema d'aquest tipus, la instrumentació refereix a tots els dispositius físics utilitzats per adquirir, mesurar i manipular les dades del senyal d'interès.

La instrumentació per a un sistema d'ECG normalment inclou sensors, amplificadors, filtres, convertidors analògic-digital (ADC), microcontroladors, mòduls de comunicació sense fils i dispositius d'emmagatzematge de dades. En conjunt, aquests components treballen per convertir l'activitat elèctrica del cor en dades digitals que es poden analitzar, interpretar i emmagatzemar.

El disseny de la instrumentació necessita tenir en compte diversos factors, com la precisió de la mesura, el consum d'energia, la mobilitat, la facilitat d'ús i el cost. Idealment, un sistema d'ECG ha de ser precís per garantir la fiabilitat de les dades, però també ha de ser eficient energèticament per a un funcionament prolongat, portàtil per a la mobilitat de l'usuari, fàcil d'utilitzar per a facilitar la interacció de l'usuari, i assequible per a la seva adopció àmplia.

En el cas del sistema d'ECG que es dissenya, la instrumentació està centrada en una placa de microcontrolador, un sensor ECG i alguns altres components complementaris que permeten la recollida i el processament de dades d'ECG en temps real, així com la seva transmissió sense fils a un dispositiu remot per a la seva anàlisi més detallada.

A continuació, discutirem amb més detall cadascun d'aquests components.

### 7.1. Placa

En el context d'un sistema de monitoratge d'ECG, la placa és una peça crítica que incorpora el MCU que actua com el cervell. Aquesta peça és responsable de coordinar tots els elements de l'aparell, des de la recollida de dades del sensor ECG fins a la seva anàlisi i transmissió a altres dispositius per a una anàlisi més detallada.

Una placa típica per a aquesta tasca està equipada amb un processador potent per administrar les complexitats de les tasques de processament de dades, així com una gran capacitat de memòria per emmagatzemar dades temporals. També hauria de tenir la

capacitat de comunicar-se amb altres dispositius a través de connexions com ara USB, Wi-Fi o Bluetooth per si fes falta.

En general, la selecció d'una placa adequada per a un sistema de monitoratge d'ECG depèn de diversos factors, incloent les seves especificacions tècniques, la seva compatibilitat amb altres components del sistema, el seu cost, i el suport per a la seva programació i desenvolupament..

### 7.1.1. P-NUCLEO-WB55

Per a aquesta tasca, s'ha seleccionat la placa de desenvolupament P-NUCLEO-WB55 que és la que hi havia disponible al Departament d'Enginyeria Electrònica del ETSEIB, es pot veure la placa a la Figura 21 amb la seva informació principal. Aquesta placa es distingeix per combinar un microcontrolador STM32 (STM32WB55RGV6) amb un mòdul Bluetooth de baixa energia (BLE), creant així una solució que s'adapta perfectament a les necessitats de recollida de dades d'ECG en temps real.

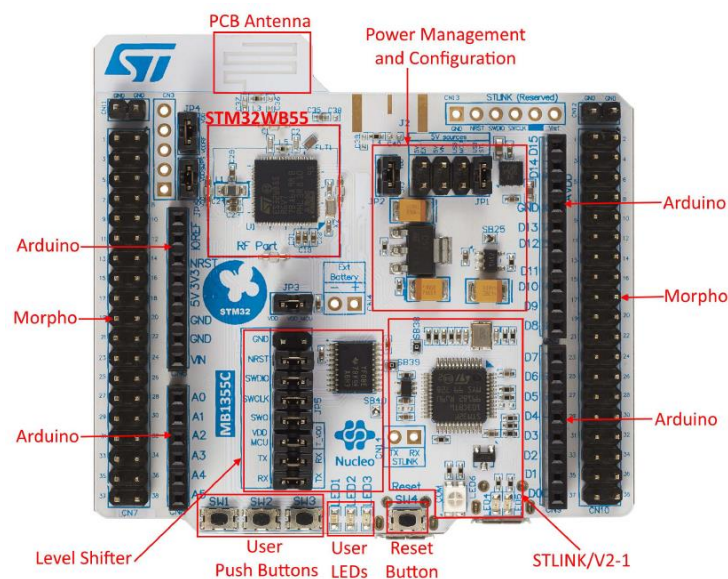


Figura 21: P-NUCLEO-WB55. Font: [25]

El microcontrolador STM32WB55RGV6 incorporat en aquesta placa és un nucli d'alt rendiment de 32 bits ARM Cortex-M4 amb unitat de punt flotant (FPU), amb una freqüència màxima de 64 MHz. Aquesta arquitectura de processador li permet fer càlculs complexos amb una eficiència increïble.[33]

El STM32WB55RGV6 també es caracteritza per la seva gran capacitat de memòria: 1 MB de memòria Flash i 256 KB de SRAM. Això permet emmagatzemar dades temporals per a

la seva anàlisi posterior sense necessitat de components de memòria externa, el que simplifica el disseny de l'aplicació.[33]

Pel que fa als perifèrics incrustats, la placa està equipada amb una gran varietat de funcions com ara UART, SPI, I2C, ADC, timers, GPIOs, etc., que ofereixen la flexibilitat necessària per connectar i interactuar amb diversos tipus de sensors i altres dispositius electrònics.

A més a més, la integració del mòdul BLE a la placa podria proporcionar una solució eficient i de baixa energia per a la connectivitat sense fils, fent-la idònia per a aplicacions portàtils i connectades.

En relació amb el desenvolupament de software, la placa és compatible amb l'eina STM32Cube, un entorn de desenvolupament integrat (IDE) que inclou el STM32Cube MCU Package, amb biblioteques de programació, exemples de codi, drivers de perifèrics, Middleware i més, facilitant el disseny, implementació i depuració d'algoritmes de processament de senyals.

En resum, la P-NUCLEO-WB55 és una elecció excel·lent per a aquesta aplicació pel seu potent processador, gran capacitat de memòria, perifèrics incrustats versàtils, connectivitat BLE i el suport complet de l'entorn de desenvolupament STM32Cube. Aquests factors la fan no només una solució potent i flexible, sinó també molt bona qualitat-preu per al projecte.

## 7.2. Mòdul sensor ECG

El sensor ECG està dissenyat per detectar i amplificar els petits senyals elèctrics que es generen quan el cor es contrau i es relaxa.

El sensor ECG ha de ser altament sensible per detectar aquests petits senyals, però també ha de tenir una gran capacitat de rebutjar soroll per ignorar altres senyals que no estan relacionats amb l'activitat cardíaca, com ara el soroll elèctric ambiental o el soroll causat pel moviment del cos. També ha de ser biocompatible per garantir que no causa irritació o dany a la pell quan està en contacte amb el cos.

El mòdul sensor d'ECG que s'ha seleccionat per a aquest projecte és l'AD8232 d'Analog Devices. L'AD8232 és un front end integral per a ECG de canal únic, dissenyat específicament per a aplicacions de monitoratge d'ECG, aportant alta precisió i robustesa davant de les interferències (Figura 22).

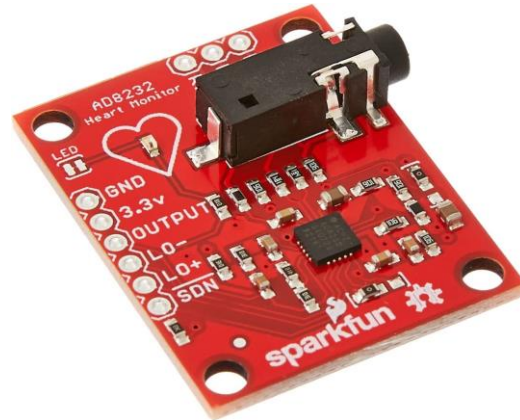


Figura 22: Mòdul AD8232. Font: Amazon.

### 7.2.1. AD8232

L'AD8232 és un mòdul que funciona amb un voltatge d'alimentació d'entre 2.0 V a 3.5 V. Aquesta característica, juntament amb un corrent de consum baix de 170  $\mu$ A en mode normal, el fa perfecte per a aplicacions portàtils que funcionen amb bateries. El seu mode d'espera permet reduir encara més aquest corrent de consum.

Aquest mòdul inclou un amplificador d'instrumentació que té un alt guany de senyal ( $G = 100$ ), proporcionant una gran sensibilitat per detectar els senyals elèctrics cardíacs. Pot acceptar fins a  $\pm 300$  mV de potencial de mitja cel·la, que es refereix al voltatge que es genera en una reacció redox, com la que succeeix entre la pell i l'elèctrode. Aquesta capacitat d'acceptar nivells de voltatge d'entrada d'entre -300 mV a +300 mV, permet que l'amplificador gestioni la gran varietat de senyals elèctrics que es poden produir en aquest tipus de reaccions.

A més, l'amplificador té capacitats de bloqueig de DC, que evita que qualsevol corrent continu pugui distorsionar el senyal d'entrada. El bloqueig de DC és una funcionalitat important perquè impedeix que el corrent continu (DC) afecti el senyal d'entrada. Per exemple, si estem monitoritzant un senyal d'ECG i hi ha un petit corrent continu present a causa de la connexió dels elèctrodes a la pell, aquest corrent se superposarà al senyal d'ECG. No obstant això, com que no varia amb el temps (és a dir, és continu), no aporta informació útil i pot distorsionar la mesura de l'ECG. El bloqueig de DC permet eliminar aquest corrent continu, deixant només el senyal d'ECG que és el que volem observar.

L'AD8232 té filtres passa-banda ajustables que es componen de dos filtres: un filtre passa-alt de 2 pols i un filtre passa-baix de 3 pols. Els filtres passa-banda són coneguts com a tals

perquè permeten que un rang específic de freqüències "passi" mentre que bloquegen les freqüències fora d'aquest rang.

El filtre passa-alt de 2 pols està dissenyat per eliminar les freqüències inferiors a 0.5 Hz. El terme "2 pols" s'utilitza per descriure la "pendent" o la taxa a la qual el filtre atenua les freqüències fora de la seva gamma de pas. En aquest cas, un filtre de 2 pols atenuarà les freqüències inferiors a 0.5 Hz a un ritme de 40 dB per dècada (si és un filtre Butterworth, els més comuns, aporta 20 dB d'atenuació per dècada). Aquesta atenuació ajuda a eliminar les fluctuacions lentes o de corrent continu que no són rellevants per a l'ECG.

El filtre passa-baix de 3 pols, està dissenyat per eliminar les freqüències superiors a 50 Hz. El filtre de 3 pols atenuarà les freqüències superiors a 50 Hz a un ritme de 60 dB per dècada. Aquest ritme d'atenuació permet reduir eficaçment el soroll de freqüència alta, com el soroll d'alta freqüència de la línia elèctrica o les interferències de radiofreqüència.

L'AD8232 inclou un amplificador operacional no compromès, que és un amplificador addicional proporcionat per a ús en l'aplicació segons sigui necessari, com ara per a una etapa addicional de filtrat o guany.

També incorpora un amplificador de conducció de la cama dreta, també conegut com a RLD (de l'anglès Right Leg Drive). L'RLD és una tècnica utilitzada en els sistemes d'ECG per millorar el rebuig de mode comú i reduir el soroll. Funciona aplicant un senyal a la "cama dreta" del pacient (o a un altre punt de referència) que és l'oposat del soroll detectat, cancel·lant així aquest soroll.

A més, l'AD8232 inclou una funcionalitat de detecció de cables desconnectats. Si es perd la connexió amb algun dels elèctrodes (indicat pels pins LO+ i LO-), el circuit genera una alerta, assegurant així la fiabilitat de les dades. Aquesta funcionalitat pot operar amb corrent altern o corrent directe, segons sigui més adequat per a l'aplicació.

Per a funcionar eficientment en aplicacions portàtils que funcionen amb bateries, l'AD8232 ha estat dissenyat per funcionar amb un baix voltatge. Juntament amb la seva petita mida i baix consum d'energia, aquesta característica el fa ideal per a dispositius portàtils.

Per a protegir-se contra interferències, l'AD8232 incorpora un filtre d'interferència de radiofreqüència (RFI) intern. Aquest filtre ajuda a bloquejar senyals no desitjades que operen a freqüències de ràdio, que podrien distorsionar la lectura de l'ECG. A més, l'AD8232 aporta una taxa de rebuig de mode comú de 80 dB de DC a 60 Hz, la qual cosa significa que és capaç de bloquejar eficaçment els senyals de soroll que són comuns a tots els cables d'entrada.

L'AD8232 també disposa d'un buffer de referència integrat que genera un terra virtual (un "terra" flotant) per a l'aplicació, reduint la necessitat d'una font de referència externa.

Per tant, l'AD8232 ofereix un ventall de característiques i funcionalitats que el fan una eina ideal per a aplicacions d'ECG portàtils, incloent-hi una alta sensibilitat, capacitat de bloqueig de DC, filtres passa-banda ajustables, funcionalitat de detecció de cables desconnectats, i un buffer de referència integrat. A la Figura 23 podem veure el diagrama de blocs amb les seves característiques.

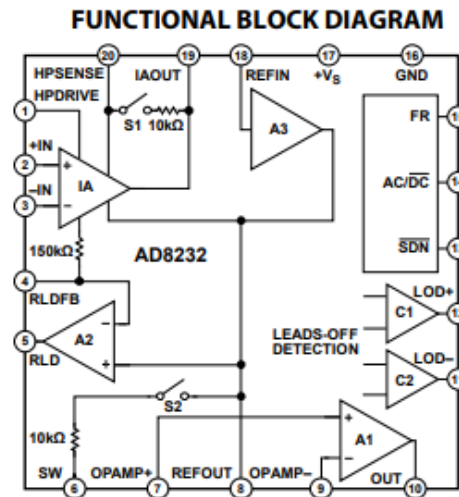


Figura 23: Diagrama de Blocs AD8232. Font:[26].

### 7.3. Pantalla SH1106

La implementació de la pantalla SH1106 (Figura 59) en el projecte es va produir a posteriori, una vegada s'havia finalitzat el disseny i la construcció del prototip. Aquesta addició es va fer per a proporcionar una millora significativa al prototip: la possibilitat de funcionar de forma autònoma, sense necessitat d'estar connectat a un ordinador. Això es va aconseguir amb l'ajuda d'un Powerbank, eliminant la necessitat d'una connexió a la tensió de xarxa i, per tant, augmentant la seguretat i la portabilitat del dispositiu.

Per a la visualització de les dades processades per la xarxa neuronal, es va incorporar una petita pantalla OLED. Aquesta pantalla, a més de ser compacta, proporciona una alta llegibilitat gràcies al seu alt contrast, el qual supera amb diferència el que ofereixen les pantalles LCD convencionals.



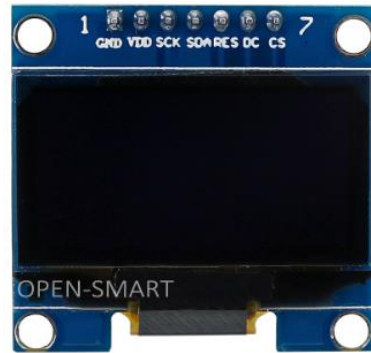


Figura 59: Pantalla SH1106. Font: Ali Express.

El cor de la pantalla OLED és un controlador integrat model SH1106, molt similar al model SSD1306. Aquest controlador duu a terme dues funcions clau. D'una banda, facilita la comunicació entre la pantalla i el microcontrolador STM32 mitjançant una interfície de comunicació SPI. D'altra banda, controla els píxels de la pantalla i genera les diverses tensions necessàries per excitar els díodes orgànics OLED. Aquest controlador compta amb una memòria RAM de només escriptura, on s'emmagatzemen els estats dels píxels (actius o apagats).

Per tal de facilitar la seva implementació, la pantalla ve muntada sobre una placa PCB amb tots els components passius (com condensadors i díodes) necessaris per al seu funcionament. Així, el conjunt es presenta com un mòdul compacte i llest per a ser utilitzat.

Al començament del projecte, es va tenir en compte la possibilitat de la incorporació posterior de la pantalla, evitant fer servir els pins de comunicació en altres tasques. Aquesta previsió va permetre afegir la pantalla amb mínimes modificacions físiques a la placa.

Per a la programació de la pantalla, es va fer servir la llibreria externa U8G2, coneguda per la seva versatilitat i per la seva capacitat per a treballar amb molts tipus de pantalles, tant LCD com OLED, així com amb diversos controladors gràfics. Originàriament desenvolupada per a l'entorn Arduino, la llibreria U8G2 s'ha popularitzat fins al punt de ser implementada en altres entorns C/C++, com el STM32 Cube.

La pantalla és utilitzada per a visualitzar dues dades clau: l'ona d'entrada i el resultat de la xarxa neuronal. L'ona es representa amb el temps en l'eix X i l'amplitud en l'eix Y. Aquesta representació permet comprovar ràpidament si els elèctrodes estan ben col·locats i si estan capturant dades útils o simplement soroll. A la Figura 60 es pot veure com queda el resultat del generador d'ones per pantalla.



En resum, l'addició de la pantalla SH1106 va aportar al projecte una gran millora, en termes de portabilitat i autònoma, sense la necessitat de realitzar gaires modificacions físiques en el prototip original. Aquesta implementació també va ser una lliçó important en termes de gestió de pins i de connexions, així com de la necessitat d'una revisió exhaustiva dels components i les seves especificacions.

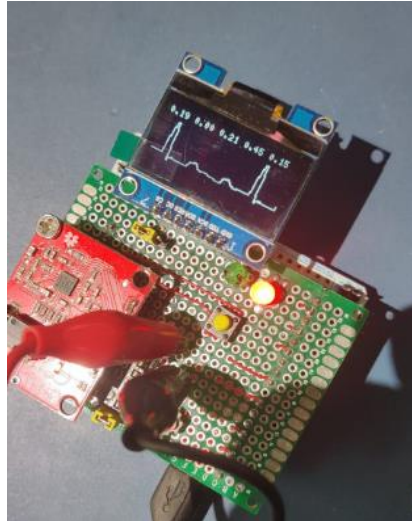


Figura 60: Pantalla SH1106. Font: Ali Express.

## 7.4. Altres components i instruments per la implementació

El desenvolupament del sistema de monitoratge d'ECG implica una sèrie de components addicionals i eines que han ajudat a construir i validar el sistema.

Per començar, s'ha utilitzat un generador d'ones durant les proves (Figura 24). Aquesta eina ens ha permès simular senyals d'entrada, facilitant la comprovació de la correcta operació del sistema, incloent-hi l'exactitud en la captura de senyals.

Amb el suport d'un oscil·loscopi (Figura 25), s'ha pogut visualitzar aquests senyals d'entrada i de sortida en temps real. L'ús de l'oscil·loscopi ha estat clau per detectar i corregir possibles problemes en la captura de senyals.



Figura 24: Akozon FY6800. Font: Amazon.



Figura 25: Owon SDS7102V. Font:

La interacció amb l'usuari s'ha gestionat mitjançant l'ús de LEDs i botons. Aquests components proporcionen informació visual sobre l'estat del sistema, per exemple, si està registrant dades o si s'ha detectat una alerta. Els botons, d'altra banda, ofereixen una forma senzilla i intuïtiva per a l'usuari interactuar amb el dispositiu.

El muntatge elèctric s'ha realitzat amb l'ajuda de jumpers i cables, assegurant la connectivitat necessària entre els diversos elements del sistema. S'ha inclòs resistències (dues de 470 omhs i una de 10 kohms), que són components passius essencials que ajuden a controlar el corrent a través dels diversos segments del sistema com els LEDs.

Físicament, el sistema es munta utilitzant caragols, una placa PCB 22402a-18, i connectors per a Arduino. Aquesta configuració proporciona una base sòlida per al sistema, tot facilitant futures modificacions o ampliacions si són necessàries.

Es pot veure la disposició dels anteriors components a la Figura 25 i més endavant a l'apartat *10.3 Aplicació lectura ADC*.

