

Aplicação de Identificação de Episódios de Fibrilação Atrial

NATHAN ANTONIO GUERREIRO

Dissertação para obtenção do grau de Mestre em:
Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Trabalho realizado sob a orientação de
Prof. Dr João Paulo Ramos Teixeira
Profa. Dra. Maria Eugenia Dajer

Bragança
Junho de 2025

Aplicação de Identificação de Episódios de Fibrilação Atrial

NATHAN ANTONIO GUERREIRO

Dissertação para obtenção do grau de Mestre em:
Engenharia Eletrotécnica e de Computadores

Trabalho realizado sob a orientação de
Prof. Dr João Paulo Ramos Teixeira
Profa. Dra. Maria Eugenia Dajer

Bragança
Junho de 2025

Este trabalho é dedicado à minha família e amigos.

Agradecimentos

Agradeço à minha família, que compreendeu minhas escolhas, apoiando-me sempre que possível e me dando o espaço necessário para crescer, errar e buscar minha melhor versão.

Aos meus amigos, aqueles que me acompanham desde o início da jornada acadêmica, agradeço por me acolherem, incentivarem e estarem presentes com carinho e apoio. Aos amigos que conheci em Bragança, confesso que ao escutar a Tuna tocar “Amigos para sempre” não imaginava o quão real esse sentimento seria. Os abatanados nos dias frios e quentes, os bolos, as danças, idas ao Gostei, abraços e conversas. Agradeço por sempre acrescentarem algo, por me ajudarem a levantar e por me ensinarem a viver com leveza e a lutar pelo que quero. Somos rasos, largos e profundos — quando precisamos ser.

Aos meus colegas: ao Pedro Henrique Borghi, pelo tempo e conhecimento nas nossas chamadas; ao Luiz Eduardo Luiz, por trazer à luz as soluções quando eu achava que não existiam; à Kathleen Carvalho, pelas incontáveis conversas e trocas. Vocês me inspiraram.

Aos meus orientadores, Prof. João Paulo Teixeira e Prof.^a Maria Eugenia Dajer, agradeço por despertarem em mim ainda mais paixão pela área e por me desafiarem a crescer pessoal e academicamente. Obrigado pelo tempo, pelas palavras, pelo carinho e pelo saber.

Por fim, essa jornada me fez crescer, amadurecer e ser quem sou. Dificuldades, angústias e expectativas do começo não superaram a felicidade, paixão e determinação do final.

Nathan Guerreiro

Resumo

As Doenças Cardiovasculares (DCVs) causam cerca de 18 milhões de mortes por ano, segundo a Organização Mundial da Saúde (OMS). Na Europa, mais de 10 milhões de pessoas são afetadas anualmente, com 3 milhões de óbitos registrados em 2021. No Brasil, são aproximadamente 400 mil mortes por ano, ressaltando arritmias cardíacas. A fibrilação atrial (FA), arritmia mais comum, é caracterizada por ritmo cardíaco irregular. Diante desse cenário e alinhado ao papel social do engenheiro e ao Objetivo de Desenvolvimento Sustentável (ODS) “Garantir saúde e bem-estar para todos” da Organização das Nações Unidas (ONU), este trabalho apresenta o desenvolvimento de uma interface gráfica do usuário (GUI) para aquisição e classificação de eletrocardiogramas (ECG). O sistema foi implementado em MATLAB, integrando aquisição em tempo real com a plataforma BITalino[©] (derivação I, via Bluetooth), detecção dos picos R e classificação automática de episódios de FA com redes neurais LSTM. São extraídas quatro características principais a cada 60 ciclos cardíacos: intervalos RR e entropias de Shannon das ondas T, U e P. Após normalização, essas variáveis compõem os vetores de entrada da rede, que classifica como Outro Ritmo, Ritmo Normal e Ritmo FA. A aplicação permite ainda a visualização dos sinais em tempo real e a geração automática de relatórios em PDF. A validação com sinais da base de dados *MIT-BIH Atrial Fibrillation* demonstrou que a interface é funcional, e a acurácia de 98,17%, obtida em estudo anterior, evidencia seu potencial como ferramenta auxiliar na análise de ECGs em ambientes clínicos e domiciliares.

Palavras-chave: Eletrocardiograma, Fibrilação Atrial, LSTM, Interface Gráfica.