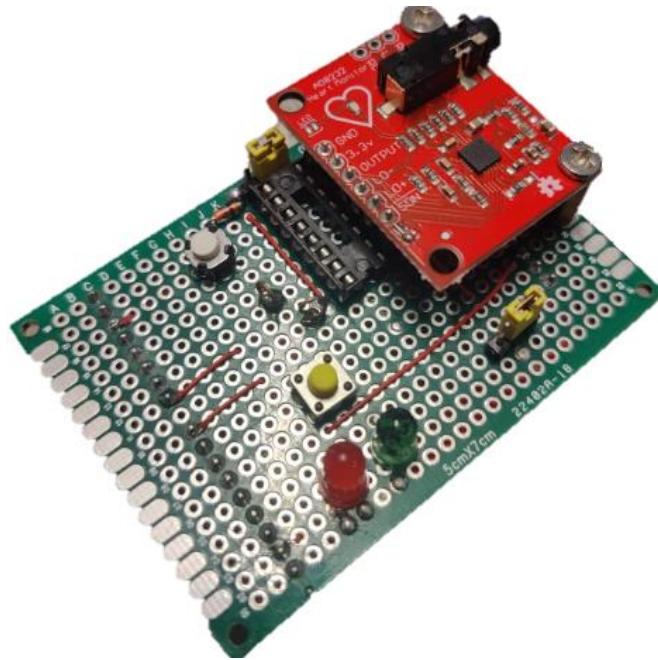


Figura 25: Components muntats a la placa PCB sense pantalla. Font: Pròpia.

Per assegurar la integritat del sistema enfront de possibles sobretensions, s'ha incorporat un díode Zener 1N747 com a regulador de voltatge. La seva funció és vital per a la protecció dels components del sistema quan està connectat el generador d'ones.

Per a complementar el sistema de monitoratge d'ECG que s'ha descrit anteriorment, també s'ha incorporat un condensador electrolític de 10uF/16V en el disseny. Aquest condensador està connectat entre la font d'alimentació de 3.3V i la terra, actuant com una mena de "bateria temporal".

Aquest component és crucial per a la gestió d'energia del sistema, especialment quan es tracta del microcontrolador. En funcionament normal, el microcontrolador consumeix energia en ràfegues, la qual cosa pot causar oscil·lacions en la tensió d'alimentació. Tot i que aquesta variabilitat pot no ser crítica en circuits digitals, en circuits analògics pot arribar a ser un problema.

Aquesta situació es pot agreujar si es considera que la corrent ha de passar per diversos connectors, que poden incrementar l'ondulació de la tensió. A més, la plaqueta condicionadora de l'ECG té uns condensadors de desacoblament que poden resultar insuficients. Aquests factors poden provocar caigudes de tensió significatives per a un circuit analògic, afectant la qualitat del senyal captat pel sistema.

En aquest context, el condensador electrolític compleix una funció crucial: acumula energia

per compensar aquestes fluctuacions de corrent, ajudant així a estabilitzar la tensió d'alimentació de 3.3V.

Per acabar, s'ha de remarcar la importància dels condensadors de desacoblament en circuits digitals moderns. Aquests es col·loquen a prop de les patilles d'alimentació de cada circuit integrat, amb l'objectiu de reduir els pics de corrent en la font d'alimentació. Normalment, per a cada integrat s'usen dos condensadors, un de més gran (10-47uF) i un de més petit (4.7nF-100nF), assegurant així un rendiment òptim.

Finalment, s'ha fet servir un soldador per a fer les connexions elèctriques segures i duradores, garantint la fiabilitat del sistema a llarg termini. Les connexions soldades asseguren una continuïtat elèctrica robusta, crucial per al bon funcionament del sistema de monitoratge d'ECG.

## 8. Estat de l'art

### 8.1. Recerca

En els darrers anys, s'ha vist un augment significatiu en la recerca i el desenvolupament de tecnologies de monitoratge de la salut portàtils, especialment en el camp de la cardiologia. Un aspecte destacat d'aquesta tendència és l'aplicació de la intel·ligència artificial, més concretament de les xarxes neuronals convolucionals (CNN), a la interpretació de senyals ECG. Aquesta aplicació està donant lloc a solucions diagnòstiques i de monitoratge per a malalties cardíques més avançades i precises.

En aquest projecte, es proposa un sistema que combina el mòdul AD8232 per a la recollida de senyals ECG i una xarxa neuronal convolucional 1D (1D-CNN) per analitzar-les. Aquest enfocament està en línia amb les tendències actuals en la recerca i el desenvolupament en aquesta àrea.

Un estudi rellevant per al treball és el publicat a la revista "*IEEE Transactions on Biomedical Engineering*" de Zihlmann, M., Perekrestenko, D., & Tschannen, M., (2017) [28]. En aquest estudi, els autors recomanen dues arquitectures de xarxes neuronals profundes per a la classificació de registres d'ECG de longitud arbitrària. La primera arquitectura és una xarxa neuronal convolucional profunda que utilitza una tècnica de càlcul de mitjanes per combinar les característiques extretes de les diferents capes de la xarxa. La segona arquitectura combina capes convolucionals amb capes de memòria de llarg termini (LSTM) per analitzar les dades que canvien al llarg del temps, una característica comuna dels senyals d'ECG. Aquest estudi serveix com a base sòlida per a la nostra proposta, demostrant l'eficàcia de les arquitectures de xarxes neuronals profundes en la classificació de dades d'ECG.

Un altre estudi, més recent, de M. Gu et al. (2023) [29], presenta un model lleuger i precís per a la classificació d'anomalies del ritme cardíac, basat en CNN clàssiques i tècniques d'acceleració de maquinari. Aquest model supera les limitacions dels dispositius portàtils existents per a la detecció d'ECG, optimitzant l'eficiència de la implementació de maquinari i reduint el consum de recursos de maquinari.

Finalment, el treball "*ECG Monitoring System Using AD8232 Sensor*" d'Anitha S. Prasad (2019) [30] subratlla la utilitat del mòdul AD8232 per a la recollida de senyals ECG. Prasad presenta un dispositiu de monitoratge de salut intel·ligent i econòmic que pot visualitzar el senyal d'ECG i mesurar la freqüència cardíaca.

En resum, el projecte està alineat amb les últimes tendències en la recerca i el desenvolupament de la tecnologia mèdica portàtil. Es proposa l'ús d'una xarxa neuronal convolucional 1D implementada en un microcontrolador STM32 per analitzar les dades d'ECG recollides per un mòdul AD8232. Aquesta revisió de l'estat de l'art confirma la rellevància i la viabilitat del enfocament.

## 8.2. Kachuee et al. 2018

El document "*ECG Heartbeat Classification: A Deep Transferable Representation*" de Mohammad Kachuee et al. [1] posa en relleu l'ús de l'Electrocardiograma (ECG) com a eina fiable per monitorar el sistema cardiovascular. Es focalitza en la categorització dels batecs cardíacs, ja que aquesta informació pot ser crucial per entendre l'estat de salut d'un individu.

En l'estudi de l'ECG, és comú que diverses condicions o trastorns cardíacs comparteixin certes característiques. No obstant això, moltes recerques s'han limitat a estudiar conjunts de dades específics per classificar un grup concret de condicions cardíacues. Tot i que aquest enfocament ha estat útil, també és bastant restrictiu, ja que es centra en un conjunt de dades específic sense considerar com es poden aplicar els coneixements adquirits a altres conjunts de dades o tasques relacionades.

Aquí és on l'estudi de Kachuee i companyia destaca, presentant una innovació important. En lloc de restringir-se a un conjunt de dades específic, aquest equip proposa un mètode que pot aprendre de diverses tasques de classificació d'ECG i transferir aquest aprenentatge a noves tasques. Per explicar-ho d'una manera senzilla, aquesta "transferència de coneixement" és com si la xarxa neuronal pogués adquirir habilitats en una àrea i aplicar-les en una altra, millorant així la seva eficàcia.

Els autors recomanen un mètode basat en xarxes neuronals convolucionals profundes per classificar els batecs cardíacs. Aquest mètode ha demostrat la seva capacitat per classificar amb precisió cinc diferents tipus d'arrítmies segons l'estàndard *AAMI EC57*. A més, suggereixen una forma d'aplicar aquest aprenentatge adquirit a la tasca de classificar l'infart de miocardi (MI).

Per avaluar aquest mètode, van utilitzar les bases de dades MIT-BIH i PTB Diagnostics de PhysioNet [31], que són molt reconegudes en la recerca biomèdica i ofereixen una gran varietat de senyals ECG etiquetats per a l'anàlisi.

Els resultats obtinguts són prometedors. El mètode suggerit va aconseguir una precisió mitjana del 93,4% en la classificació d'arrítmies i del 95,9% en la classificació de l'infart de

miocardi. Aquests resultats reforcen la viabilitat d'aquest enfocament per a la classificació de batecs cardíacs basada en ECG.

En resum, l'estudi de Kachuee et al. (2018) presenta un mètode potent per classificar els batecs cardíacs basats en xarxes neuronals convolucionals. A més, demostra com el coneixement adquirit en la classificació d'arrítmies pot ser aplicat efectivament a la classificació de l'infart de miocardi. Aquestes descobertes poden ser claus per al monitoratge del sistema cardiovascular i per al desenvolupament de tecnologies mèdiques avançades.

Impressionat pels resultats prometedors de l'estudi de Kachuee et al., s'ha decidit implementar la seva proposta d'arquitectura de xarxa neuronal en el dispositiu P-NUCLEO-WB55. Es creu que la combinació d'una classificació precisa dels batecs cardíacs i la capacitat per transferir el coneixement adquirit a noves tasques és un gran valor per al monitoratge del sistema cardiovascular.

L'ús de xarxes neuronals convolucionals profundes, tal com ho fa el mètode de Kachuee, és particularment atractiu per aquesta tasca, donada la seva capacitat per processar grans conjunts de dades i per extreure característiques rellevants de manera eficient. La comprovada eficàcia d'aquesta arquitectura en la classificació de cinc diferents tipus d'arrítmies i en la detecció de l'infart de miocardi, amb una precisió mitjana d'un 93,4% i un 95,9% respectivament, ens reafirma en la nostra decisió.

Senzillament, aplicant la proposta de Kachuee et al. al dispositiu P-NUCLEO-WB55, s'espera millorar la forma en què es monitoritza el sistema cardiovascular, oferint una tecnologia mèdica més avançada i precisa. Aquesta estratègia també pot obrir la porta a noves aplicacions i descobertes en l'estudi de la classificació d'ECG.

## 9. Desenvolupament de la xarxa neuronal

### 9.1. Dataset: MIT-BIH Arrhythmia Database

Des de 1975, els laboratoris de l'Hospital Beth Israel de Boston (ara Centre Mèdic Beth Israel Deaconess) juntament amb el MIT, han estat duent a terme recerca rellevant en l'àmbit de l'anàlisi d'arrítmies i temes afins. Com a resultat inicial significatiu d'aquest treball, es va establir la Base de Dades d'Arrítmies MIT-BIH, la qual es va completar i començar a distribuir el 1980. Aquesta base de dades va ser pionera en oferir un conjunt estàndard de materials de prova per avaluar detectors d'arrítmies. Més de 500 centres globals l'han utilitzat per a aquest propòsit i per a investigacions sobre la dinàmica cardíaca.[31]

Al principi, la base de dades es distribuïa en cintes magnètiques digitals de mitja polzada a velocitats de 800 i 1600 bpi, i en cintes analògiques en format FM IRIG de quart de polzada. Posteriorment, el 1989, es va crear una versió en CD-ROM per facilitar l'accessibilitat.[31]

La Base de Dades d'Arrítmies MIT-BIH conté 48 registres d'ECG de mitja hora de durada amb dos canals, recollits de 47 pacients entre 1975 i 1979. Es van triar aleatòriament 23 registres d'un total de 4000 enregistraments d'ECG de 24 hores. Aquests enregistraments es van obtenir d'una població mixta de pacients hospitalitzats (aproximadament el 60%) i pacients externs (aproximadament el 40%) a l'Hospital Beth Israel de Boston. Els 25 registres restants es van seleccionar específicament per incloure arrítmies menys freqüents però clínicament rellevants, que no estarien prou representades en una mostra aleatòria petita.[32]

Els enregistraments d'ECG es van digitalitzar a una freqüència de 360 mostres per segon per canal, amb una resolució d'11 bits i un rang de 10 mV. Cada registre va ser anotat independentment per dos o més cardiòlegs, i es van resoldre les discrepàncies per aconseguir anotacions de referència per a cada complex ventricular. En total, la base de dades inclou aproximadament 110.000 d'aquestes anotacions de referència.[32]

Aquesta base de dades, disponible en aquest directori, inclou la totalitat de la Base de Dades d'Arrítmies MIT-BIH. Des del setembre de 1999, la meitat dels registres (25 de 48) i els fitxers d'anotacions de referència per a tots els registres s'han distribuït gratuïtament a través de PhysioNet. Els 23 registres restants, que fins aleshores només estaven disponibles en el CD-ROM de la Base de Dades d'Arrítmies MIT-BIH, es van afegir a aquest directori el febrer de 2005.[32]



Un aspecte fonamental d'aquesta anàlisi és la configuració dels elèctrodes durant la recollida de les dades d'ECG. La majoria dels registres utilitzen una configuració modificada de la "lead" II de les extremitats (MLII), amb els elèctrodes col·locats en el pit del pacient, que sol destacar els complexos QRS normals. Per altre banda, hi ha derivacions modificades V1 (ocasionalment V2 o V5, i en un cas V4), que pot ser gairebé ortogonal a l'eix elèctric mitjà del cor, la qual cosa pot complicar la detecció de batecs normals. No obstant això, aquesta configuració tendeix a destacar els batecs ectòpics. En dos registres (102 i 104), a causa de les curacions quirúrgiques dels pacients, es va fer servir la derivació modificada V5 per a el senyal superior [32]. A la *Taula 1* de la pàgina 28 esta documentat com s'aconsegueixen aquestes derivacions o "leads".

Aquestes particularitats de la configuració dels elèctrodes són essencials per a la interpretació correcta dels senyals d'ECG i, per tant, per a l'èxit de la implementació de la xarxa neuronal per detectar arrítmies cardíques en temps real.

### 9.1.1. Anàlisi exploratori del dataset

En aquesta secció es procedeix a realitzar una anàlisi exploratòria detallada del MIT-BIH Arrhythmia Database, el qual ha estat l'eina principal per a l'entrenament i validació de la nostra xarxa neuronal convolucional. Com ja s'ha descrit en la secció *5.4 Descripció d'arrítmies del projecte*, aquesta base de dades està conformada per cinc categories principals, que corresponen a diferents tipus d'arrítmies.

No obstant això, és important destacar que la distribució de les dades està força desequilibrada, tal com es pot observar a la Figura 26. La majoria de les dades corresponen a batecs normals, mentre que la presència d'altres categories d'arrítmies és significativament inferior. Aquesta descompensació pot representar un desafiament significatiu en el moment d'entrenar la nostra xarxa neuronal, ja que l'abundància de dades d'una classe pot sobreposar-se a la resta, fent difícil la correcta identificació de les altres categories. Aquest fenomen conegut com a sobreajustament (overfitting) i succeeix malgrat obtenir bones mètriques generals. A més, cal tenir en compte que tant el conjunt de dades d'entrenament com el de prova, que ja se subministren separats en diferents fitxers CSV, estan igualment desequilibrats, tal com es pot apreciar en el gràfic de barres a la dreta de la Figura 26.

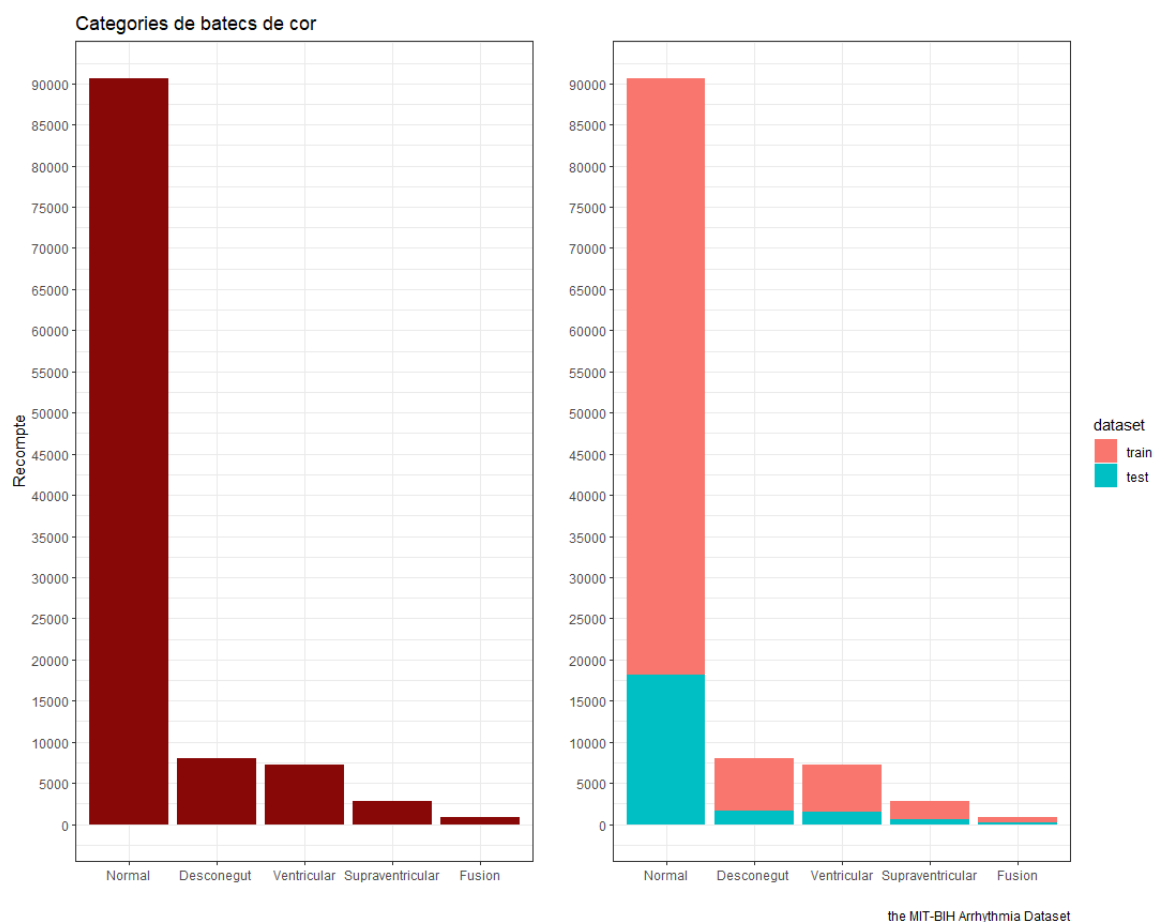


Figura 26: Barplot del dataset. Font: Pròpia.

Per aprofundir en la comprensió de les dades amb les quals estem treballant, es realitza una representació gràfica aleatòria de batecs de cada classe. Com es pot observar a la Figura 27, cada batec consta de 187 dades que han estat pretractades per eliminar soroll. No obstant això, un aspecte important a assenyalar després d'analitzar diverses representacions és la complexitat per diferenciar els batecs entre ells, a no ser que es tingui un coneixement especialitzat en la matèria.

Aquesta anàlisi visual ens permet no només entendre millor la composició del dataset, sinó també identificar possibles desafiaments que es podrien presentar en la fase de modelatge. Les gràfiques també serveixen per mostrar la variabilitat intrínseca en els senyals de batec cardíac i com aquesta variabilitat es manifesta en diferents tipus d'arrítmies.