Abstract

Cardiovascular diseases (CVDs) cause approximately 18 million deaths per year, according to the World Health Organization (WHO). In Europe, more than 10 million people are affected annually, with 3 million deaths recorded in 2021. In Brazil, around 400,000 deaths occur each year, with a notable prevalence of cardiac arrhythmias. Atrial fibrillation (AF), the most common arrhythmia, is characterized by an irregular heart rhythm. In light of this scenario—and aligned with the social role of engineers and the United Nations Sustainable Development Goal (SDG) “Ensure healthy lives and promote well-being for all at all ages”, this work presents the development of a graphical user interface (GUI) for electrocardiogram (ECG) acquisition and classification. The system was implemented in MATLAB, integrating real-time acquisition using the BITALINO[®] platform (lead I, via Bluetooth), R-peak detection, and automatic classification of AF episodes using LSTM neural networks. Four main features are extracted every 60 cardiac cycles: RR intervals and Shannon entropy of T, U, and P waves. After normalization, these variables form the input vectors for the network, which classifies segments as Other Rhythm, Normal Rhythm, or AF Rhythm. The application also enables real-time signal visualization and automatic generation of PDF reports. Validation using signals from the *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database* demonstrated that the interface is functional, and the accuracy of 98.17%, obtained in a previous study, highlights its potential as a support tool for ECG analysis in clinical and home settings.

Keywords: Electrocardiogram, Atrial Fibrillation, LSTM, Graphical Interface.

Conteúdo

1	Introdução	1
1.1	Sinais Cardíacos	2
1.2	Fibrilação Atrial	4
1.3	Objetivo Geral	7
1.4	Objetivo Específicos	7
1.5	Estrutura do Documento	7
2	Estado da Arte	9
3	Metodologia	15
3.1	Ferramentas Utilizadas	16
3.1.1	Software	16
3.1.2	Hardware	16
3.1.3	Base de Dados	18
3.2	Procedimentos Metodológicos	18
3.2.1	Conexão Bluetooth com a Placa BITalino [©]	18
3.2.2	Aquisição do ECG	19
3.2.3	Pré-processamento do sinal	20
3.3	Extração de Características	21
3.3.1	Algoritmo de Detecção dos Picos R do sinal ECG	21
3.3.2	Características	22
3.4	Classificação	24

3.4.1	RNNs	24
3.5	Interface do Usuário	25
3.5.1	Batimentos Cardíacos	26
3.5.2	Detecção e Marcação dos Picos R	26
3.5.3	Grade Médica	26
3.5.4	Visualização dos Sinais na Interface	27
3.5.5	Documentação	28
3.5.6	Geração de Relatórios	28
3.6	Validação	28
3.6.1	Validação da plataforma	28
4	Resultados e Discussão	31
4.1	Aquisição do Sinal	31
4.2	Interface gráfica do usuário (GUI)	32
4.2.1	Menu Superior	33
4.2.2	Painel de Controle	35
4.2.3	Janelas	37
4.3	Processamento dos Erros	38
4.3.1	Erro de Aquisição	38
4.3.2	Erro ao Conectar	39
4.4	Classificação	40
4.4.1	Ritmo Normal	41
4.4.2	Ritmo FA	42
4.4.3	Outro Ritmo	43
4.5	Validação	45
5	Conclusões	47
	Bibliografia	49
A	Exemplo de relatório gerado pela GUI.	A1

Lista de Tabelas

2.1	Comparação entre os estudos relacionados do Estado da Arte	14
3.1	Características técnicas do sensor de Eletrocardiograma (ECG) utilizado	17
3.2	Especificações técnicas da plataforma BITalino (r)evolution Core	17
3.3	Localização percentual dos pontos de início e final das ondas T, U e P dentro de um intervalo R-R.	23
4.1	Segmentos classificados com Ritmo FA e sua classificação (1-27)	45
4.2	Segmentos classificados como Ritmo FA e sua classificação (28-54)	45
4.3	Segmentos classificados como Ritmo Normal e sua classificação (1-27)	46
4.4	Segmentos classificados como Ritmo Normal e sua classificação (28-54)	46

Lista de Figuras

1.1	Anatomia do coração.	3
1.2	Principais ondas do ECG.	4
1.3	Sinal de ECG com Ritmo Normal.	5
1.4	Sinal de ECG com Fibrilação Atrial.	6
3.1	Esquemático dos Processos Metodológicos	15
3.2	Plataforma BITalino [©] com sensores e eletrodos.	17
3.3	Esquema <i>Lead I</i> com vista frontal	19
3.4	Fluxograma para detecção e Picos R	22
3.5	Esquema <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	25
3.6	<i>Layout</i> interface Interface Gráfica do Usuário (GUI)	25
3.7	Exemplo de Grade Médica	27
4.1	Sinais Adquiridos com BITalino [©]	32
4.2	Interface gráfica do usuário desenvolvida no App Designer.	33
4.3	Menu Superior da interface com página inicial e documentação	33
4.4	Aba de Documentação da Interface.	34
4.5	Tradução das instruções sobre a colocação dos eletrodos.	34
4.6	Interface com destaque para o Painel de Controle.	35
4.7	Interface com botão <i>Medical Grid</i> ativado.	36
4.8	Interface com botão <i>R Peaks</i> ativado com Picos R detectados.	36
4.9	Interface com 2 segundos selecionados de um sinal de ECG	37
4.10	Erro de Aquisição	38

4.11 Tradução do Erro de Aquisição	38
4.12 Erro de conexão <i>Bluetooth</i>	39
4.13 Tradução do Erro conexão <i>Bluetooth</i>	39
4.14 Tela com barra de processo	40
4.15 Sinal de ECG classificado sem Fibrilação Arterial (FA)	41
4.16 Tradução da Figura 4.15	41
4.17 Sinal de ECG classificado como Fibrilação Atrial	42
4.18 Tradução da Figura 4.17	42
4.19 Sinal de ECG classificado como Outro Ritmo	43
4.20 Tradução da Figura 4.19	43
4.21 Mensagem de relatório gerado com sucesso com a localização do arquivo . .	44

Siglas

AD Átrio Direito. 2, 3

ADC Conversor Analógico-Digital. 20

AE Átrio Esquerdo. 2

AE Ventrículo Esquerdo. 2

AV Atrioventricular. 2

BPM Batidas por Minuto. 4, 5, 26

CNN Rede Neuronal Convolutacional. 11

DCVs Doenças Cardiovasculares. 1, 2, 10, 11

ECG Eletrocardiograma. xi–xiii, 3–7, 9–13, 15–22, 24, 27, 28, 31, 35, 37, 40–44, 47

ESC Sociedade Europeia de Cardiologia. 1

FA Fibrilação Arterial. xiii, 4–7, 10–13, 18, 22, 24, 29, 40–43, 45, 48

GUI Interface Gráfica do Usuário. xii, 11–13, 15, 24–28, 31, 32, 35, 40, 41, 45, 48

Hz Hertz. 17–21, 29, 35, 40

LED Diodo Emissor de Luz. 18

LSTM *Long Short-Term Memory*. xii, 7, 9, 11, 12, 15, 18, 24, 25, 40, 41, 47

MAC *Media Access Control*. 19, 35, 36

MLP Perceptron Multicamadas. 11

ODS Objetivos de Desenvolvimento Sustentável. 2

OMS Organização Mundial da Saúde. 1

ONU Organização das Nações Unidas. 2

RNNs Redes Neurais Recorrentes. 24

RRi Intervalo de picos R. 5, 10–13, 23, 26, 40, 47

RSN Ritmo Sinusal Normal. 4, 5, 41

SA Nó Sinoatrial. 2

ShE Entropia de Shannon. 10, 11, 13, 14, 23, 47

SUS Sistema Único de Saúde. 2

UE União Europeia. 2

VD Ventrículo Direito. 2

Capítulo 1

Introdução

Globalmente, dados da Organização Mundial da Saúde (OMS) indicam que cerca de 18 milhões de pessoas falecem anualmente em decorrência de Doenças Cardiovasculares (DCVs) [1]. Em 2021, esse número alcançou 19,41 milhões de mortes [2], e projeta-se que, até 2030, ocorra um aumento de aproximadamente 27%, atingindo 23 milhões de óbitos [3]. Estima-se que 80% dessas mortes estejam relacionadas a infartos e acidentes vasculares cerebrais, sendo que um terço ocorre de forma precoce, ou seja, em indivíduos com menos de 70 anos [4].

Essas enfermidades estão associadas a diversos fatores de risco, classificados em ambientais, metabólicos e comportamentais [2]. Em termos de mortalidade global, a poluição do ar responde por 5,83 milhões de mortes, a pressão arterial elevada por 7,22 milhões, dietas inadequadas por 10,85 milhões e o tabagismo por 5,29 milhões [2], [5]. Esses dados evidenciam que uma alimentação inadequada é, atualmente, um fator de risco mais letal para as DCVs do que o próprio tabagismo.

No cenário europeu, os dados também revelam a magnitude do problema. Segundo a Sociedade Europeia de Cardiologia (ESC), aproximadamente 10,2 milhões de pessoas são acometidas por DCVs a cada ano [6]. As doenças cardiovasculares permanecem como a principal causa de mortalidade entre os países membros da entidade, com mais de 3 milhões de óbitos registrados em 2021, sendo cerca de 1,6 milhão entre mulheres e 1,5 milhão entre homens [7].

O bloco da União Europeia (UE) registra um gasto anual estimado em 282 bilhões de euros com as DCVs. Desse montante, cerca de 55% são destinados a cuidados de saúde e de longa duração, o que representa quase 11% de todas as despesas em saúde dos países membros [8].

No Brasil, o cenário segue uma tendência semelhante. As DCVs são responsáveis por aproximadamente 400 mil óbitos anuais, com uma taxa de mortalidade de 170 a cada 100 mil habitantes [9]. O Sistema Único de Saúde (SUS) destina cerca de 50 bilhões de reais por ano ao tratamento e acompanhamento dessas doenças. [10] Esses números reforçam a necessidade urgente de ações de prevenção e controle também no contexto nacional.

Dado o exposto, é possível inferir, sob uma perspectiva holística, o impacto significativo que as DCVs exercem sobre a qualidade de vida, o meio no qual o indivíduo está inserido e a economia global. Essas doenças afetam não somente os indivíduos acometidos, mas também impõem uma carga substancial aos sistemas de saúde e à sociedade como um todo.