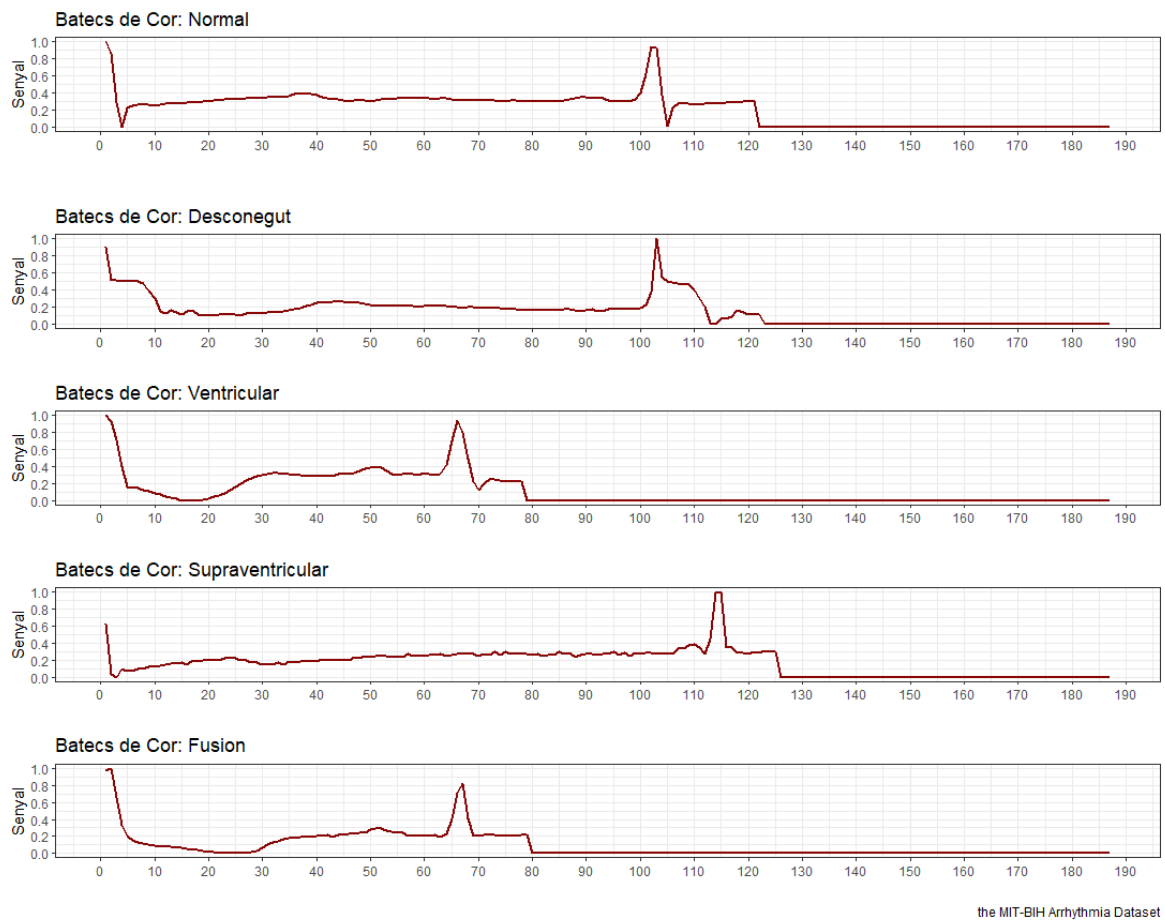


Figura 27: Diferents categories del dataset. El eix y és el valor de la senyal escalada entre 0 i 1 i el eix x és el número de mostra que té aquesta senyal. Font: Pròpia.

Després d'analitzar la composició del dataset, es plantegen diverses estratègies per afrontar el desequilibri de les dades, com ara el mètode de reducció de mostres (downsampling o undersampling), la generació sintètica de mostres (SMOTE) per augmentar la presència de les categories subrepresentades, o la introducció de soroll gaussià a les dades existents per generar-ne de noves. Tot i que s'han explorat diverses estratègies, els resultats no van mostrar una opció clarament superior a les altres, per la qual cosa es va decidir seguir estrictament el procediment descrit per Kachuee et al. (2018) [1]. Seguint la metodologia de Kachuee et al., es va procedir a realitzar un downsampling (reduir les categories més representades a 819 batecs) i un sobremostreig (en aquest cas, un SMOTE) de la categoria amb menys de 819 batecs, que és el Fusion Beat. Aquesta estratègia resulta en un dataset d'entrenament equilibrat de 4095 batecs, amb 819 batecs per cada categoria. En l'Annex A es proporciona el codi complet referent al desenvolupament de la xarxa neuronal.

## 9.2. Arquitectura de la xarxa neuronal

La xarxa neuronal utilitzada per aquest projecte és idèntica a la proposta per Kachuee et al. (2018) que es pot veure a la Figura 28. A continuació, es descriu en detall la seva arquitectura, estructurada de la següent manera:

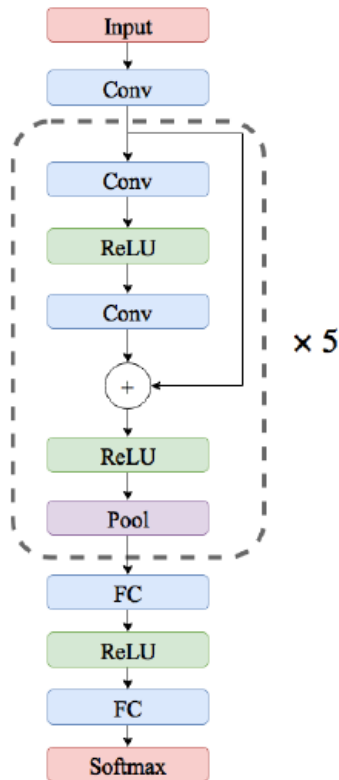


Figura 28: Arquitectura de la xarxa neuronal. Font:[1].

Es comença amb la primera part de la xarxa, on s'estableix la forma de l'entrada. Cada batec que s'analitza té 187 punts de dades, per això es defineix una capa d'entrada amb una forma de 187x1.

Després d'aquesta capa d'entrada, s'aplica el que es coneix com una capa de convolució 1D descrit anteriorment a l'apartat 6.3. Imagineu aquesta capa com un petit focus que es mou a través de les dades d'entrada, analitzant un tros petit a cada vegada (això és el que es coneix com a "kernel" o filtre). En aquest cas, el focus analitza 5 punts de dades cada vegada que es mou. D'aquests filtres en tenim 32 que es mouen a través de les dades amb pesos diferents, permetent-nos detectar diferents patrons en les dades simultàniament.

Cada bloc principal de la xarxa està format per dues capes de convolució com l'explicada anteriorment, amb una capa d'activació ReLU entre elles també explicada al apartat 6.3.

Després de la segona capa de convolució, s'afegeixen les sortides d'aquesta capa amb les sortides de la primera capa de convolució, creant així una connexió que permet a la xarxa aprendre més eficientment.

Un cop combinades aquestes sortides, es passen a través d'una altra capa d'activació ReLU, i després es condensen a través d'una capa de max pooling. Aquesta capa actua com un focus també, però en comptes d'analitzar les dades, el que fa és seleccionar el valor més destacat o significatiu d'un conjunt de dades, reduint així la mida de les dades que necessitem processar a continuació, també explicat en detall a l'apartat 6.3. Aquesta estructura es repeteix cinc vegades.

Un cop passades per aquests cinc blocs, les dades es "aplanen", convertint-se en un llarg vector unidimensional, el qual es pot tractar més fàcilment per les capes que venen a continuació, les capes denses.

Una capa densa és una capa on totes les neurones estan connectades amb totes les neurones de la capa anterior i la següent, permetent un aprenentatge més profund dels patrons. S'utilitzen dues capes denses amb 32 neurones cada una, seguides d'una tercera capa densa amb 5 neurones, les capes denses estan detallades a l'apartat 6.2.

Finalment, es fa servir la funció Softmax, que converteix l'última capa de neurones en probabilitats per a cada una de les 5 classes d'aritmies (apartat 6.3). Aquestes probabilitats seran el que ens digui la xarxa quin tipus d'aritmia creu que es troba en el batec que se li ha donat per analitzar.

### 9.3. Entrenament de la xarxa neuronal

Per entrenar la xarxa neuronal, s'utilitza un procés anomenat descens del gradient amb un optimitzador Adam, una versió més sofisticada del descens del gradient estocàstic. El descens del gradient estocàstic (SGD, per les seves sigles en anglès) és un algorisme d'optimització amplament utilitzat en l'aprenentatge automàtic. En lloc de calcular el gradient complet de la funció d'error en cada iteració, el SGD estima el gradient mitjançant mostreig aleatori d'un subconjunt de les dades d'entrenament. Aquesta aproximació estocàstica permet actualitzacions més ràpides dels paràmetres del model i pot ser més eficient computacionalment. Tot i que pot ser més sorollós i menys precís que el descens del gradient clàssic, el SGD és una eina potent per entrenar models d'aprenentatge automàtic en grans conjunts de dades. La funció de pèrdua que s'ha fet servir és la

'categorical\_crossentropy', que és comuna per als problemes de classificació multiclasse com el que estem tractant i és el "loss" que és vol minimitzar durant l'entrenament.

L'entrenament del model es realitza en lots de 32 exemples a la vegada, aquest procés s'anomena entrenament en lots o 'batch training'. Cada pas a través del conjunt de dades d'entrenament s'anomena 'epoch'. En aquest cas, s'han establert un màxim de 75 epoch per a l'entrenament.

S'utilitza una tècnica anomenada 'Learning Rate Decay' per ajustar la taxa d'aprenentatge al llarg de les epoch. La idea és que a mesura que el model aprèn, es volen fer ajustaments més petits als pesos. Això es fa mitjançant una funció exponencial que disminueix la taxa d'aprenentatge al llarg del temps. La taxa d'aprenentatge inicial es fixa a 0.001 i es disminueix exponencialment a cada època.

Per evitar el sobreajustament i estalviar temps de càlcul, s'ha implementat una tècnica d'aturada anticipada ('Early Stopping'). L'entrenament s'aturarà automàticament si la pèrdua de validació no millora després de 10 epoch consecutives. Cal destacar que a Kachuee et al. no fan servir Early Stopping però en la meua experiència és molt important per prevenir overfitting i que la xarxa neuronal s'apregui de memòria els diferents batecs del set d'entrenament.

Per mantenir el millor model obtingut durant l'entrenament, es fa servir el 'ModelCheckpoint'. Aquesta funció guarda el model que ha aconseguit la millor puntuació en la pèrdua de validació.

A més de l' "accuracy", també es calculen altres mètriques com la precisió, el recall i la puntuació f1 per a cada epoch. Aquestes mètriques proporcionen una millor comprensió del rendiment del model, sobretot en conjunts de dades desequilibrats.

Finalment, es divideix el conjunt de dades d'entrenament en un conjunt d'entrenament i un conjunt de validació fent servir un 20% de les dades per a la validació. Això permet monitoritzar el rendiment del model en un conjunt de dades independent durant l'entrenament. A la Figura 29 i a la Figura 30 es pot veure la utilitat de separar dades de validació durant l'entrenament, on es pot veure que a partir de la epoch 13 els residus de validació ja no baixen gaire i per tant l'Early Stopping funciona correctament.

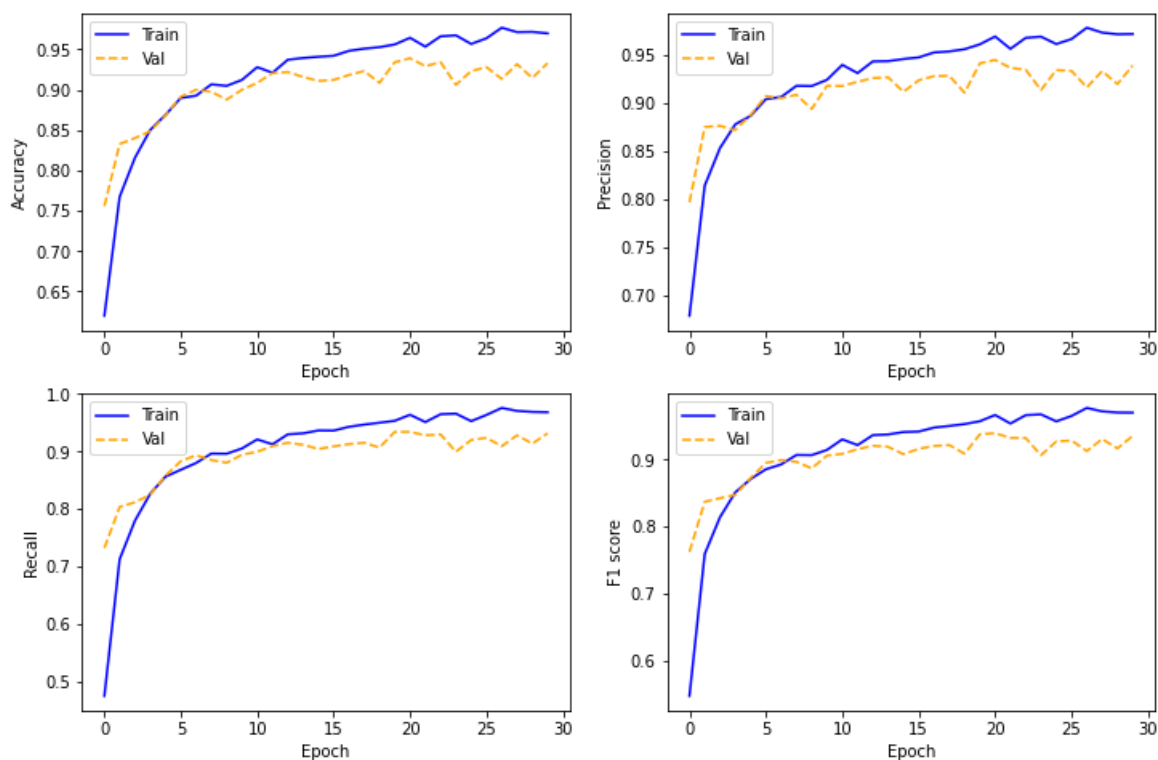


Figura 29: Quadre de les mètriques de classificació durant l'entrenament. Font: Pròpia.

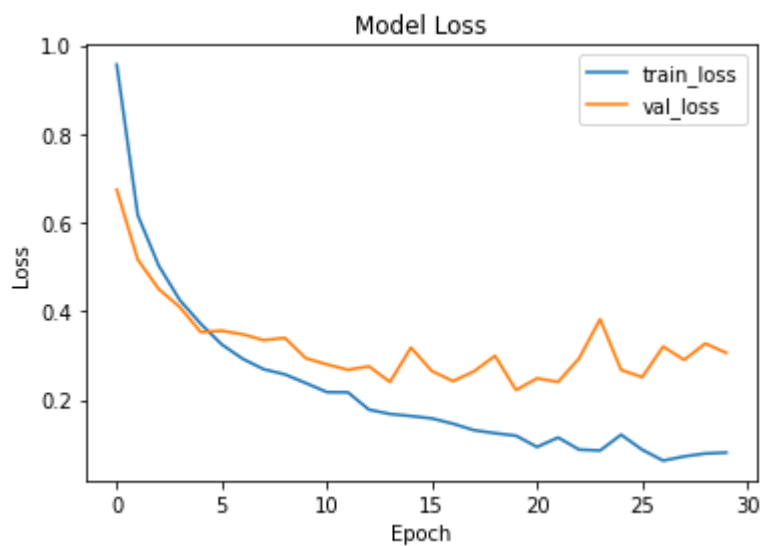


Figura 30: Gràfica de Categorical Crossentropy Loss a l'entrenament. Font: Pròpia.

## 9.4. Avaluació del model

Un cop entrenat el model, el següent pas és avaluar el seu rendiment amb dades que no ha vist mai, es pot veure la seva distribució a la Figura 26. Aquesta avaluació ens dona una idea de com el model es comportarà en el món real, amb dades noves.

Una forma d'avaluar la qualitat de les prediccions del model és mitjançant la matriu de confusió. Aquesta matriu presenta una visió detallada de com el model s'ha comportat per a cada classe classificant cada batec segons el valor més gran de la sortida a la capa softmax. En aquest cas, la matriu de confusió (Figura 31) és bastant diagonal, indicant que el model ha fet una bona feina al classificar correctament les mostres de cada classe. Cal destacar que els resultats són algo pitjor que els de Kachuee et al. (2018) ja que en el seu article no diu exactament com s'ha fet però tampoc disten molt del resultat esperat (Figura 32).

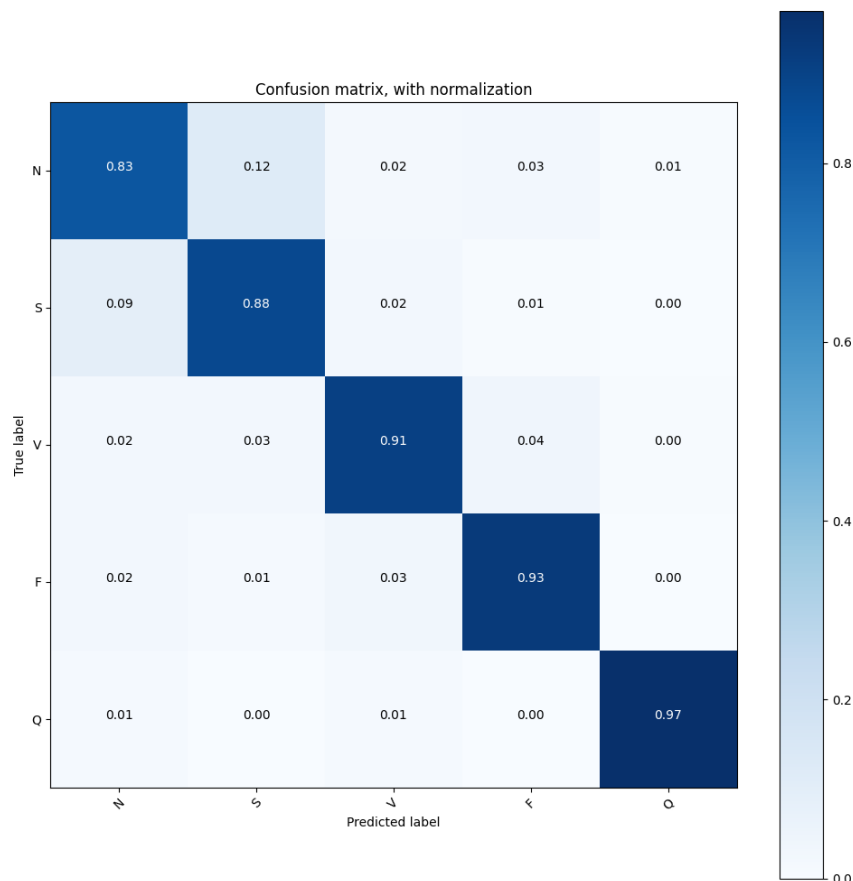


Figura 31: Matriu de confusió de la xarxa neuronal. Font: Pròpia.



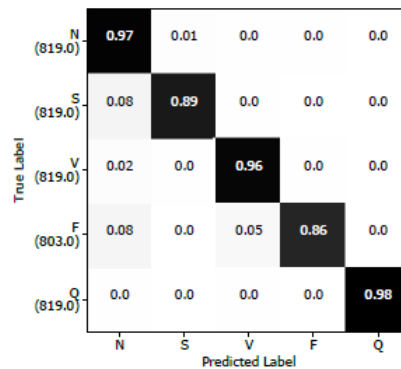


Figura 32: Matriu de confusió de la xarxa neuronal a Kachuee et al. Font: [1]

Una de les maneres d'avaluar l'efectivitat d'un model de xarxa neuronal és a través dels informes de classificació. Aquests informes proporcionen una vista detallada de com el model es comporta en diverses mètriques, com la precisió, el recall i la puntuació f1 per a cada classe. A continuació i a la Figura 58 es pot veure visualment que significa cada mètrica.

La precisió indica quin percentatge de prediccions fetes pel model per una classe específica són correctes. És una mètrica crucial quan les falses positives són especialment problemàtiques. En aquest cas, el model ha obtingut una precisió general del 84%, el que significa que en el 84% dels casos, el model ha predit la classe correcta.

El recall, per altra banda, representa el percentatge de casos positius reals que el model ha pogut identificar correctament. És una mètrica important quan les falses negatives són un problema. La puntuació F1 és una mesura combinada de la precisió i el recall, i proporciona una única mesura de la qualitat d'un model.

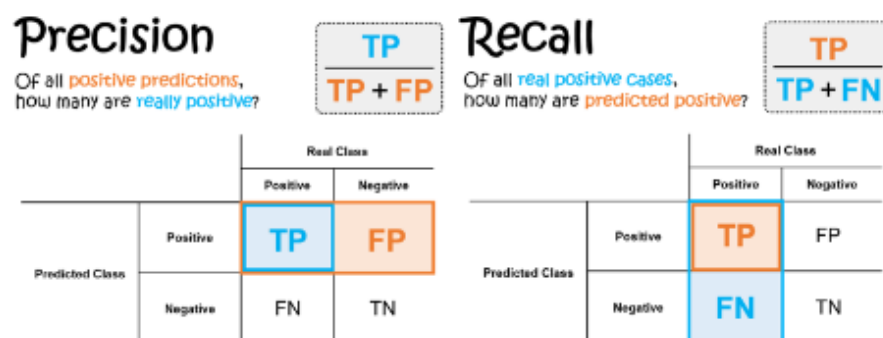


Figura 58: Explicació visual de mètriques de classificació. Font: Towards Data Science.