Considerando o papel do engenheiro em transformar materiais, energia e informação em benefício da humanidade [11], e em consonância com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) propostos pela Organização das Nações Unidas (ONU), especialmente o, ODS 3, "Saúde e Bem-estar" e sua meta de fortalecimento da capacidade de todos os países em sistemas de alerta precoce e redução de riscos à saúde [12], torna-se fundamental o desenvolvimento de tecnologias voltadas à detecção precoce, monitoramento contínuo e prevenção das DCVs, com destaque para as arritmias cardíacas, como a fibrilação atrial.

1.1 Sinais Cardíacos

O coração é o órgão central do sistema circulatório, responsável por manter a perfusão dos tecidos por meio do bombeamento contínuo de sangue oxigenado para o corpo e o retorno do sangue venoso aos pulmões [13]. Sua anatomia principal inclui os Átrio Direito (AD) e Átrio Esquerdo (AE), os Ventrículo Direito (VD) e Ventrículo Esquerdo (VE), bem como o Nó Sinusatrial (SA) e Atrioventricular (AV), visto na Figura 1.1.

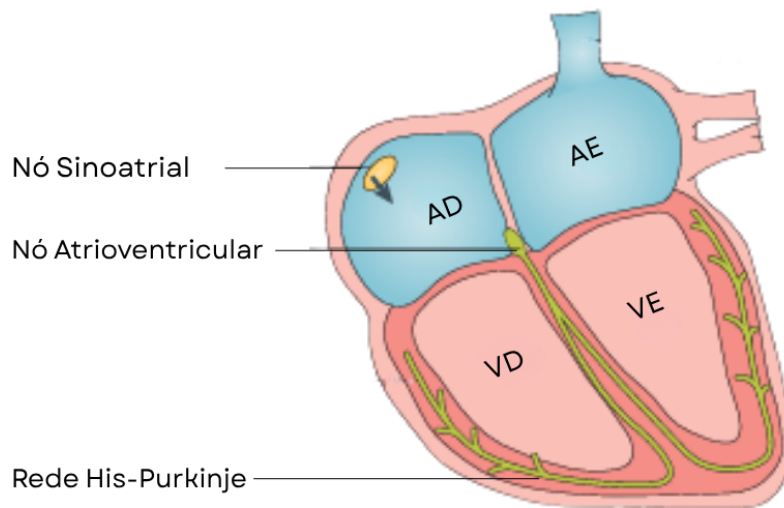


Figura 1.1: Anatomia do coração.

Fonte: Adaptado de Lip, Fauchier, Freedman et al. [14]

O ciclo cardíaco tem início no nó sinoatrial, localizado no AD, responsável pela geração dos impulsos elétricos que se propagam pelos átrios, promovendo sua contração e impulsionando o sangue para os ventrículos. Ao alcançar o nó atrioventricular, os impulsos sofrem um breve atraso, permitindo o enchimento completo dos ventrículos. Em seguida, os sinais elétricos são conduzidos pela rede de His-Purkinje aos ventrículos direito e esquerdo, desencadeando sua contração. A contração ventricular impulsiona o sangue: o ventrículo direito o direciona para os pulmões por meio da artéria pulmonar, enquanto o ventrículo esquerdo o distribui para o restante do corpo através da aorta [15], [16].

A atividade elétrica do coração foi inicialmente observada por Willem Einthoven, que, em 1902, desenvolveu o ECG [17], que se tornou uma ferramenta fundamental para o monitoramento da atividade elétrica cardíaca e o diagnóstico de diversas condições, como arritmias, isquemias e distúrbios da condução elétrica.

O traçado do ECG é composto por quatro componentes, visto na Figura 1.2 a Onda P, que representa a despolarização dos átrios, o Complexo QRS, que reflete a despolarização dos ventrículos, a Onda T, correspondente à repolarização ventricular [16] e, em alguns casos, a Onda U, que surge após a repolarização ventricular, estando associada à fase final do relaxamento miocárdico e possivelmente relacionada a mecanismos mecanoelétricos [18].

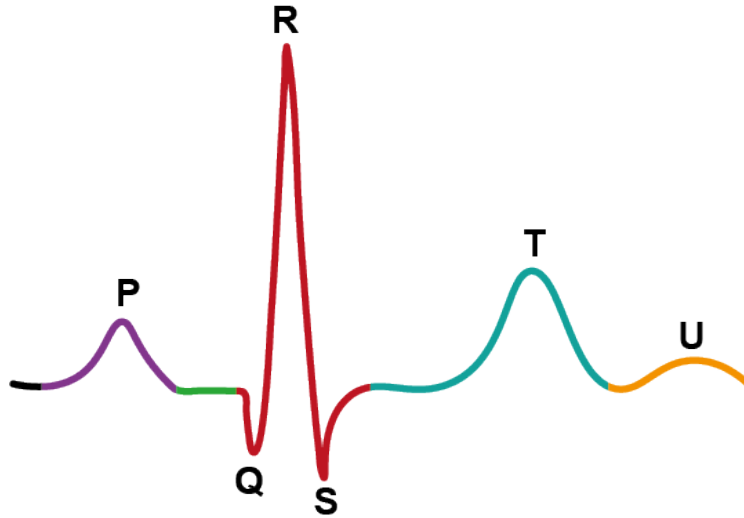


Figura 1.2: Principais ondas do ECG.

Fonte: Autoria propria.

A repetição dos sinais apresentados na Figura 1.2, com uma frequência cardíaca que varia de 60 a 100 Batidas por Minuto (BPM) configura o chamado Ritmo Sinusal Normal (RSN) [19].

O ECG padrão é realizado com 12 derivações, obtidas a partir de eletrodos posicionados nos membros e no tórax do paciente [20]. Cada derivação fornece uma perspectiva diferente da atividade elétrica cardíaca, permitindo uma análise abrangente e detalhada das funções do coração sob distintos ângulos anatômicos. Este trabalho utilizará a derivação I, ou Lead I, devido a melhor visualização das Ondas T, U e P.

1.2 Fibrilação Atrial

A fibrilação atrial (FA) é um distúrbio do sistema de condução elétrica do coração que resulta em um ritmo cardíaco irregular, frequentemente acelerado [14], sendo o tipo mais comum de arritmia cardíaca em escala global [21], [22]. Essa condição é influenciada por uma combinação de fatores de risco modificáveis e não modificáveis, incluindo altura, predisposição genética, doenças cardíacas valvulares, obesidade, diabetes, consumo de álcool e uso de substâncias psicoativas [23].

Os sintomas mais comuns da FA incluem dispneia (falta de ar), palpitações e fadiga [24]. Contudo, essa arritmia pode ser assintomática ou sintomática, apresentando desfechos clínicos graves em ambos os casos [25].

A detecção da FA é tradicionalmente realizada por meio do ECG de 12 derivações, enquanto o ECG de uma derivação pode atuar como ferramenta auxiliar no diagnóstico. A análise desses registros é realizada por profissionais capacitados, com suporte de auditoria e mecanismos de *feedback* para garantir a precisão do diagnóstico [26].

Como explorado anteriormente, o RSN, referido neste trabalho como Ritmo Normal, caracteriza-se por uma atividade elétrica cardíaca periódica. Suas principais características incluem a presença das ondas P, seguidas pelo complexo QRS imediatamente após essas ondas, e uma frequência cardíaca entre 60 e 100 BPM [27].

Um exemplo de sinal de ECG classificado como Ritmo Normal é apresentado na Figura 1.3.

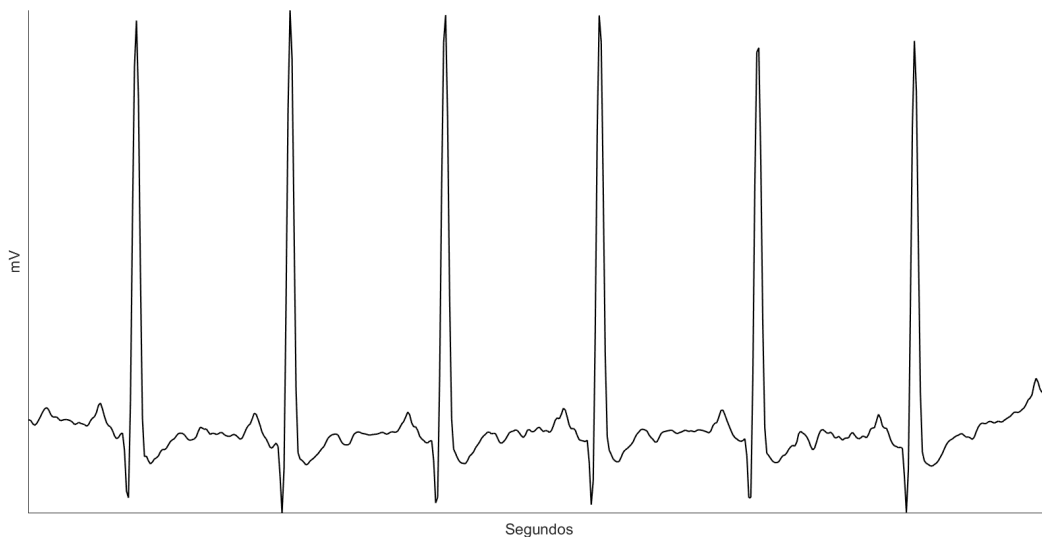


Figura 1.3: Sinal de ECG com Ritmo Normal.