Les mètriques individuals per a cada classe proporcionen una visió més detallada de l'efectivitat del model. Per exemple, la classe 0 ha aconseguit una alta precisió de 0,99, però un recall més baix de 0,83. Això podria suggerir que el model té una bona capacitat per predir correctament els casos normals (classe 0), però potser no és tan bo per identificar tots els casos normals que realment hi ha.

D'altra banda, la classe 1 té una precisió més baixa de 0,18 però un alt recall de 0,88. Això podria indicar que el model fa més falses positives quan es tracta de la classe 1, però és bastant bo per trobar la majoria dels veritables positius.

A més, també s'han calculat altres mètriques per a una avaluació més completa del model. La 'Ranking-based average precision' de 0,913 indica que el model generalment assigna una puntuació més alta a les etiquetes correctes. Aquesta mètrica és útil quan es vol saber com de bé el model pot distingir entre les classes en termes de puntuacions de probabilitat assignades.

La 'Ranking loss' de 0,056 representa la pèrdua mitjana per la mala classificació de les prediccions del model. Una pèrdua de classificació més baixa és millor, ja que indica que el model comet menys errors en la seva classificació.

La 'Coverage error' d'1,225 es refereix al nombre mitjà d'etiquetes que cal predir per cobrir totes les etiquetes correctes. Un error de cobertura més baix és preferible, perquè indica que el model necessita predir menys etiquetes per arribar a totes les respostes correctes.

En general, malgrat les variacions en el rendiment entre les classes, l'avaluació mostra que el model ha aconseguit un bon rendiment global en la classificació d'arrítmies. Tot i això, és important continuar treballant per millorar el rendiment en les àrees identificades.

## 10. Implementació en el STM32

### 10.1. Validació del model

En la implementació de xarxes neuronals en dispositius, validar la seva compatibilitat i correcte funcionament és molt important. Aquest procés es facilita mitjançant l'eina X-CUBE-AI, una extensió de STM32CubeMX que proveeix el fabricant. Aquesta poderosa eina pot convertir xarxes neuronals que ja s'han entrenat, provinents de marcs de treball ben establerts com Keras, en una llibreria que es pot integrar de manera transparent en el projecte de l'usuari. A la Figura 32 es pot veure un diagrama de com funciona X-Cube-Ai.

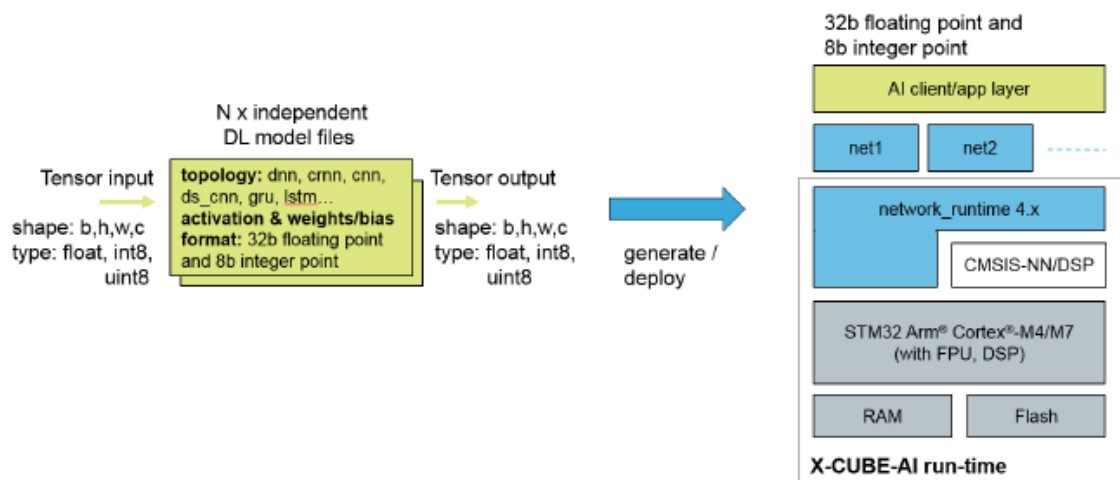


Figura 32: Diagrama General d'X-Cube-Ai. Font:[34].

Una peça central dins de X-CUBE-AI és la seva eina de mapeig de xarxes neuronals (NN) automàtica. Aquesta eina transforma la xarxa neuronal, essencialment un model matemàtic abstracte, en un codi concret que pot ser executat en un sistema específic, sigui aquest un ordinador, un dispositiu mòbil o una MCU. Aquest procés de mapeig no només converteix les operacions de la xarxa en operacions realitzables pel processador, sinó que també optimitza l'ús de la memòria i el càlcul per a la implementació específica. Per a fer-ho més comprensible, es pot dir que el X-CUBE-AI core engine és com un traductor: converteix el llenguatge de les xarxes neuronals (models matemàtics complexos) en un llenguatge que pot entendre i executar el dispositiu STM32 (codi C). A més, optimitza aquesta traducció per assegurar-se que la implementació resultant funcioni de la manera més eficient

possible dins de les restriccions de maquinari del dispositiu. Aquesta eina també proporciona suport per a la construcció de l'aplicació i la seva integració amb l'entorn de desenvolupament del programador [34]. A la Figura 33 es pot veure un diagrama sobre aquest core engine d'X-Cube-AI.

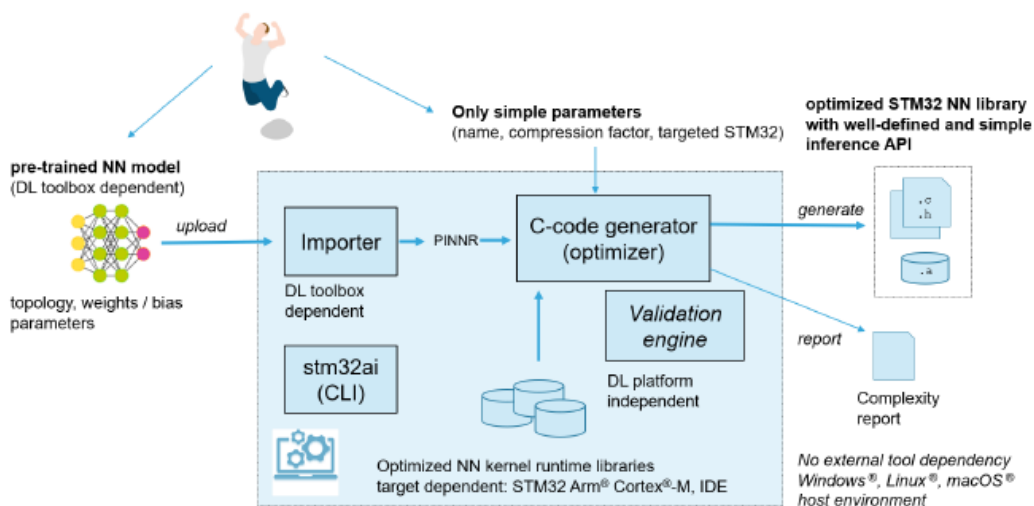


Figura 33: Diagrama del core engine d'X-Cube-Ai. Font:[34].

Dintre de les múltiples opcions de projectes que presenta X-CUBE-AI, aquest apartat se centra en el projecte de validació (Validation Template). Aquest projecte contrasta, de forma incremental, els resultats obtinguts per la xarxa neuronal en l'entorn d'un PC i en l'entorn incrustat de la MCU (veure Figura 34), la qual està basada en l'Arm® Cortex®-M de STM32. Per al cas de validació en l'entorn incrustat, es va realitzar una reducció de les dades del conjunt de test (una selecció de 100 dades en total, 20 de cada classe), a causa de que tarda cada inferència 568.808 ms per batec a validar. Així, en el conjunt original de test, aquest procés hauria durat unes 6 hores.

Output	acc	rmse	mae	l2r	mean	std	nse	cos	tensor
x86 c-model #1	85.78%	0.2086298	0.0718935	0.5035889	-0.0000000	0.2086307	0.7279628	0.8854620	softmax, ai_float, (1,1,1,5), m_id=[31]
original model #1	85.78%	0.2086298	0.0718935	0.5035889	-0.0000000	0.2086307	0.7279628	0.8854620	softmax, ai_float, (1,1,1,5), m_id=[31]
X-cross #1	100.00%	0.0000001	0.0000001	0.0000004	0.0000000	0.0000001	1.0000000	1.0000001	softmax, ai_float, (1,1,1,5), m_id=[31]

Output	acc	rmse	mae	l2r	mean	std	nse	cos	tensor
stm32 c-model #1	91.00%	0.1696671	0.0467762	0.3976941	-0.0000000	0.1698370	0.8204417	0.9256706	softmax, ai_float, (1,1,1,5), m_id=[31]
original model #1	91.00%	0.1696671	0.0467762	0.3976941	0.0000000	0.1698370	0.8204418	0.9256706	softmax, ai_float, (1,1,1,5), m_id=[31]
X-cross #1	100.00%	0.0000001	0.0000000	0.0000003	-0.0000000	0.0000001	1.0000000	0.9999999	softmax, ai_float, (1,1,1,5), m_id=[31]

Figura 34:La validació superior és sobre PC i la inferior en el dispositiu. Font:Pròpia.

La validació del model C generat és un aspecte fonamental en aquest procés. Aquesta validació es basa en el càlcul de diferents mètriques, que inclouen no només la precisió del model ('accuracy'), sinó també la seva eficiència en termes d'ús dels recursos de la placa P-NUCLEO-WB55. Una mètrica clau que s'avalua és el nombre de cicles de rellotge per a cada operació de multiplicació i acumulació (MACC), que és l'operació principal quan es calcula l'activació d'una neurona en una xarxa neuronal. Segons l'estimació del fabricant, cada MACC representa aproximadament 9 cicles de rellotge en un processador M4, però trobem en el output de la validació que realment és de 10.29 cicles per MACC i la complexitat de la xarxa neuronal a implementar és de 3537776 MACC. Aquests 10.29 cicles són deguts a que si portà unitat de coma flotant (FPU) el processador tarda un cicle addicional (per tant, l'aproximació del fabricant té sentit  $9+1$  cicles/MACC teòrics~ 10.24 cicles/MACC reals).

El model que es va implementar ocupa menys d'1MB de la memòria flash (220.35 KiB) del dispositiu i menys de 256KB de la RAM (53.62 KiB). La única configuració necessària per a la validació del model és la configuració del protocol de comunicació UART, que permet la comunicació entre el PC i el dispositiu. Amb aquesta configuració, es pot confirmar que les mètriques de la xarxa neuronal són consistents amb els resultats obtinguts durant el desenvolupament amb Python (Keras), la qual cosa és un bon indicador de que el model és pot implementar correctament, a la Figura 34 es pot veure una imatge del output.

A més, la extensió X-Cube-AI ens va proporcionar un gràfic detallat de la memòria utilitzada per cada capa de la xarxa neuronal, que es pot veure a la Figura 35. Per obtenir més detalls sobre aquest aspecte, recomano que consultis l'Annex B.

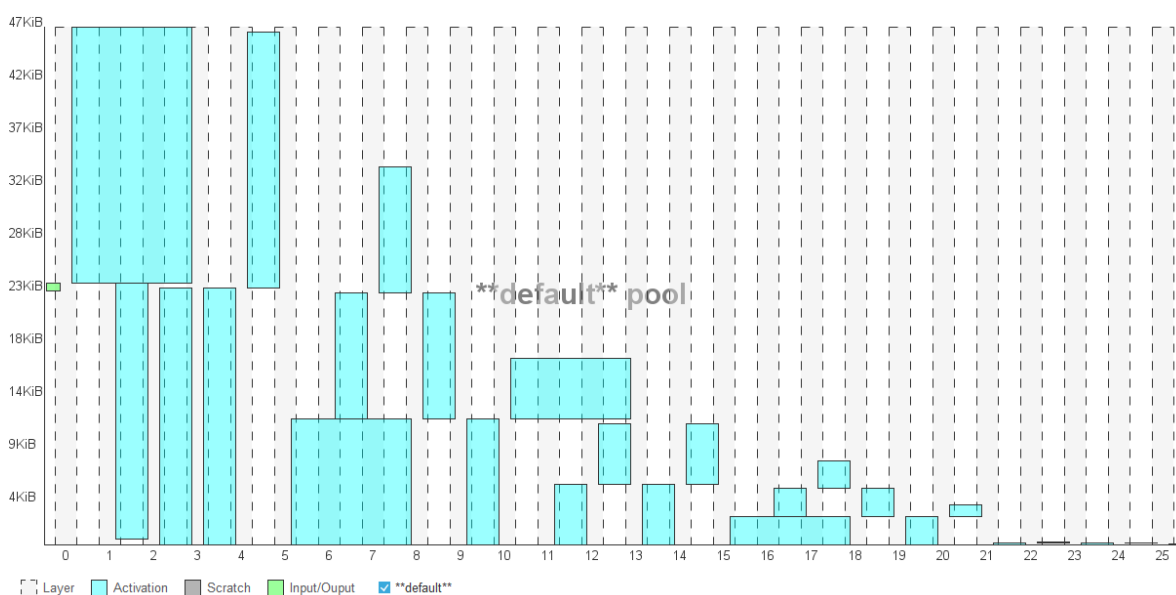


Figura 35: Memòria feta servir per capa i per tipus. Font:[34].

Per obtenir més informació sobre com funciona l'Expansion Package de X-CUBE-AI, es recomana la consulta del manual "Getting started with X-CUBE-AI Expansion Package for Artificial Intelligence (AI)" [34].

## 10.2. Aplicació IA inicial

En aquesta etapa del projecte, l'objectiu principal es desenvolupar un "Application Template" d' X-CUBE-AI que permeti introduir un batec de cor directament en el codi com un array. Aquest batec de cor es va codificar "hardcoded" a partir d'una mostra del conjunt de dades de test, i es va utilitzar per simular l'entrada de dades en temps real a la xarxa neuronal.

La funció *acquire\_and\_process\_data()* és una funció clau en aquest procés. Aquesta funció pren com a entrada un array de dades (que en aquest cas conté el batec de cor) i el copia a la memòria del buffer d'entrada que la xarxa neuronal farà servir per processar les dades. Aquesta funció es crida abans que la xarxa neuronal processi les dades, assegurant que les dades correctes estiguin disponibles per al seu processament.

El codi d'aquesta funció comença convertint el punter *ai\_input[0].data* a un punter a float, ja que les dades d'entrada són de tipus float. A continuació, es copien les dades d'entrada des de l'array de batecs de cor al buffer d'entrada. Aquest procés es realitza fent servir un bucle for que recorre tots els elements de l'array. A la Figura 36 es pot veure la funció *acquire\_and\_process\_data()*.

```
int acquire_and_process_data(ai_float data[])
{
    // Cast the data_ins pointer to a float pointer, since the input data is float
    ai_float* input_data = (ai_float*) ai_input[0].data;

    // Copy the input data from the array to the input buffer
    for (int i = 0; i < AI_NETWORK_IN_1_SIZE; i++) {
        input_data[i] = data[i];
    }
    return 0;
}
```

Figura 36: Codi respectiu a la funció *acquire\_and\_process\_data()*. Font: Pròpia.

Una vegada la xarxa neuronal ha processat les dades, es crida a la funció *post\_process()*. Aquesta funció pren les dades de sortida de la xarxa neuronal i les envia al port sèrie. Aquesta funció ens permet veure els resultats de la classificació de la xarxa neuronal.

La funció comença convertint el punter *ai\_output[0].data* a un punter a float, ja que les dades de sortida són de tipus float. Després, fa servir la funció *sprintf()* per posar en

format les dades de sortida en una cadena de text que es pot imprimir. Finalment, es transmeten les dades de sortida a través de la porta UART1 amb un retard màxim fent servir la funció `HAL_UART_Transmit()`. A la Figura 37 es pot veure la funció `post_process()`.

```
int post_process(ai_i8* data[])
{
    /* Cast the output data pointer to a float pointer, since the output data is float */
    ai_float* output_data = (ai_float*) ai_output[0].data;
    /* Print the output data to the serial port */
    char buf[64];
    int len = snprintf(buf, sizeof(buf), "Output: %.2f, %.2f, %.2f, %.2f, %.2f\r\n",
        output_data[0], output_data[1], output_data[2], output_data[3], output_data[4]);
    HAL_UART_Transmit(&huart1, (uint8_t*)buf, len, HAL_MAX_DELAY);
    return 0;
}
```

Figura 37: Codi respectiu a la funció `post_process()`. Font: Pròpia.

En el bucle infinit `while(1)` del fitxer `main.c`, simplement es crida la funció `MX_X_CUBE_AI_Process()` del fitxer `app_x-cube-ai.c`. A la Figura 38 es pot com és defineix aquesta funció.

```
void MX_X_CUBE_AI_Process(void)
{
    /* USER CODE BEGIN 6 */
    int res = -1;

    printf("TEMPLATE - run - main loop\r\n");

    if (network) {
        do {
            /* 1 - acquire and pre-process input data */
            res = acquire_and_process_data(heartbeat);
            /* 2 - process the data - call inference engine */
            if (res == 0)
                res = ai_run();
            /* 3- post-process the predictions */
            if (res == 0)
                res = post_process(data_outs);
        } while (res==0);
    }

    if (res) {
        ai_error err = {AI_ERROR_INVALID_STATE, AI_ERROR_CODE_NETWORK};
        ai_log_err(err, "Process has FAILED");
    }
    /* USER CODE END 6 */
}
```

Figura 36: Codi respectiu a la funció `MX_CUBE_AI_Process()`. Font: Pròpia.

Amb la definició d'aquestes dues funcions, s'ha establert una via de comunicació entre el codi de simulació del batec de cor i la xarxa neuronal, permetent-nos simular la classificació d'un batec de cor per separat. A la Figura 39 es pot veure com és el output i com classifica de manera correcta.

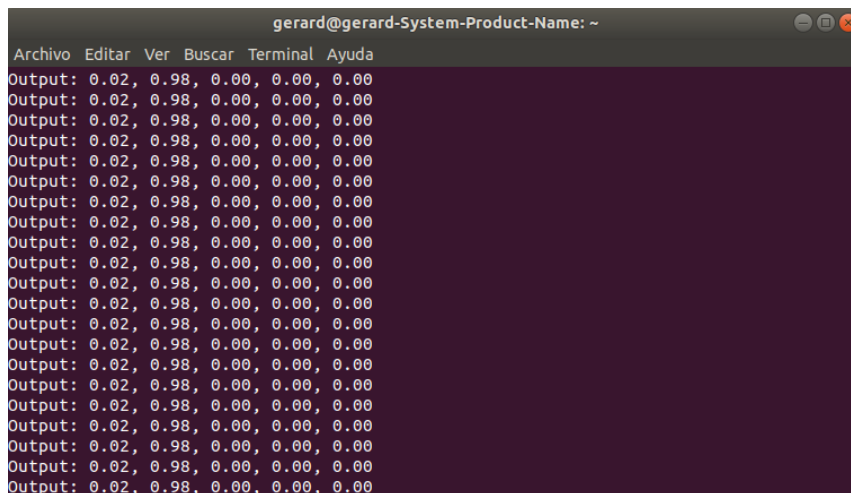


Figura 39: Exemple d'output port sèrie de la classe 1 de l'aplicació inicial. Font:

### 10.3.Aplicació lectura ADC

La part més complexa d'aquesta secció del projecte consisteix en la construcció del circuit requerit per implementar l'AD8232 a la placa P-NUCLEO-WB55. Amb l'ajuda del Abel, un bon amic meu, vaig poder obtenir tot el material necessari i suport per dur a terme el disseny. Amb el seu coneixement i utilitzant eines com un oscil·loscopi, un generador d'ones, un soldador i altres components passius, vam ser capaços de muntar un circuit a la placa PCB 22402A-18. A través dels connectors d'Arduino, aquest circuit es pot connectar de manera compacta i elegant amb tots els elements necessaris per a la lectura de l'ADC a la placa P-NUCLEO-WB55.