Fonte: Autoria Própria

Diferentemente do RSN, na FA a atividade elétrica nos átrios torna-se desorganizada e caótica, comprometendo a contração atrial efetiva [14]. Outras características que podem ser observadas nesses sinais são, Intervalo de picos R (RRi) irregulares, ausência das ondas P distintas e repetitivas [28].

Um exemplo de sinal de ECG classificado como Fibrilação Atrial é apresentado na Figura 1.4.

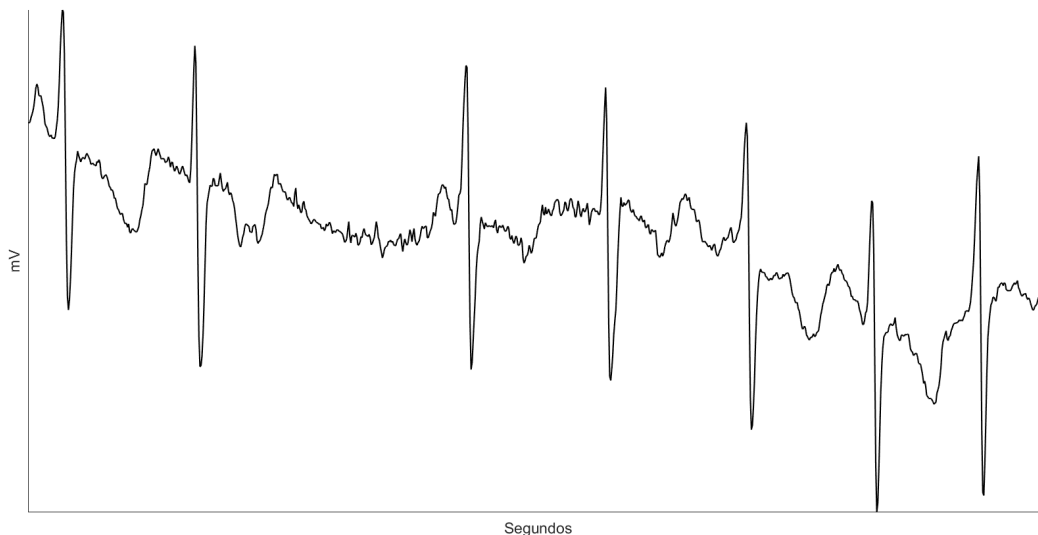


Figura 1.4: Sinal de ECG com Fibrilação Atrial.

Fonte: Autoria Própria

Além do exame padrão-ouro, os avanços nos dispositivos *wearables*, como *smartwatches*, *smartrings*, *smartphones* e outras tecnologias móveis têm ampliado significativamente o acesso ao monitoramento cardíaco. Essas ferramentas facilitam tanto a identificação precoce quanto o acompanhamento contínuo de condições como a FA [28]. Um destaque importante é o uso da fotopletismografia (PPG), método pelo qual é possível monitorar a frequência cardíaca utilizando somente o smartphone do próprio paciente [29].

Um estudo multinacional do *Global Burden of Disease (GBD)* estimou que, no ano de 2019, havia cerca de 59,7 milhões de pessoas com fibrilação atrial e/ou flutter atrial (FA/-FLA) no mundo [30]. A incidência e prevalência da FA tem crescido significativamente nas últimas décadas, com os casos dobrando praticamente desde 1990, evidenciando a importância de estudos e intervenções voltadas para essa condição [31].

Logo, considerando o impacto clínico da fibrilação atrial e os desafios associados ao seu diagnóstico em ambientes não hospitalares, torna-se evidente a necessidade de soluções acessíveis, automatizadas e confiáveis para sua detecção.

1.3 Objetivo Geral

Este trabalho procura desenvolver uma Interface de Usuário de monitoramento no PC para aquisição de ECG com marcação de Picos R em tempo real e identificação de episódios de FA, utilizando o *software* MATLAB e redes neurais artificiais.

1.4 Objetivo Específicos

Para alcançar o Objetivo Geral, o trabalho propõe os seguintes objetivos específicos:

- Estabelecer uma comunicação via *Bluetooth* entre a plataforma BITalino[©] e um computador.
- Adquirir a derivação I do ECG com 3 elétrodos.
- Criar a interface gráfica para a representação do sinal de ECG e marcações dos Picos R em tempo real com.
- Pré-processar e filtrar o sinal.
- Implementar algoritmos para a classificação de episódios de FA, utilizando modelos de inteligência artificial baseados em redes neurais LSTM unidirecionais.
- Avaliar o sistema com base nos sinais do banco *MIT-BIH Atrial Fibrillation*.

1.5 Estrutura do Documento

A estrutura desse trabalho está organizada da seguinte forma:

Capítulo 1: Um breve contexto global sobre doenças cardiovasculares, apresenta os principais conceitos sobre o funcionamento do coração e sobre o ECG. Informa sobre a Fibrilação Atrial trazendo dados comparando Sinal Ritmo Normal e um Sinal com FA. Por fim, são estabelecidos os objetivos do trabalho, focados na aplicação de um método

computacional para identificar episódios de FA a partir de sinais de eletrocardiograma (ECG), sendo apresentada a organização geral da dissertação.