Durant aquest procés, vam experimentar amb diverses proves i errors per assegurar-nos que el circuit funcionava de manera adequada. La nostra meta era aconseguir connexions estables i fiables entre aquest circuit i la placa, amb la finalitat de garantir una lectura precisa dels senyals generats pel sensor AD8232. Per fer aquestes connexions ens vam basar en el següent blog on es fan les connexions per un Arduino [35] i en el User Manual de P-NUCLEO-WB55 [25].

A la Figura 40, es mostra un diagrama que il·lustra les connexions entre aquest circuit i la placa P-NUCLEO-WB55. Aquest diagrama reflecteix la manera en què els diferents components estan interconnectats per permetre la lectura de l'ADC i el processament posterior de les dades aconseguides.

Mitjançant aquesta implementació, s'ha aconseguit una solució eficaç per integrar el sensor AD8232 a la placa P-NUCLEO-WB55, obrint les portes a futures aplicacions i anàlisis dels



senyals biològiques capturades. En els apartats següents, s'explorà amb més detall el funcionament i la programació necessària per a realitzar la lectura de l'ADC i l'anàlisi de les dades aconseguides a través d'aquest sistema. A la Figura 40 es pot veure el diagrama de com són aquestes connexions entre aquest circuit i la placa.

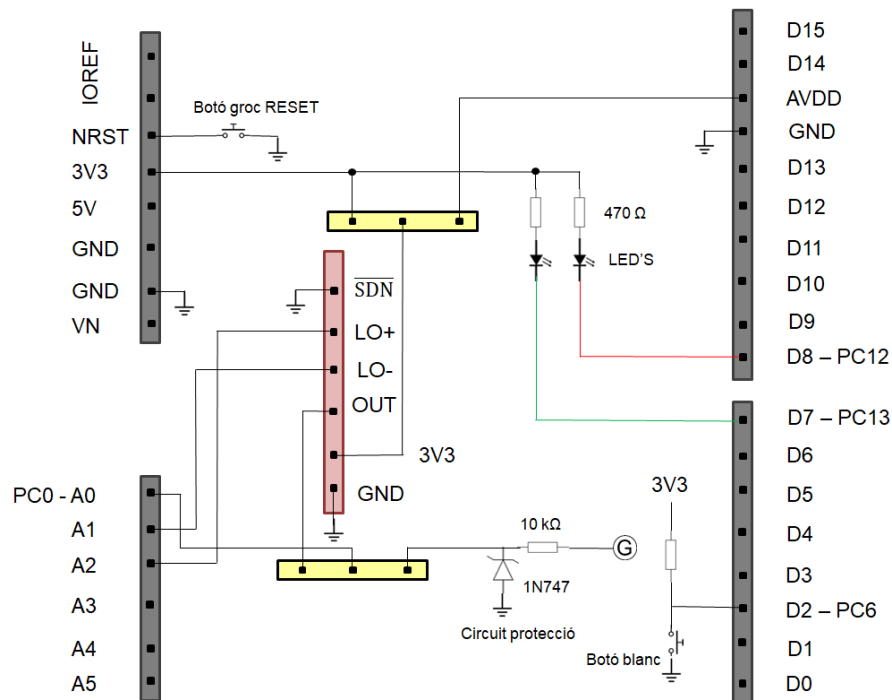


Figura 40: Esquema de connexions. Font: Pròpia[34].

Amb aquest esquema i l'ús de l'oscil·loscopi, tenim la capacitat de verificar el correcte funcionament del AD8232 sense necessitat de desenvolupar cap codi addicional. Mitjançant aquesta tècnica, es pot observar el senyal generat i assegurar-nos que és consistent i concorda amb les expectatives.

Per a realitzar aquesta comprovació, connectem el cable del canal positiu de l'oscil·loscopi al punt de connexió sota l'AD8232 en el disseny, utilitzant un cocodril. A continuació, connectem el cable del canal negatiu de l'oscil·loscopi a la connexió a terra (és la nansa en paral·lel als connectors Arduino), fent servir un altre cocodril. D'aquesta manera, establim una connexió per a capturar i visualitzar el senyal generat pel convertidor ADC.

A la Figura 41 es mostra una imatge del senyal analitzat a l'oscil·loscopi en diferents configuracions. A través d'aquesta visualització, es pot confirmar que tot està funcionant com s'esperava. És una manera ràpida i efectiva de validar el funcionament del AD8232 i assegurar-nos que la lectura dels senyals analògics es du a terme correctament.

Aquesta verificació inicial ens proporciona confiança en el sistema i ens permet avançar

amb la implementació i anàlisi més detallada de les dades obtingudes a través d'aquest convertidor ADC.

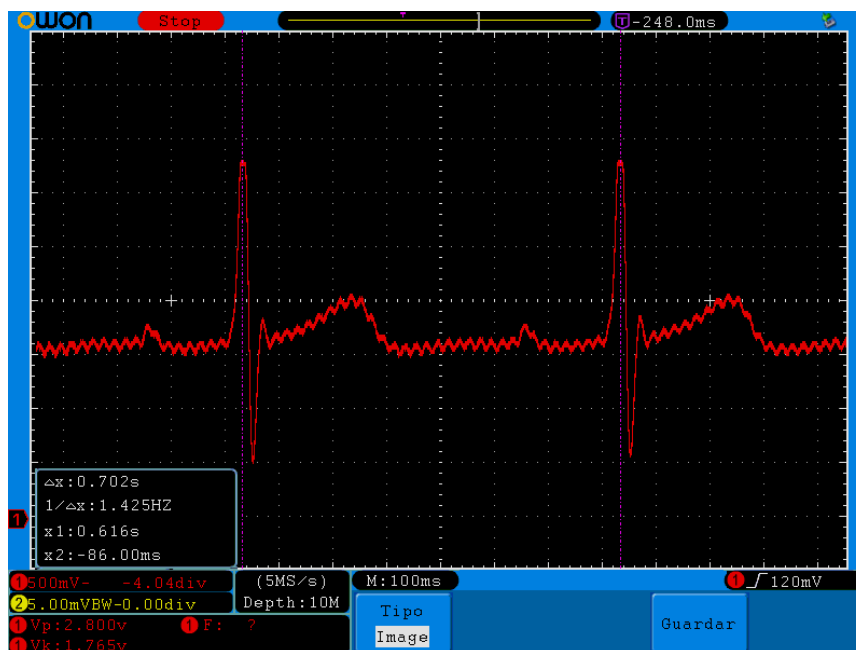


Figura 41: Batecs de cor al oscil·loscopi. Font: Pròpia[34].

Hi ha certes observacions rellevants que es poden fer en aquest punt. Per exemple, es pot destacar el temps que transcorre entre l'ona R i l'ona R del meu cor, que s'ha mesurat en uns 0.7 segons. Aquesta dada és important per a la implementació final del sistema, ja que proporciona una referència temporal significativa.

En aquest apartat, és important destacar que tot i que el treball de Kachuee et al. [1] fa referència a l'ús del "lead II" per a l'adquisició d'ECG, no proporciona imatges ni una descripció detallada de com realitzar aquesta configuració en el seu cas de manera precisa. Aquesta manca d'instruccions visuals i detallades dificulta encara més la tasca de replicar correctament aquesta configuració. Per aquest motiu, s'ha posat els elèctrodes com marca el llibre The ECG Made Easy [14], a la Figura 6 es pot veure aquesta disposició.

De fet, en el procés d'intentar imitar el "lead II" utilitzant les dades del dataset i les investigacions de Kachuee et al. [1], s'ha observat que l'ona S és molt pronunciada en les lectures al desplaçar lleugerament els elèctrodes de lloc. Aquesta situació pot ser una conseqüència de la complexitat inherent de portar a cap un ECG perfecte sense tenir una formació específica en cardiologia.

És essencial destacar aquesta dificultat addicional en la replicació precisa de la configuració "lead II" de l'ECG. La falta d'instruccions visuals i detallades juntament amb la

complexitat de capturar de manera adequada les ones de l'ECG sense una formació específica, posa de manifest els reptes associats amb aquesta tasca.

### 10.3.1. Codi ADC

El codi comença configurant dos pins de GPIO (GPIO\_PIN\_13 i GPIO\_PIN\_12) al GPIOC, és a dir, el LED vermell i verd. D'aquesta manera s'implementa addicionalment al codi estrictament necessari un semàfor per entendre quan està recollint dades i quan està passant les dades com a inputs de la xarxa neuronal.

A continuació, es calcula el període de mostreig en mil·lisegons (sampleTime) basat en una freqüència de mostreig de 125 Hz (imitant a Kachuee et al. 2018 [1]). S'entra en un bucle while que durarà 10 segons[1], durant el qual es prenen mostres de l'ADC. Cal destacar que en aquest projecte final de màster és prioritza la funcionalitat a la eficiència. Una manera molt més eficient i interessant de fer aquest procés podria ser fer servir interrupcions o DMA.

En cada iteració del bucle, es comprova si ha passat el temps de mostreig des de l'última mostra. Si és així, es pren una altra mostra de l'ADC.

Per prendre una mostra de l'ADC, s'inicia l'ADC amb HAL\_ADC\_Start(), s'espera a que la conversió acabi amb HAL\_ADC\_PollForConversion(), i després es llegeix el valor de l'ADC amb HAL\_ADC\_GetValue(). Aquest valor és un nombre enter que representa el voltatge mesurat en un rang de 0 a 4096 (per un ADC de 12 bits).

Aquest valor es converteix a volts multiplicant per  $(3.3 / 4096.0)$  i es guarda a l'array heartbeat. El comptador n es incrementa per indicar que s'ha adquirit una nova mostra.

Una vegada s'han adquirit totes les mostres, els pins GPIO es tornen a canviar d'estat per indicar que l'adquisició de dades ha acabat.

Finalment, totes les mostres adquirides (1250 mostres, es mostreja durant 10 segons a 125 Hz) es transmeten a través del port sèrie i podem extreure aquestes dades amb TeraTerm (Windows) o Minicom (Ubuntu). Per fer això, cada valor de l'array heartbeat es converteix a una cadena de text amb sprintf(), i es transmet a través de l'UART amb HAL\_UART\_Transmit(). Es fa una petita pausa de 20 ms després de transmetre cada valor per donar temps al receptor per processar les dades.

Aquest codi permet adquirir un senyal de l'ADC a una freqüència de 125 Hz, convertir aquest senyal a voltatge, i transmetre les dades a través de l'UART per a anàlisi o visualització.

### 10.3.2. Codi aplicat al generador d'ones

En aquest punt, el generador d'ones juga un paper molt interessant, ja que permet el desenvolupament de codi i la realització de proves amb facilitat, sense la necessitat de connectar constantment els elèctrodes. Amb el generador d'ones, és possible generar ones que simulin els batecs del cor. Per a això, simplement cal col·locar el jumper superior de la placa entre el pin esquerre i el central, i connectar el cable positiu a la nansa horitzontal de la placa, mentre que el cable negatiu es connecta a terra. D'aquesta manera, es pot transmetre directament batecs del cor a la placa P-NUCLEO-WB55 sense necessitat de capturar-los utilitzant l'AD8232.

A la Figura 42 i 43 es mostra un exemple de batecs extrets usant el codi anterior i amb el generador d'ones connectat. Aquesta configuració ens permet avaluar el funcionament de la placa i verificar si la lectura de l'ECG es realitza de manera correcta.

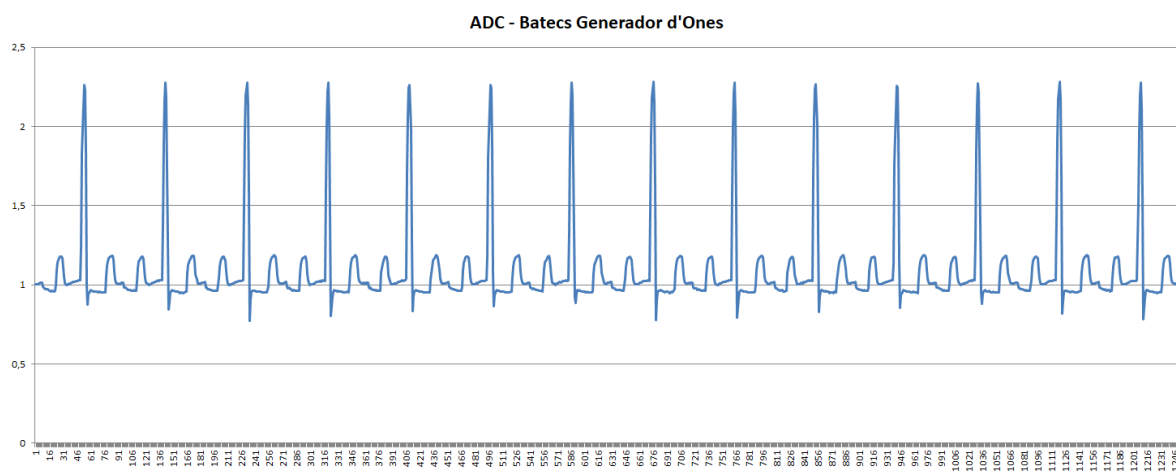


Figura 42: Batecs del generador d'ones recollits. Font: Pròpia[34].

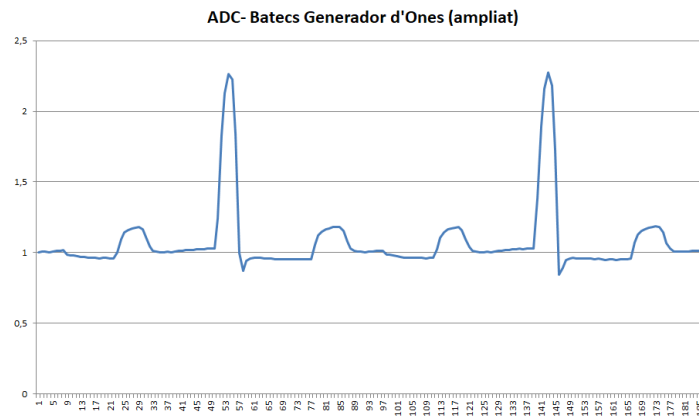


Figura 43: Batecs del generador d'ones amb un zoom. Font: Pròpia[34].

Aquesta característica del generador d'ones proporciona una gran facilitat en el desenvolupament i les proves, ja que permet generar senyals simulats dels batecs del cor sense haver de dependre de senyals fisiològics reals. Això simplifica el procés de depuració del codi i l'avaluació del comportament de la placa en diferents escenaris.

## 10.4. Aplicació final

En el desenvolupament del codi final, es realitza la combinació dels codis presentats en els dos apartats anteriors. Per poder combinar aquests dos codis, cal aplicar un processament de dades. Aquest procés de processament de dades segueix el procediment descrit per Kachuee et al.[1], que es detalla a la Figura 44.

- 1) Splitting the continuous ECG signal to 10s windows and select a 10s window from an ECG signal.
- 2) Normalizing the amplitude values to the range of between zero and one.
- 3) Finding the set of all local maximums based on zero-crossings of the first derivative.
- 4) Finding the set of ECG R-peak candidates by applying a threshold of 0.9 on the normalized value of the local maximums.
- 5) Finding the median of R-R time intervals as the nominal heartbeat period of that window ( $T$ ).
- 6) For each R-peak, selecting a signal part with the length equal to  $1.2T$ .
- 7) Padding each selected part with zeros to make its length equal to a predefined fixed length.

Figura 44: Passos de Kachuee et al per al processament de dades. Font: [1][34].

Les funcions que s'han definit en el arxiu main.c per poder dur a terme aquest processament de dades són les següents:

- **sample\_ecg\_data:** Aquesta funció adquireix dades ECG mitjançant un conversor analògic a digital (ADC). Aquesta funció estableix dos pins de GPIO (els LED's) per a la sincronització i inicia l'ADC. Es fa servir un bucle que es repeteix fins que s'ha adquirit la quantitat de dades desitjada. Durant aquest bucle, es controla si s'ha arribat al temps de mostreig. Si és així, es pren una mostra a través de l'ADC i es converteix el valor de voltatge d'entrada en un valor d'amplitud que s'afegeix a l'array de dades d'ECG. Aquesta funció seria el codi desenvolupat a l'apartat anterior *10.3 Aplicació lectura ADC*.
- **normalize:** Aquesta funció es fa servir per normalitzar els valors d'amplitud del senyal d'ECG. Primerament, es busca el valor màxim d'amplitud del senyal. A continuació, es divideix cada valor d'amplitud del senyal pel valor màxim. Això resulta en un senyal amb valors normalitzats entre 0 i 1.
- **find\_r\_peaks:** Aquesta funció identifica els pics R en un senyal ECG, que són punts de màxima amplitud que representen la contractació ventricular. La funció passa per cada punt de dada de l'array d'ECG. Si troba un valor que supera un llindar establert (en aquest cas, 0.90 després de la normalització), es considera que aquest punt és un pic R. Després, es considera un període refractari, durant el qual no es buscaran més pics R.
- **compare\_ints i find\_median\_rr\_interval:** Aquestes funcions calculen l'interval mitjà entre pics R consecutius (interval RR). Aquests intervals es guarden en un array, que es classifica en ordre ascendent. Després es calcula la mediana de l'array.
- **select\_segments:** Aquesta funció selecciona segments del senyal d'ECG centrats en els pics R. Els segments són d'una longitud de 1.2 vegades l'interval RR mitjà, i s'omple la resta del segment amb zeros fins a aconseguir una longitud fixa de 187 punts de dada.
- **process\_ecg\_data:** Aquesta funció es fa servir per processar les dades d'ECG, invocant les funcions anteriors per normalitzar el senyal, identificar pics R, calcular l'interval RR mitjà, i seleccionar segments. A la Figura 45 es pot veure com aquesta funció crida les funcions anteriors.

```

void process_ecg_data(float *heartbeat, uint32_t len, float segments[][187]) {
    // Step 1: Normalize the amplitude values to the range between zero and one
    normalize(heartbeat, len);

    // Step 2: Find the set of ECG R-peak candidates by applying a threshold of 0.9 on the normalized value of the local maximums
    int r_peaks[20];
    uint32_t refractory_period = 25; // Adjust this value as needed, in data points
    uint32_t r_peak_count = find_r_peaks(heartbeat, 1250, r_peaks, refractory_period);

    // Step 3: Find the median of R-R time intervals as the nominal beat period of that window (T)
    float T = find_median_rr_interval(r_peaks, r_peak_count);

    // Step 4: For each R-peak, select a signal part with the length equal to 1.2T.
    // Pad each selected part with zeros to make its length equal to a predefined fixed length(187)
    select_segments(heartbeat, r_peaks, r_peak_count, T, segments);
}

```

Figura 45: Definició de la funció process\_ecg\_data(). Font: Pròpia.

Aleshores el bucle infinit while(1) el que és fa és contínuament recollir dades, processar-les i transmetreles a la xarxa neuronal com es pot veure a la Figura 46.

```

while (1)
{
    sample_ecg_data(heartbeat, 125, 10000);
    process_ecg_data(heartbeat, 1250, segments);
    /* USER CODE END WHILE */

    MX_X_CUBE_AI_Process();
    /* USER CODE BEGIN 3 */
}
/* USER CODE END 3 */
}

```

Figura 46: Bucle while(1) de la solució final. Font: Pròpia.

En la segona part del codi, al arxiu app\_x-cube-ai.c es gestiona la adquisició de dades, la predicció amb la xarxa neuronal i la post-processament dels resultats. Aquestes funcions són les desenvolupades a l'apartat *10.2 Aplicació IA inicial* amb algunes modificacions.

- **acquire\_and\_process\_data:** Aquesta funció copia les dades d'entrada (un segment d'ECG) a la memòria d'entrada de la xarxa neuronal.
- **post\_process:** Aquesta funció llegeix les dades de sortida de la xarxa neuronal, que contenen les prediccions de la xarxa. Després, passa al format i imprimeix aquestes dades per l'UART per a la seva visualització.
- **MX\_X\_CUBE\_AI\_Process:** Aquesta és la funció principal que gestiona tot el procés de la aplicació. La funció itera a través de cada segment disponible (un total de cinc segments, com es veu en el bucle for), realitzant una sèrie d'operacions en cada iteració. Com es pot veure a la Figura 47, aquesta funció ha estat modificada respecte a la versió original proporcionada pel fabricant.

En primer lloc, invoca la funció *acquire\_and\_process\_data*, que adquireix i processa les dades d'entrada per a cada segment. A continuació, es crida la funció *ai\_run* que utilitza la xarxa neuronal per realitzar prediccions basades en les dades processades. Finalment, la funció *post\_process* es fa càrrec de la post-processament de les dades de sortida, preparant-les per a la visualització o anàlisi posterior.

Es important destacar que aquesta funció ha estat modificada respecte a la versió original proporcionada pel fabricant per adaptar-se millor a les necessitats del projecte. En particular, s'ha limitat la funció perquè només processi els primers cinc batecs dels deu segons enregistrats per l'ADC.

```
void MX_X_CUBE_AI_Process(void)
{
    /* USER CODE BEGIN 6 */
    int res = -1;

    printf("TEMPLATE - run - main loop\r\n");

    if (network) {
        // Iterate through the available segments
        for (int k = 0; k < 5; k++) {
            /* 1 - acquire and pre-process input data */
            res = acquire_and_process_data(segments[k]);
            /* 2 - process the data - call inference engine */
            if (res == 0)
                res = ai_run();
            /* 3- post-process the predictions */
            if (res == 0)
                res = post_process();

            // If there's an error during the processing, break out of the loop
            if (res != 0) {
                break;
            }
        }
    }

    if (res) {
        ai_error err = {AI_ERROR_INVALID_STATE, AI_ERROR_CODE_NETWORK};
        ai_log_err(err, "Process has FAILED");
    }
    /* USER CODE END 6 */
}
```

Figura 47:Modificació de MX\_CUBE\_AI\_Process. Font: Pròpia.

## 10.5.Resultats obtinguts

Els resultats presentats en aquest treball de màster representen un aprofundiment exhaustiu en l'estudi del prototip. Amb l'objectiu de comprendre a fons aquests resultats, s'han realitzat experiments rigorosos i detallats. Aquesta secció se centra en l'anàlisi i la presentació dels resultats obtinguts a través d'aquests experiments, els quals ofereixen una visió clara i significativa dels resultats generats per la xarxa neuronal en diferents condicions.

Per assegurar la precisió i la qualitat dels resultats, s'ha seguit una metodologia científica precisa. Inicialment, es va provar el dispositiu amb un generador d'ones i posteriorment es va realitzar una validació en subjectes reals, en aquest cas, la meva família. Amb l'objectiu de justificar la precisió dels resultats obtinguts en comparació amb les dades reals dels batecs de cor, es va començar verificant que el dispositiu captés correctament les dades



mitjançant l'aplicació desenvolupada per llegir l'ADC. Posteriorment, es van realitzar processaments de les mesures amb Excel, plotejant les senyals per a comprovar la coherència dels batecs i la correcta ubicació de tots els elements. Un cop s'ha verificat aquest pas, s'ha enregistrat el codi corresponent a la classificació d'arrítmies en temps real a la placa, per obtenir i registrar els resultats, assegurant-ne la validesa i la robustesa.

En aquesta secció, es presentaran els resultats clau de l'estudi, acompanyats de les seves interpretacions i anàlisis corresponents. Aquesta informació és essencial per al desenvolupament de noves teories, la validació d'hipòtesis i una comprensió més profunda del prototip. A més, s'exploraran les implicacions pràctiques i teòriques dels resultats, així com les seves possibles aplicacions en àmbits relacionats.

Amb aquesta presentació detallada dels resultats de l'experimentació, es pretén contribuir significativament al coneixement existent i obrir les portes a futures investigacions i avenços. A continuació, es presenten de manera concisa i clara els resultats principals aconseguits, incloent-hi les seves implicacions i contribucions tant en l'àmbit acadèmic com professional.

#### **10.5.1. Experiment amb batecs del generador d'ones**

L'experimentació amb el generador d'ones es fa bàsicament per veure com està sent la performance del dispositiu sense necessitat de la col·locació dels elèctrodes. D'aquesta manera ens podem centrar específicament en el que l'algorisme està interpretant tot i que els batecs generats pel generador d'ones són molt irreals com es pot veure a la Figura 42 .

Es configura el generador d'ones a 1,4 Hz, intentant imitar el període de 0,7143 segons dels meus propis batecs de cor, els quals van ser captats amb l'oscil·loscopi. L'amplitud es configura a 1,5 V, amb un desplaçament d'1,5 V. Aquest desplaçament es va establir perquè l'AD8232 també ho fa com a  $V_{ref}$ , evitant possibles problemes amb tensions negatives.

El senyal enregistrat es pot observar a la Figura 43, com ja s'ha mostrat anteriorment. Després de confirmar que aquest senyal s'enregistra correctament, es passa a comprovar com classifica les arrítmies en temps real d'aquests batecs artificials.

Un cop s'ha realitzat el processament de les dades, la forma de l'ona (Figura 48) a l'entrada de la xarxa neuronal es presenta de la següent manera. Es pot comprovar que aquesta forma té sentit en relació amb els batecs que es troben dins del conjunt de dades, tal com es pot veure a la Figura 27.



Figura 48: Senyal processada. Font: Pròpia.

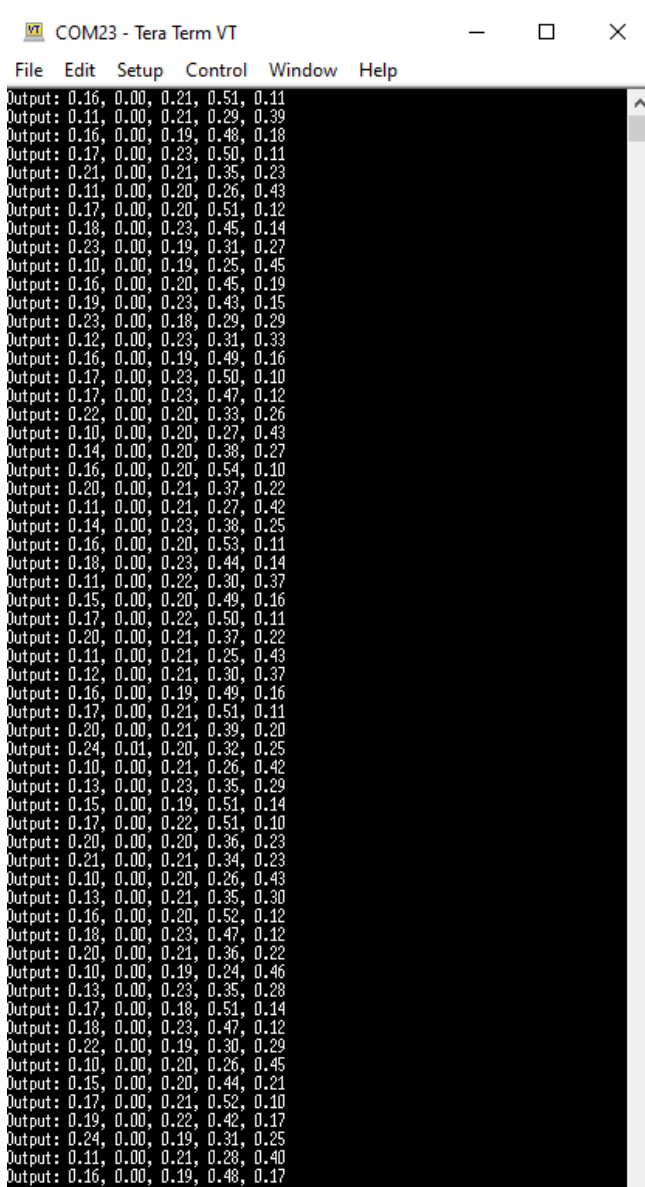


Figura 49: Classificació en temps real del senyal provinent del generador d'ones. Font: Pròpia.

%	0)N	1)S	2)V	3)F	4)Q
Promig (170 outputs)	16,617	0,1588	20,75	39,99	22,18

*Taula 2: Promig dels resultats dels batecs de generador d'ones*

Es pot comprovar que la sortida de la xarxa neuronal és bastant consistent (Figura 49). En fer la mitjana dels resultats per a cada classe, s'obté la Taula 2, on es mostra que la xarxa neuronal classifica aquest tipus de batec com a "Fusion" amb una probabilitat del 39,99% segons la sortida de la funció softmax. Cal destacar que el tipus de batec en sí mateix no és rellevant, ja que l'objectiu d'aquests resultats és demostrar la consistència de la xarxa neuronal. De fet, es pot observar la sensibilitat de la xarxa neuronal, perquè l'ona és neta i presenta poques variacions al llarg del temps, però no dona el mateix resultat constantment. Per aquest motiu, s'ha realitzat una comprovació amb l'aplicació inicial desenvolupada, introduint l'ona processada just abans de l'entrada de la xarxa neuronal. S'ha vist que aquest enfocament produeix resultats aproximadament semblants, demostrant així que no hi ha errors en el processament. No hi ha errors perquè els resultats són consistents al llarg del temps i no hi ha discrepàncies en passar l'ona processada directament a la xarxa neuronal.

### 10.5.2. Cas de batecs reals

Després de validar el correcte funcionament del codi, s'ha procedit a efectuar tests amb batecs cardíacs reals. L'estudi ha comptat amb la participació de tres subjectes diferents: la meua mare, el meu pare i jo mateix. És important assenyalar que es va intentar també incorporar el meu germà a l'estudi, però el senyal dels seus batecs sempre es registrava a 3,2 V. Curiosament, amb la resta de subjectes, es va aconseguir recollir dades utilitzant els mateixos elèctrodes que jo vaig utilitzar amb èxit.

Tot i que aquesta informació pot semblar anecdòtica, suggereix inicialment que la problemàtica podria residir en factors relacionats amb el subjecte o, alternativament, que els elèctrodes podrien no funcionar adequadament en 1 de cada 4 casos. Un altre possible origen del problema podria ser un mal contacte a la placa, el que podria comprometre la recollida de dades.

No obstant això, la naturalesa d'aquest fenomen resulta encara misteriosa i encara no s'ha estat capaç d'identificar-ne la causa. De moment, els esforços futurs es concentraran en esbrinar per què en certes ocasions es registra un senyal de 3,2 V de forma consistent i per què, en altres circumstàncies, les mesures es realitzen de manera correcta.

Es pot trobar informació addicional sobre les característiques dels subjectes, que resulta d'interès per a la interpretació dels resultats, a la Taula 3. Les dades completes dels resultats estan disponibles a l'Annex C, en forma de fulls d'Excel.

	S1 ( Gerard)	S2 (Elisabet)	S3 (Toni)
<b>Pes (kg)</b>	60	51	56
<b>Altura (cm)</b>	172	165	173
<b>IMC (Figura 50)</b>	<u>20.28</u> < 25	25 < <u>27.55</u> < 30	30 < <u>31.4</u> < 40
<b>Diabetis</b>	No	No	No
<b>Sexe</b>	Home	Dona	Home
<b>Fumar</b>	Ex-Fumador	Fumadora	Ex-Fumador

*Taula 3: Dades dels subjectes*

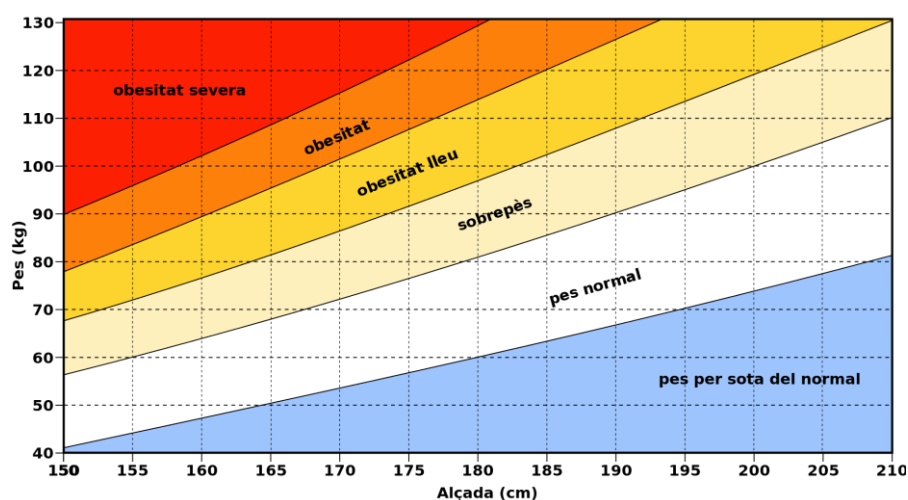


Figura 49: Gràfic de índex de massa corporal. Font: Wikipedia.

Resulta interessant analitzar aquestes dades, ja que si existeix una capa significativa de greix situada entre els elèctrodes i el cor, aquesta pot actuar com un aïllant, interferint així en la transmissió del senyal elèctric.

### 10.5.2.1. Subjecte 1 : Gerard

Les proves realitzades sobre mi mateix han resultat ser les més extensives i les més interessants. Durant les primeres proves, els meus batecs eren sovint classificats com a arrítmia supraventricular (S), fet que en teoria no té sentit, ja que les meves revisions mèdiques no han detectat mai cap anomalia, i tampoc he experimentat mai símptomes d'aquesta condició. Per aquesta raó, i per eliminar dubtes, vaig decidir fer una consulta amb un cardiòleg per poder interpretar adequadament els resultats.

La visita a CARDIOVALLÈS CENTRE MÈDIC va resultar veritablement reveladora. El cardiòleg em va informar que, efectivament, podria tenir una arrítmia, ja que les arrítmies sinusal respiratòries (que es caracteritzen per una disminució fisiològica de la freqüència cardíaca durant l'exhalació i una acceleració de la mateixa durant la inhalació) són força comunes en nens i persones joves. En conseqüència, se'm va practicar un electrocardiograma (ECG) professional de 12 derivacions, en el qual el cardiòleg va detectar una arrítmia sinusal respiratòria, tal com es pot certificar a l'Annex D.

A la Figura 50 es pot apreciar l'anàlisi que vaig dur a terme d'aquest fenomen, on els batecs superiors van ser registrats amb els pulmons plens (durant la inhalació), i la imatge inferior amb els pulmons buits (durant l'exhalació). És possible observar que la distància entre els pics R és més gran en el segon cas que en el primer, fet que és difícil de constatar a simple vista. No obstant això, analitzant el temps entre els pics R, es pot corroborar de forma analítica aquest fenomen.

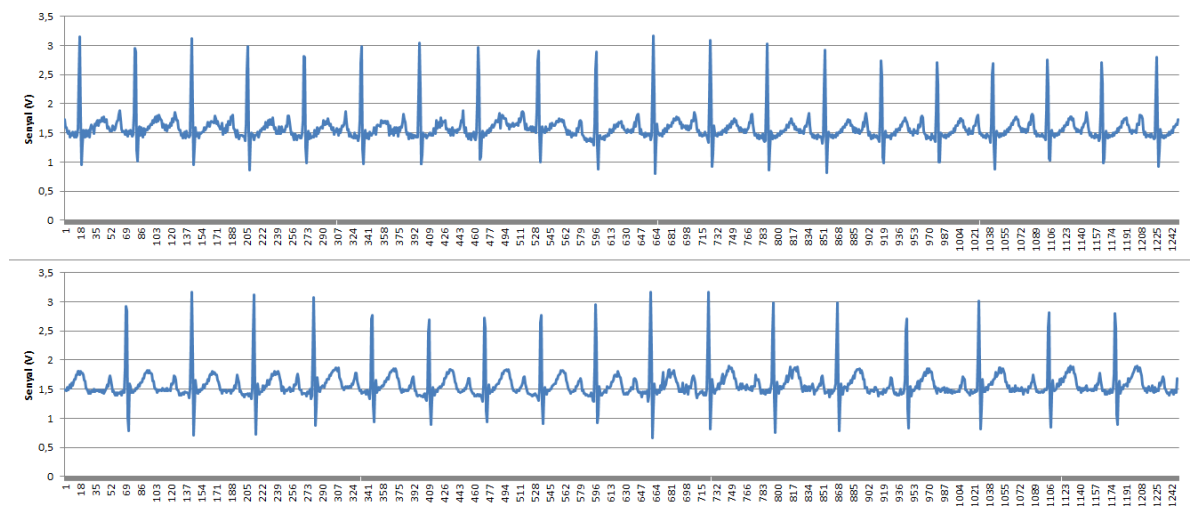


Figura 50: Arrítmia sinusal respiratòria. Font: Pròpia.

Vaig constatar que era clau realitzar primer una prova de les sortides, prenent dades durant

10 segons amb els pulmons plens, i després repetir el procés amb els pulmons buits; els resultats són reveladors. A la Figura 51 es pot observar la sortida corresponent als meus batecs cardíacs reals. Els 5 primers outputs corresponen a les dades recollides mentre mantenien la respiració, mentre que els 5 següents són resultants d'haver exhalat l'aire.

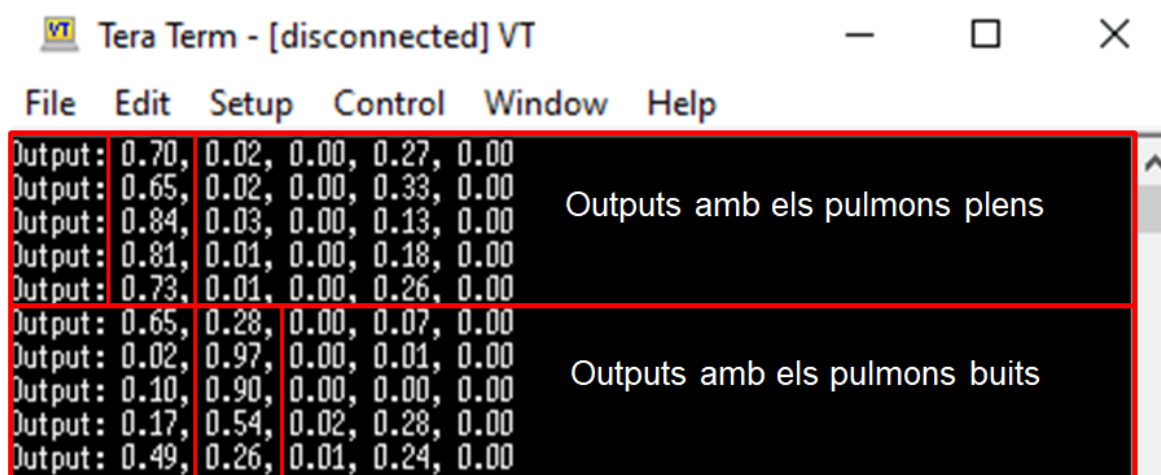


Figura 51: Output temps real amb pulmons plens i buits. Font: Pròpia.

Mitjançant aquest experiment, es pot verificar que si estàs respirant contínuament o estàs sota estrès, la mateixa respiració pot modificar el senyal de l'ECG, i per tant l'output de la xarxa neuronal convolucional de manera dràstica. L'arrítmia sinusal respiratòria, en si, no hauria de ser detectable per la xarxa neuronal, ja que amb només 1,2 períodes entre pics R passant per la xarxa, resulta impossible determinar si el període entre pics R ha canviat o no. No obstant això, pot passar que durant la mesura estigui respirant o es donin altres condicions que provoquin una pertorbació al senyal, la qual s'ha comprovat que és molt sensible, i detecti arrítmia. De fet, s'ha verificat en els resultats que el soroll propi de l'aparell en mesurar pot pertorbar la sortida.

D'altra banda, el que sí que es pot verificar és que, si se segueixen bones pràctiques i es té una gran precaució, es poden obtenir resultats excel·lents sobre la implementació, tal com es pot veure a la Taula 4 conté més de 70 outputs recollits de la manera més precisa possible amb els recursos disponibles:

%	0)N	1)S	2)V	3)F	4)Q
Promig (70 outputs)	62,85	32,728	0	4,34	0

Taula 4: Promig dels outputs S1

El més interessant d'aquests resultats és que, a més de ser correctes, no només identifiquen el batec com a normal, sinó que també asseguren que no es tracta d'una arítmia ventricular ni desconeguda. Això és particularment rellevant ja que les arítmies més perilloses són les ventriculars. Si establíssim un llindar per classificar un batec com a arítmia a partir d'un valor superior al 50% en l'output de la softmax, descobriríem que l'anàlisi hauria identificat correctament com a batec normal un 68,5% dels casos, una xifra inferior a la trobada durant la fase de validació del disseny, on l'ordinador havia aconseguit un 85% i el dispositiu un 91% (però només amb 100 dades de test).