Capítulo 2: Este capítulo reúne e analisa trabalhos científicos publicados nos últimos cinco anos que se relacionam com o tema desta dissertação. São apresentados os principais conceitos abordados na literatura e realizadas comparações entre os estudos selecionados.

Capítulo 3: O capítulo da metodologia descreve os passos práticos da investigação para garantir a sua transparência e reprodutibilidade do trabalho. São especificadas as bases de dados de ECG utilizadas. É apresentada a arquitetura completa do sistema de detecção, desde o pré-processamento do sinal de ECG, passando pela implementação do algoritmo de detecção dos picos R, até à extração dos atributos numéricos que servirão de entrada para o modelo de classificação. Finalmente, detalha-se o algoritmo de classificação escolhido, o seu processo de treino e a otimização dos seus parâmetros para maximizar o desempenho.

Capítulo 4: Neste capítulo, são apresentados e analisados os resultados obtidos com a aplicação da metodologia. Detalhe-se o funcionamento da Interface, apresentando suas interações com o usuário e evidenciando possíveis erros que o mesmo pode encontrar durante a utilização. Por fim se apresenta os possíveis resultados, que o usuário pode obter, tendo sido discutidos.

Capítulo 5: Sintetiza as principais contribuições do estudo. É feita uma avaliação sobre o cumprimento dos objetivos traçados inicialmente na introdução, confirmando se o sistema desenvolvido é eficaz na identificação de FA. São também discutidas as limitações do trabalho. Por fim, são propostas direções para investigações futuras.

Capítulo 2

Estado da Arte

Este capítulo apresenta o estado da arte, reunindo e discutindo um conjunto de trabalhos recentes relacionados ao tema de pesquisa abordado nesta dissertação.

No trabalho de Abubaker e Babayiğit [32], os autores utilizam sinais de ECG combinados com técnicas de aprendizagem profunda visando prever quatro principais anormalidades cardíacas: batimentos cardíacos anormais, infarto agudo do miocárdio, histórico de infarto do miocárdio e condições cardíacas normais. O modelo baseado em redes neurais convolucionais (CNN) proposto alcançou métricas de desempenho expressivas, atingindo 98,23% de acurácia, 98,22% de sensibilidade (*recall*), 98,31% de precisão (*precision*) e 98,21% de F1-score. Além disso, ao empregar a CNN como extratora de características combinada com o classificador Naïve Bayes, os autores relatam uma melhoria nos resultados, atingindo até 99,79% em todas as métricas.

Dando continuidade às abordagens baseadas em aprendizagem profunda, Sivapalan, Nundy, Dev et al. [33] propõem uma arquitetura híbrida para a detecção de anomalias no ECG em tempo real. O modelo combina uma rede LSTM, responsável por processar sequências de intervalos R-R (RRi), com uma rede MLP alimentada por características extraídas da frequência cardíaca instantânea. Essa abordagem resultou em uma acurácia de 97% na detecção de anomalias.

O estudo de Hammad, Ilyasu, Subasi et al. [34] propõe um modelo multinível de

aprendizado profundo para a detecção automatizada de arritmias cardíacas usando sinais de ECG. Nele são combinadas redes neurais profundas, que realizam a extração de características do sinal, e um Algoritmo Genético. O objetivo final dos pesquisadores é oferecer esse modelo para poder alertar usuários e profissionais de saúde sobre anomalias detectadas no ECG, auxiliando no diagnóstico de DCVs.

Ainda com o objetivo de detectar episódios de FA, o estudo de Phukan, Manikandan e Pachori [35] utiliza a extração rápida dos RRI e da Entropia de Shannon (ShE). Os autores explicam que aplicam a dinâmica simbólica nas sequências de frequência cardíaca obtidas a partir de segmentos de ECG, para então calcular a ShE. O método foi testado em dois conjuntos de dados, um com 2 derivações e outro com 12, com durações de 10 e 30 segundos, respectivamente. Os resultados da detecção obtidos foram bastante expressivos, com acurácias de 99,96% e 100%. Os autores destacam que essa metodologia é altamente aplicável em sistemas de monitoramento de saúde em tempo real.

Além da detecção de anomalias cardíacas, o ECG tem-se mostrado uma ferramenta versátil e acessível, sendo explorado em outras áreas médicas. Em Shen, Qin, Wei et al. [36], por exemplo, utiliza-se uma única derivação do sinal de ECG para a identificação de um distúrbio respiratório conhecido como Síndrome da Apneia Obstrutiva do Sono. O método proposto baseia-se nos intervalos R-R (RRI) e busca minimizar o desconforto do paciente ao reduzir a necessidade do uso de múltiplos eletrodos, comumente empregados nesse tipo de exame. Os autores relatam resultados promissores, com acurácia de 89,4%, sensibilidade de 89,8% e precisão de 89,1%.