S'ha de destacar que aquests resultats també són coherents amb l'etapa de disseny (9.4 *Avaluació del model*) on la classe 1 mostra una precisió relativament baixa de 0,18 però un alt recall de 0,88. Això indica que el model presenta més falsos positius quan es tracta de la classe 1, però és força eficient a l'hora de detectar la majoria dels veritables positius.

En aquest punt, es pot afirmar amb certa seguretat que la implementació ha estat tot un èxit. Evidentment, hi ha moltes millores possibles per fer, sobretot en termes de robustesa, però ja es pot desenvolupar un prototip amb la implementació d'una xarxa neuronal que classifiqui en temps real les arítmies..

### 10.5.2.2. Altres subjectes

Per tal d'assegurar encara més que la implementació és viable, es realitza una prova amb més subjectes per evitar que sigui el meu cas particular el que es classifica bé, mentre que la resta de casos no funcionin correctament, és a dir, que sigui una coincidència que només funcioni amb mi.

En el cas del subjecte 2, la Figura 52 mostra el batec de cor registrat i la Taula 5 el promig de l'output per 40 dades.

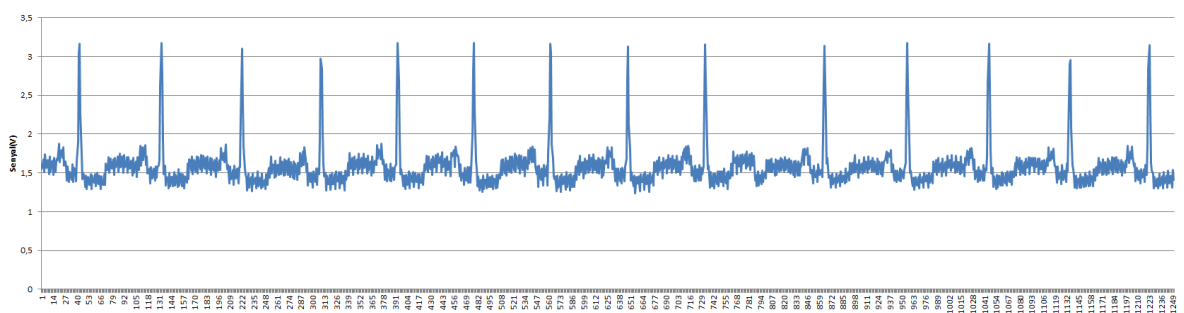


Figura 52: Batecs del subjecte 2. Font: Pròpia.

Un aspecte interessant que es pot observar en el batec és que, com que el subjecte 2 té més greix que el subjecte 1, la senyal té més soroll, ja que el greix actua com a aïllant. A més, sembla que l'ona S no està ben definida i, en general, la senyal es diferencia considerablement del lead II habitual. Aquesta variació podria influir en la interpretació i la classificació dels batecs, i cal tenir-la en compte a l'hora d'avaluar la precisió del model.

%	0)N	1)S	2)V	3)F	4)Q
Promig (40 outputs)	49,73	12,43	0,46	3	34,1

*Taula 5: Promig dels outputs S2*

Quant a l'output, es pot observar que en general classifica correctament i un aspecte interessant a destacar és que, en promig, atribueix un 34,1 % de probabilitat que el batec sigui de classe desconeguda.

En el cas del subjecte 3 a la Figura 53 tenim el batec de cor enregistrat i a la Taula 6 el promig del output per 45 dades.

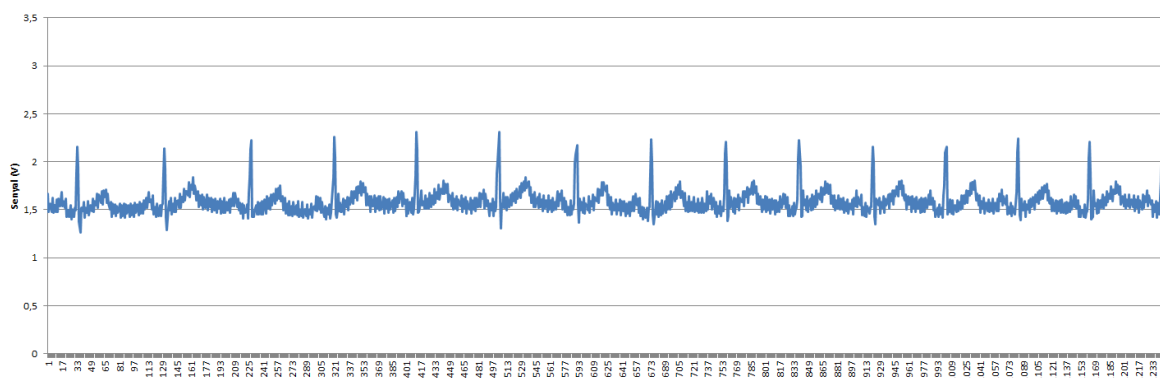


Figura 53: Batecs del subjecte 3. Font: Pròpia.

Resulta interessant que en aquest cas hi hagi encara més soroll i que els pics de les ones R siguin considerablement inferiors als pics dels subjectes 1 i 2. L'efecte del soroll és normal, però la disminució del pic de l'ona R podria ser deguda a l'atenuació de la senyal a causa de l'obesitat, tot i que aquesta hipòtesi no està confirmada. De totes maneres, la magnitud de l'ona R segueix estant dins del rang típic de valors.



%	0)N	1)S	2)V	3)F	4)Q
Promig (40 outputs)	16,55	37,57	9,688	36,17	0

Taula 6: Promig dels outputs S3

Els resultats del subjecte 3 són força desconcertants, i per obtenir una visió més clara caldria certificar aquests resultats, tal com es va fer en el cas del subjecte 1. Una arítmia de tipus F sembla força poc probable, ja que aquesta és típica en persones amb marcapassos, i el subjecte 3 no en té. La classificació com a S no hauria de ser necessàriament greu, ja que podria tractar-se d'un cas semblant al del subjecte 1, i sabem que la pròpia xarxa neuronal té certa tendència a classificar com a S quan no correspon (fals positiu). No obstant això, el fet que atribueixi un 9,68% de probabilitat a una arítmia ventricular(V), que és més greu, quan anteriorment aquest tipus d'arítmia havia estat classificat amb outputs molt baixos, és més preocupant. En aquest cas, els resultats no són clars i es fa evident que aquestes proves addicionals aporten molta profunditat al coneixement de com funciona el dispositiu.

Després d'observar els resultats d'aquests altres subjectes, es pot concloure que a mesura que augmenta la quantitat de greix, la qualitat de la senyal es degrada significativament, i això afecta negativament la classificació. També és important destacar que la col·locació dels elèctrodes pot ser molt més complicada en persones amb més greix, ja que pot ser difícil trobar exactament on haurien d'anar els elèctrodes i és ben sabut que la col·locació d'aquests és crucial. És molt probable que, com en el meu cas, si la Lead II es veu clarament, es donen bons resultats, mentre que en el cas dels altres subjectes, potser amb la Lead II únicament no es pot arribar a conclusions tan clares. Per tant, una possible crítica a Kachue et al. [1] és que la xarxa neuronal no és tan general com afirmen, sinó que és general per als subjectes que tenen una senyal Lead II clara. No obstant això, aquest problema pot no ser tan greu, ja que actualment ja s'han realitzat estudis amb xarxes neuronals que processen les 12 derivacions en lloc de només una, però això plantejaria el problema de la instrumentació necessària per poder realitzar una avaluació de 12 derivacions.

## 11. Anàlisi econòmic

L'objectiu d'aquesta secció és proporcionar una visió general de l'anàlisi econòmica que s'ha realitzat en relació amb la implementació d'una xarxa neuronal en una placa P-NUCLEO-WB55 per a la classificació d'arrítmies en temps real. Vull destacar que s'han tingut en compte tots els components i que s'ha dut a terme un esforç per optimitzar els recursos disponibles.

És important subratllar que, en diverses ocasions, s'han pogut aprofitar recursos disponibles sense cap cost addicional. Aquest fet ha estat possible gràcies a la col·laboració de Antonio Calomarde (director del projecte) i d'en Abel (ajuda externa), que han proporcionat components i instrumentació clau per al desenvolupament de la placa. Aquesta col·laboració ha estat essencial per a l'èxit del projecte i ha contribuït de manera significativa a la reducció dels costos associats a l'adquisició dels components necessaris.

A més de l'aprofitament dels recursos compartits, s'ha fet un esforç per reciclar i reutilitzar components que es trobaven disponibles. Aquesta pràctica ha estat beneficiosa tant des del punt de vista econòmic com mediambiental. El reciclatge i la reutilització de components han permès estalviar recursos financers i reduir l'impacte ambiental associat a la fabricació de nous components.

Finalment, vull destacar que, malgrat les facilitats trobades en termes de recursos compartits, reciclatge i reutilització, s'han tingut en compte altres costos associats al projecte, com ara els costos de personal, instrumentació i materials, els costos d'accessoris i els costos de certificació dels resultats. Tot aquest conjunt de factors ha estat avaluat exhaustivament per a garantir una anàlisi econòmica completa i precisa.

### 11.1. Pressupost i anàlisi de costos

A continuació, es presenta una anàlisi detallada dels costos directes associats al projecte, així com el pressupost total. Aquesta anàlisi segueix el format establert per la Generalitat (iTec) per als pressupostos. L'enfocament del pressupost es fa des de la perspectiva d'una empresa que oferiria el desenvolupament d'aquest prototip com a servei a un client.

El pressupost d'execució material ascendeix a 9336,2€ (Figura 54). Aquesta suma inclou els imports associats amb el personal, la instrumentació, els accessoris i les certificacions. Cada ítem ja incorpora l'IVA pertinent, per la qual cosa no es suma cap IVA addicional al total.

Descripció	Unitat	Preu	Cost	Amidament	Import Execució Material	Import Costos Directes
<b>1. Personal</b>						
Hores d'enginyer industrial	h	34,00 €	- €	240	8.160,00 €	- €
Hores d'enginyer en electrònica industrial	h	34,00 €	- €	15	510,00 €	- €
					<b>8.670,00 €</b>	<b>- €</b>
<b>2. Instrumentació</b>						
Placa P-NUCLEO-WB55	u	41,41 €	- €	1	41,41 €	- €
Kit mòdul ECG AD8232	u	11,99 €	11,99 €	1	11,99 €	11,99 €
Oscil·loscopi Owon SDS7102V	u	425,15 €	- €	1	425,15 €	- €
Generador d'ones Akozon FY6800	u	100,76 €	- €	1	100,76 €	- €
Pack de 100 elèctrodes ECG	u	9,95 €	9,95 €	1	9,95 €	9,95 €
					<b>589,26 €</b>	<b>21,94 €</b>
<b>3. Accessoris</b>						
Gel per electrodes Pror relax 39143	u	8,95 €	8,95 €	1	8,95 €	8,95 €
Power Bank AUKEY 20000 mAh	u	29,99 €	- €	1	29,99 €	- €
Botons, LED's, Cables, Cargols i altres	u	8,00 €	- €	1	8,00 €	- €
					<b>46,94 €</b>	<b>8,95 €</b>
<b>4. Certificació dels resultats</b>						
Cita cardiòleg CARDIOVALLÈS	u	30,00 €	30,00 €	1	30,00 €	30,00 €
					<b>30,00 €</b>	<b>30,00 €</b>
<b>EXECUCIÓ MATERIAL I COSTOS DIRECTES</b>					<b>9.336,20 €</b>	<b>60,89 €</b>

Figura 54: Pressupost EM i Costos directes . Font: Pròpia.

La partida més important és la del personal (Figura 55), però no s'ha fet cap desemborsament real en aquesta àrea. Aquest import es calcula suposant una tarifa de 34€ per hora, una tarifa estàndard per a professionals d'enginyeria, i estimant una dedicació de mitja jornada (aproximadament 80 hores per mes) durant 3 mesos, que és el temps real dedicat al projecte. Tot i que no s'ha hagut de pagar per l'ajuda de l'Abel, si adoptem la perspectiva d'un projectista, hauríem d'incloure aquestes hores addicionals en el pressupost.

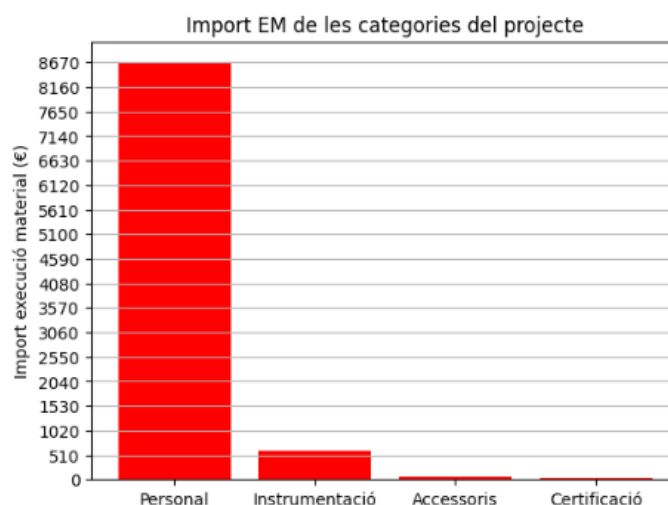


Figura 55: Diagrama ABC dels imports del pressupost . Font: Pròpia.

Pel que fa a la instrumentació, els tres elements més costosos (Figura 56) - l'oscil·loscopi, el generador d'ones i la P-NUCLEO-WB55 - són prestats. Tot i que no s'ha hagut d'afrontar aquest cost directament, un projectista que elabora un pressupost per aquest projecte hauria d'incloure l'import d'aquests elements essencials.

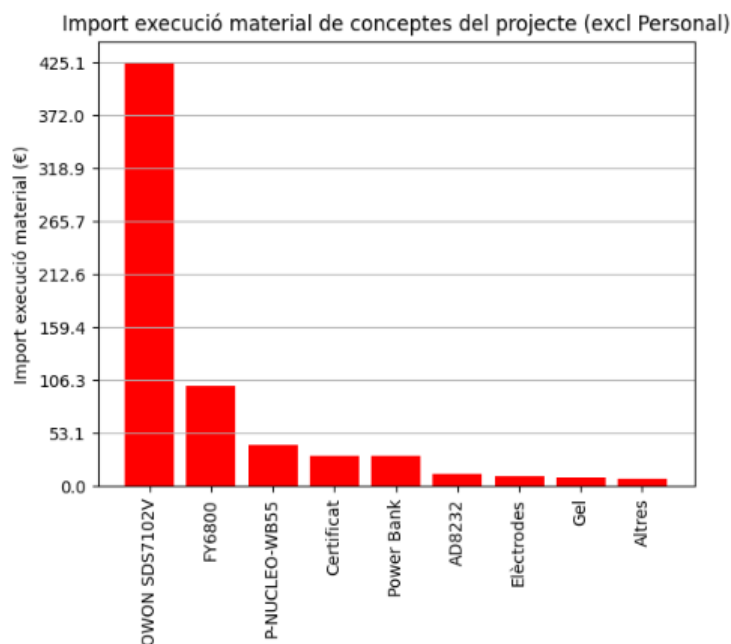


Figura 56: Diagrama ABC exclouent imports de Personal . Font: Pròpia.

Els elements classificats com a 'Altres' (cable, LEDs, botons, cargols, placa PCB...) i la Power Bank són materials reciclats. No s'ha hagut de fer cap inversió inicial per aquests elements, però si s'han de tenir en compte en el pressupost.

El cost directe real del projecte és de 60,89€. No obstant això, si considerem el projecte des de la perspectiva d'una empresa que ofereix aquest servei d'investigació, el pressupost seria de 9336,2€. A aquesta suma, afegiríem un marge de guanys del 20% com a marge de seguretat, donant un import total de 11203,44€ a cobrar.

## 11.2. Possibles aplicacions comercials

Existeix una infinitat d'oportunitats per a l'aplicació pràctica dels resultats obtinguts en aquest treball final de màster. Al ser un projecte prou innovador té implicacions que es tradueixen en aplicacions comercials valuoses.

En un mercat cada cop més globalitzat i digital, la importància de la telesalut i la monitorització remota de la salut s'ha fet més evident que mai. A més a més, amb l'envelliment de la població i l'augment de les malalties cròniques, la demanda de solucions pràctiques i accessibles de monitorització de la salut és més alta que mai.

La implementació d'aquesta xarxa neuronal en una placa de baix cost pot transformar-se en una varietat de productes comercials que poden beneficiar tant als consumidors com als professionals de la salut. Des de la tecnologia “wearable” o “vestible” fins a la telemedicina, passant per les eines de diagnòstic mèdic i les aplicacions de suport de vida, l'impacte potencial d'aquest treball és considerable.

A continuació, s'explora en detall aquestes possibles aplicacions, posant l'accent en el valor que poden aportar al mercat i en les oportunitats que representen per a la implementació pràctica de la nostra investigació:

- **Monitorització de la salut a domicili:** La implementació de la teva xarxa neuronal per classificar arrítmies en temps real pot ser aplicada en dispositius de monitorització de la salut a domicili. Això podria permetre a pacients amb problemes cardíacs detectar possibles arrítmies de manera precoç i evitar possibles complicacions.
- **Tecnologia d'usar i llençar:** Es pot utilitzar aquesta tecnologia per crear dispositius d'ús únic per monitoritzar la salut cardíaca durant períodes de temps específics, com ara després d'una operació o durant un tractament mèdic. En aquest cas, caldria fer un disseny molt econòmic i que el reciclatge fos molt eficient.
- **Tecnologia “wearable” o “vestible”:** La implementació de la teva xarxa neuronal en una placa de baix cost podria integrar-se en tecnologia vestible, com ara rellotges intel·ligents o pulseres de fitness. Això permetria a les persones monitoritzar contínuament la seva salut cardíaca, detectar possibles problemes i actuar en conseqüència.
- **Eines de diagnòstic mèdic:** Aquesta tecnologia pot utilitzar-se per desenvolupar eines de diagnòstic mèdic més completes per als professionals de la salut. Podria accelerar la detecció i el tractament d'arrítmies i altres afeccions cardíques.
- **Telemedicina:** La implementació de xarxa neuronal pot ser útil per a serveis de telemedicina. Amb el creixement de la telemedicina com a resultat de la pandèmia de COVID-19, hi ha una gran demanda de tecnologies que permetin als pacients monitoritzar la seva salut a casa i compartir aquesta informació amb els seus metges a distància.

- **Aplicacions de suport de vida:** En situacions d'emergència, la tecnologia podria integrar-se en dispositius de suport vital per monitoritzar i preveure arrítmies, aportant als professionals mèdics informació valuosa en temps real per a la presa de decisions crítiques. Seria com un complement a dispositius existents.

Tot i que aquest treball ha identificat múltiples oportunitats per a la implementació comercial de la nostra xarxa neuronal per a la classificació d'arrítmies, també s'ha de destacar que hi ha consideracions importants que cal tenir en compte. Una d'aquestes és el paper crucial que juga el cardiòleg, tant en la fase de col·locació dels elèctrodes com en la interpretació dels resultats obtinguts.

La col·locació dels elèctrodes és una tasca delicada que necessita una formació específica per assegurar-se que les dades aconseguides són precises i significatives. Una col·locació incorrecta dels elèctrodes pot donar lloc a dades inexactes o confuses, que poden conduir a una interpretació incorrecta de la presència d'arrítmies.

De la mateixa manera, la interpretació dels resultats assolits a través de la nostra xarxa neuronal també requereix una comprensió profundament arrelada del funcionament del cor i de les diverses formes que poden prendre les arrítmies. Això no es pot substituir amb tecnologia i necessita la intervenció d'un especialista qualificat.

Així doncs, tot i que la nostra investigació obre noves vies per a la monitorització i el diagnòstic de les arrítmies, s'ha de reconèixer que la tecnologia no és una solució completa en si mateixa. La funció dels professionals de la salut continuarà sent crucial per garantir una atenció de qualitat i uns resultats precisos en la detecció d'arrítmies.

## 12. Anàlisi ecològic

La intersecció entre la tecnologia i l'ecologia és un àmbit que s'està explorant amb creixent interès. Com s'està produint una gran quantitat de residus electrònics, és important considerar els impactes mediambientals en la fabricació, ús i eliminació de dispositius electrònics, així com l'ús de recursos naturals i el consum energètic en la seva producció i funcionament. Aquesta secció proporcionarà una anàlisi ecològica de la implementació de la nostra xarxa neuronal en la placa P-NUCLEO-WB55.

### 12.1. Gestió de residus electrònics

Majoritàriament, s'ha fet servir material reciclat en la confecció d'aquest prototip, reduint així la necessitat de materials nous i mitigant el problema creixent dels residus electrònics. També s'ha tingut en compte la normativa RoHS de la Unió Europea, que restringeix l'ús de determinades substàncies perilloses en aparells elèctrics i electrònics, com ara el plom, el mercuri i el cadmi. Aquesta normativa s'ha seguit estrictament en la implementació, assegurant que els materials utilitzats siguin respectuosos amb el medi ambient. En concret, s'ha fet servir soldadura lliure de plom, que és menys tòxica i més segura per a la salut humana i l'ambient.

### 12.2. Consum energètic

Segons les dades del fabricant [25], la placa P-NUCLEO-WB55 connectada al USB del PC a través de l'ST-link té un consum de corrent d'aproximadament 100 mA a 5 V. Això equival a un consum energètic d'aproximadament 500mW mentre està en funcionament.

Mitjançant l'anàlisi del consum energètic amb la eina *Power Consumption Calculator* de STM32Cube IDE, es pot observar que la major part del consum es produeix a través de la USART1 i el convertidor ADC a la Figura 57.

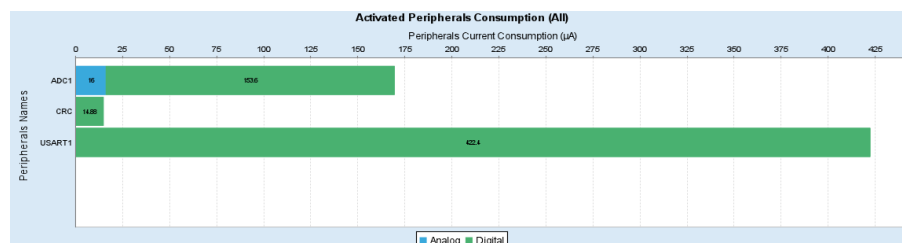


Figura 57: Anàlisi de consum energètic. Font: Pròpia.

Una possible millora que es podria aplicar per optimitzar el consum energètic seria la utilització de DMA (Direct Memory Access) i interrupcions en lloc d'un bucle while infinit.

En aquesta etapa de prototipatge, l'èmfasi s'ha posat més en la funcionalitat que en l'eficiència energètica. No obstant, és important assenyalar que les millores en eficiència energètica estan sobre la taula per a futures implementacions. Tot i això, cal recordar que el consum energètic de la P-NUCLEO-WB55 és relativament baix (0.012 kWh/dia si estigues 24 hores en funcionament) en comparació amb el consum energètic per càpita diari (9 kWh/dia a Espanya segons la Red Elèctrica Espanyola).

Això implica que, encara que la eficiència energètica és un factor important a tenir en compte en el disseny de productes electrònics, no és un aspecte crític per a aquest dispositiu en particular. No obstant, el consum energètic es convertirà en un element clau a considerar a l'apartat 14. *Següents passos* que s'explicaran a l'últim apartat.



## 13. Anàlisi d'impacte social i perspectiva de gènere

És important destacar que el meu treball no discrimina en cap aspecte de gènere. Les malalties del cor afecten tant a homes com a dones, per la qual cosa aquesta tecnologia és neutral en aquest aspecte i té l'objectiu de beneficiar a totes les persones, independentment del seu gènere.

L'objectiu principal de la meua recerca és desenvolupar un sistema capaç de classificar en temps real les arrítmies a partir del senyal d'ECG aconseguit, ja que això pot tenir un impacte significatiu en la salut de les persones. Aquesta tecnologia té el potencial de proporcionar un diagnòstic més ràpid i precís, la qual cosa podria reduir el temps de resposta dels professionals mèdics i millorar el tractament en general.

En termes d'impacte social, la implementació d'aquesta xarxa neuronal en un microcontrolador pot tenir diversos beneficis. Primer, la detecció precoç d'arítmies pot ajudar a prevenir complicacions i problemes més greus en la salut de les persones. Això pot conduir a una millora en la qualitat de vida dels pacients i a una reducció de costos en el sistema de salut, ja que els tractaments preventius són generalment més econòmics que els de llarga durada.

A més, en la present recerca, s'ha fet un esforç especial per utilitzar un llenguatge inclusiu, ja que es reconeix la importància de la igualtat de gènere en tots els àmbits, inclosa la salut. Les malalties del cor no fan distinció de gènere i, per tant, és fonamental assegurar que totes les persones, independentment del seu gènere, tinguin accés a un diagnòstic precís i a un tractament adequat. En aquest sentit, la implementació d'aquesta tecnologia es realitza sense cap discriminació de gènere, contribuint així a l'equitat en l'accés a aquesta innovació. El dataset del MIT-BIH Arrhythmia que s'ha fet servir per formar el model tampoc fa distinció de gènere, garantint que el sistema està format per reconèixer i classificar arrítmies en qualsevol persona. D'aquesta manera, s'aspira a fer que la nostra contribució a la detecció d'arítmies cardíques beneficiï tothom, sense importar el seu gènere.

En resum, el meu treball té un impacte social significatiu. Aquesta tecnologia té el potencial de millorar la detecció precoç d'arítmies, proporcionant un diagnòstic directament de la malaltia. A més, la seva neutralitat en el gènere assegura que totes les persones tinguin accés a aquesta tecnologia sense discriminació, garantint així la igualtat d'oportunitats i un tractament equitatiu per a tothom.

## 14. Següents passos

Existeixen diverses àrees en què el dispositiu podria millorar significativament per facilitar la seva potencial comercialització i augmentar la seva utilitat en l'àmbit de la salut. En primer lloc, com a dispositiu mèdic destinat al mercat, ha de complir amb una sèrie de normatives i regulacions estrictes, com la normativa ISO 13485, que garanteixen la seva seguretat i eficàcia. La conformitat amb aquestes regulacions pot requerir adaptacions del disseny, proves extensives i una documentació detallada.

En relació amb la visualització i transmissió de dades, l'incorporació d'un mòdul BLE és una millora essencial. Aquest permetria la visualització en temps real dels resultats de la xarxa neuronal a través d'un dispositiu mòbil per a professionals de la salut o pacients.

Des d'un punt de vista tècnic, optimitzar el codi de la nostra xarxa neuronal és vital per a la seva eficiència. En aquest sentit, es suggereix substituir el bucle while infinit per DMA amb interrupcions, amb la finalitat de gestionar millor els recursos de la placa, millorant així l'eficiència energètica i reduint la latència.

Pel que fa a la innovació, la detecció d'altres anomalies del ritme cardíac mitjançant l'aprenentatge profund és un àmbit d'interès. Addicionalment, la integració del dispositiu amb altres tecnologies existents, com rellotges intel·ligents o aplicacions de salut mòbils, podria proporcionar una visió més completa de la salut del pacient.

Finalment, per expandir i millorar el projecte, es podria explorar la integració de múltiples xarxes neuronals per a una detecció més robusta de disfuncions cardíques. Les xarxes podrien especialitzar-se en diferents anomalies, oferint una visió més completa de l'estat del cor del pacient. Això, combinat amb la incorporació d'altres paràmetres rellevants per a la salut cardiovascular, com la pressió sanguínia o l'oxigen en sang, podria augmentar la precisió i consistència dels resultats. No obstant això, cal considerar que aquestes millores requeriran un esforç addicional en el disseny i entrenament de les xarxes neuronals, així com en la seva integració i interpretació.

## Conclusions

Amb el tancament del projecte, em trobo en una posició que em permet reflexionar sobre les conclusions i recomanacions que es poden extreure del treball.

El projecte ha demostrat que l'ús de xarxes neuronals convolucionals en l'anàlisi d'ECG és una eina de gran potencial. La capacitat d'aquestes xarxes per classificar diferents tipus d'arrítmies amb una precisió notable és un avenç significatiu en l'àmbit de la medicina cardiovascular. No obstant això, com passa amb qualsevol tecnologia, la seva eficàcia està sotmesa a les condicions en què es desplega.

Una d'aquestes condicions és la qualitat del senyal d'ECG, que es va revelar com una influència important en la precisió de la classificació de la xarxa. Factors com la presència de soroll al senyal o una col·locació inadequada dels elèctrodes poden limitar l'eficàcia del sistema, disminuint la seva fiabilitat.

Aquest projecte també ha posat de manifest la importància del coneixement especialitzat en la implementació d'aquestes tecnologies. Malgrat la meva formació tècnica, no soc un cardiòleg, i la manca de coneixement específic en aquesta àrea pot haver afectat la capacitat de desenvolupar un prototip més efectiu. En particular, la col·locació dels elèctrodes és una tasca que requereix un alt grau de precisió i coneixement anatòmic, un àmbit en què m'he trobat coix.

En general, malgrat els desafiaments i limitacions, la meva impressió sobre aquesta tecnologia encara és positiva. Crec fermament que les xarxes neuronals convolucionals tenen un gran potencial en l'anàlisi d'ECG i la detecció d'arrítmies. No obstant això, també he après que la robustesa és clau per al seu desplegament efectiu en situacions reals. El prototip desenvolupat en aquest projecte és prometedor, però encara no és prou robust per a un ús general.

Així, concloc amb una sèrie de recomanacions per a futurs esforços en aquesta àrea. En primer lloc, cal continuar explorant maneres de millorar la robustesa i la generalització de la xarxa, per exemple, mitjançant l'ús de dades d'entrenament més diverses o l'exploració de diferents arquitectures de xarxa. En segon lloc, es recomana realitzar més investigacions en l'àmbit de la instrumentació ECG, amb l'objectiu de millorar la col·locació dels elèctrodes i minimitzar el soroll. Finalment, suggereixo que els esforços futurs s'enfoquin a desenvolupar un dispositiu que pugui ser utilitzat de manera eficaç i segura per a la detecció i classificació d'arrítmies en temps real, tant per professionals de la salut com per individus sense formació mèdica específica.



## Agraïments

M'agradaria expressar la meva més profunda gratitud a totes aquelles persones que m'han acompanyat en aquest camí, donant-me suport tant en els moments de triomf com en els més difícils.

Vull donar les gràcies a l'Abel, la seva ajuda ha estat essencial en la fabricació del mòdul adjunt a la placa. La teva destresa tècnica i la teva disposició a ajudar han estat una peça clau en aquest projecte.

També vull expressar la meva sincera gratitud al professor Antonio Calomarde. La seva disponibilitat i seguiment detallat han estat de gran valor per a la meva formació i per al desenvolupament d'aquest treball. La seva orientació i suport constant han estat inestimables.

A tots vosaltres, i a molts altres que han estat al meu costat durant aquest viatge, us estic profundament agraït. La vostra ajuda i suport han fet que aquest treball sigui possible.

Finalment, vull dedicar aquest Treball Final de Màster al meu avi que s'ha quedat molt a prop de poder veure'm completar la meva formació com a enginyer, sempre recordaré la seva habilitat innata per dissenyar sistemes de politges o reparar maquinària sense necessitat de càlculs. La seva destresa i enginy m'inspiren i em motiven a esforçar-me per ser tan bo com ell. Espero que estigui orgullós del professional que estic esdevenint. Aquest treball és per a tu, avi.

## Bibliografia

### Referències bibliogràfiques

- [1] M. Kachuee, S. Fazeli, and M. Sarrafzadeh, "ECG heartbeat classification: A deep transferable representation." Proc. - 2018 IEEE Int. Conf. Healthc. Informatics, ICHI 2018, pp. 443–444, 2018.
- [2] World Health Organization, "Cardiovascular diseases (CVDs)," 2022. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-cvds> . [Accessed: May 12, 2023].
- [3] A. Puigdefàbregas et al., "Resum de l'anàlisi de la mortalitat a Catalunya 2018," pp. 1–17, 2020.
- [4] Generalitat de Catalunya. Departament de Salut, "L'estat de salut, els comportaments relacionats amb la salut i l'ús de serveis sanitaris a Catalunya, 2020," p. 17, 2022.
- [5] J. Loscalzo, "The Vascular Biology of Arteriosclerosis," in Vascular Medicine: A Companion to Braunwald's Heart Disease, 2nd ed., Philadelphia, PA, Saunders, 2012, pp. 1-10
- [6] J. B. Kostis, "The importance of managing hypertension and dyslipidemia to decrease cardiovascular disease," Cardiovasc. Drugs Ther., vol. 21, no. 4, pp. 297–309, 2007.
- [7] S. Yusuf, S. Hawken, S. Ôunpuu, T. Dans, A. Avezum, F. Lanas, M. McQueen, A. Budaj, P. Pais, J. Varigos, and L. Lisheng, "Effect of potentially modifiable risk factors associated with myocardial infarction in 52 countries (the INTERHEART study): case-control study," The Lancet, vol. 364, no. 9438, pp. 937–952, Sep. 2004.
- [8] American Heart Association (AHA), "Arrhythmia: Prevention and Treatment of Arrhythmia," American Heart Association, [Online]. Available: <https://www.heart.org/en/health-topics/arrhythmia/prevention--treatment-of-arrhythmia> . [Accessed: May 12, 2023].
- [9] American Heart Association (AHA), "Arrhythmia: Symptoms, Diagnosis and Monitoring of Arrhythmia," American Heart Association, [Online]. Available: <https://www.heart.org/en/health-topics/arrhythmia/symptoms-diagnosis-monitoring-of-arrhythmia> . [Accessed: May 12, 2023].

- [10] P. Greenland et al., "2010 ACCF/AHA guideline for assessment of cardiovascular risk in asymptomatic adults," J. Am. Coll. Cardiol., vol. 56, no. 25, pp. e50–e103, 2010.
- [11] American Heart Association (AHA), "Arrhythmia: What Is Atrial Fibrillation?" American Heart Association, [Online]. Available: <https://www.heart.org/-/media/Files/Health-Topics/Answers-by-Heart/Answers-by-Heart-SPANISH/What-Is-Afib-Spanish.pdf>. [Accessed: May 13, 2023].
- [12] American Heart Association (AHA), "Arrhythmia: What Is an Arrhythmia?" American Heart Association, [Online]. Available: <https://www.heart.org/en/health-topics/arrhythmia/about-arrhythmia>. [Accessed: May 13, 2023].
- [13] Arrhythmia Alliance. "Arrhythmia Facts and Statistics: What You Need to Know". Home - Arrhythmia Alliance. <https://hearhythmalliance.org/aa/cz/arrhythmia-facts-and-statistics-what-you-need-to-know>. [Accessed: May 13, 2023].
- [14] J. Hampton and J. Hampton, "The ECG Made Easy, Ninth Edition," 9th ed. Elsevier. pp. 1–269, 2019.
- [15] S. Russell and P. Norvig, "Artificial intelligence: a modern approach", 3rd ed. New Jersey: Pearson, 2010.
- [16] F. R. A. Hopgood and A. L. Samuel, "Annual Review in Automatic Programming, Vol. 6, Part 1: Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers," The Mathematical Gazette, vol. 54, no. 390, p. 433, Dec. 1970, doi: <https://doi.org/10.2307/3613920>.
- [17] E. Kavlakoglu, "AI vs. Machine Learning vs. Deep Learning vs. Neural Networks: What's the Difference?," IBM, May 27, 2020. <https://www.ibm.com/cloud/blog/ai-vs-machine-learning-vs-deep-learning-vs-neural-networks>. [Accessed: May 15, 2023].
- [18] P. Ganesh, "Types of Convolution Kernels : Simplified," Medium, Oct. 18, 2019. <https://towardsdatascience.com/types-of-convolution-kernels-simplified-f040cb307c37> [Accessed: May 15, 2023].
- [19] Unknown, "Keras: GlobalMaxPooling vs. MaxPooling," blog.csdn.net. [https://blog.csdn.net/Tardigrade\\_/article/details/92799883](https://blog.csdn.net/Tardigrade_/article/details/92799883). [Accessed: May 15, 2023]

- [20] A. Amini, "MIT 6.S191 (2021): Introduction to Deep Learning," [www.youtube.com. https://www.youtube.com/watch?v=5tvmMX8r\\_OM&t=647s](https://www.youtube.com/watch?v=5tvmMX8r_OM&t=647s) . [Accessed May 18, 2023].
- [21] Unknown, "*Redes neuronales desde cero (I) - Introducción*," IArtificial.net Feb. 28, 2019. <https://www.iartificial.net/redes-neuronales-desde-cero-i-introduccion/> . [Accessed May 18, 2023].
- [22] S. M. Dopico and P. Vicent, "*Towards the Improvement of User Experience in Mango Brick & Mortar Stores Towards the Improvement of User Experience in Mango Brick & Mortar Stores*," Hackatlon no. June, 2019.
- [23] Unknown, "*Convolutional Neural Networks (CNN): Step 3 - Flattening*," [www.superdatascience.com. https://www.superdatascience.com/blogs/convolutional-neural-networks-cnn-step-3-flattening](https://www.superdatascience.com/blogs/convolutional-neural-networks-cnn-step-3-flattening). [Accessed May 18, 2023].
- [24] D. Radečić, "*Softmax Activation Function Explained*," Medium, Jun. 18, 2020. <https://towardsdatascience.com/softmax-activation-function-explained-a7e1bc3ad60>. [Accessed May 18, 2023].
- [25] STMicroelectronics, "*NucleoWB55 User Manual*," Data Base, vol. 3304, no. January, pp. 1–148, 2012.
- [26] Analog Devices, "*AD8232 Single-Lead ECG*," Data Sheet, pp. 1–28, 2013.
- [27] W. Hussain, "*1N747 3.6V 400mW Zener Diode - Datasheet*," Circuits DIY, Jun. 16, 2021. <https://www.circuits-diy.com/1n747-3-6v-400mw-zener-diode-datasheet/> [Accessed May 25, 2023].
- [28] M. Zihlmann, D. Perekrestenko, and M. Tschannen, "*Convolutional recurrent neural networks for electrocardiogram classification*," *Comput. Cardiol.* (2010)., vol. 44, pp. 1–4, 2017.
- [29] M. Gu et al., "*A lightweight convolutional neural network hardware implementation for wearable heart rate anomaly detection*," *Comput. Biol. Med.*, vol. 155, no. November 2022, p. 106623, 2023.
- [30] A. S. Prasad and N. Kavanashree, "*ECG Monitoring System Using AD8232 Sensor*," *Proc. 4th Int. Conf. Commun. Electron. Syst. ICCES 2019*, no. Icces, pp. 976–980, 2019.



- [31] G. Moody and R. Mark, “MIT-BIH Arrhythmia Database v1.0.0,” Physionet. <https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/> [Accessed May 18, 2023].
- [32] G. Moody, “MIT-BIH Arrhythmia Database Directory (Introduction),” Physionet. <https://archive.physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm> [Accessed May 18, 2023].
- [33] STMicroelectronics, “STM32WB55xx STM32WB35xx,” no. August, pp. 1–196, 2022.
- [34] STMicroelectronics, “Introduction Getting started with X-CUBE-AI Expansion Package for Artificial Intelligence (AI) UM2526 User manual,” no. January, 2022.
- [35] D. Shah, “Understating ECG Sensors and How to Program one to Diagnose Various Medical Conditions,” circuitdigest.com. <https://circuitdigest.com/microcontroller-projects/understanding-ecg-sensor-and-program-ad8232-ecg-sensor-with-arduino-to-diagnose-various-medical-conditions> [Accessed May 25, 2023]
- [36] P. Rajpurkar, A. Y. Hannun, M. Haghighpanahi, C. Bourn, and A. Y. Ng, “Cardiologist-Level Arrhythmia Detection with Convolutional Neural Networks,” 2017.