Zahid, Kiranyaz, Ince et al. [37] propuseram um sistema robusto e genérico para combater o ruído e a baixa qualidade na detecção de picos R em sinais de ECG adquiridos por dispositivos vestíveis (*wearables*) ou holters. Utilizando uma CNN, os autores obtiveram resultados superiores a 99% nas métricas habituais. Contudo, não foi objetivo do estudo classificar nenhuma patologia.

O artigo de Ganesh, Bhatti, Alkhalaf et al. [38] apresenta uma ferramenta desenvolvida em MATLAB para converter traçados de ECG impressos em sinais digitais, disponibilizada como um aplicativo com interface gráfica (GUI) de código aberto. O processo inclui

o pré-processamento das imagens dos registros, abrangendo a correção de inclinação, remoção da grade de fundo e aplicação de filtros lineares. A eficácia da digitalização foi validada por um estudo com especialistas, por meio da comparação de parâmetros clínicos relevantes, como os intervalos do complexo QRST, entre os registros em papel e os sinais digitalizados. Embora essa ferramenta não realize a aquisição de sinais nem a classificação de patologias, ela evidencia a importância de uma interface gráfica no contexto das aplicações em saúde.

Outros modelos de redes neurais também foram encontrados na literatura, além da já citada Rede Neuronal Convolutiva (CNN) e LSTM. Destaca-se o trabalho de Borghi, Borges e Teixeira [39], que utilizou RRI, ShE, além de Jitter e Shimmer, para a classificação de sinais com FA em uma Perceptron Multicamadas (MLP), obtendo uma acurácia de 80,67%. Posteriormente Borghi [40], utilizando uma rede LSTM, tendo de parâmetros, os RRI e as ShE das ondas T, U e P obteve uma maior acurácia de 98,17% que é utilizada nesse trabalho.

Visto o contexto promissor da utilização de tecnologias na saúde, Saraswat, Bhattacharya, Verma et al. [41] exploram a *Healthcare 5.0*, um conceito que reúne o monitoramento de sinais biológicos, como o ECG, aliado ao contexto da Internet das Coisas (IoT) e da Inteligência Artificial Explicável (EXAI). Os autores também propõem uma arquitetura para um estudo de caso chamado ExoCOVID, que coleta dados de ECG, os processa e classifica utilizando uma CNN treinada em um ambiente federado para proteger a privacidade. Em seguida, aplica a EXAI para explicar visualmente o motivo de uma determinada classificação de batimento cardíaco, tornando-se uma ferramenta mais confiável e útil para profissionais de saúde na era da *Healthcare 5.0*.

O ECG também pode ser utilizado para a classificação de doenças que não se restringem às DCVs. Os autores em Wyawahare, Rane, Chavan et al. [42] desenvolveram uma GUI que recebe sinais adquiridos pelo sensor BioAmp EXG Pill e, por meio de uma máquina de vetores de suporte (SVM), classifica o sinal como indicativo ou não de TDAH (Transtorno do Déficit de Atenção e Hiperatividade). O sistema proposto obteve uma acurácia de 95,88%. Esse trabalho reforça o potencial de sistemas baseados em GUI

para a aquisição, processamento e classificação de sinais de ECG, abordagem também explorada nesta dissertação para o diagnóstico de anomalias cardíacas.

Considerando a facilidade de uso proporcionada pelas interfaces gráficas (GUI), os pesquisadores em Lamba, Atal e Singh [43] desenvolveram uma ferramenta construída em MATLAB para auxiliar na extração de características de sinais de ECG. A aplicação permite a obtenção de parâmetros relevantes como o RRi, intervalo P-R, intervalo Q-T, intervalo QRS e frequência cardíaca. A classificação foi realizada por meio de um algoritmo de comparação com valores padrão, embora os autores não tenham apresentado métricas de desempenho.

Como percebido, a construção de interfaces gráficas no MATLAB está bem consolidada na literatura. Em Aneesh Roghaan e Velusamy [44], os pesquisadores apresentam uma GUI voltada para a detecção de FA, utilizando a base *MIT-BIH Arrhythmia*. O sistema emprega o algoritmo de Pan-Tompkins para a detecção de picos R e realiza a extração de parâmetros como o RRi, intervalo P-R, intervalo Q-R, intervalo Q-T, intervalo S-T, além da localização das ondas P, Q, R, S e T. Assim como em Lamba, Atal e Singh [43], a classificação é realizada com base em valores de referência encontrados na literatura médica.

Além do computador, outros tipos de dispositivos também são considerados. Um exemplo é a proposta apresentada por Lazaretti, Teixeira, Kuhn, et al. [45], que propõe a utilização de uma LSTM juntamente com um conjunto de 60 RRi contínuos para a detecção de FA em dispositivos móveis com sistema Android.

Nota-se que, apesar dos avanços nas técnicas de análise e classificação de sinais de ECG, a maioria dos trabalhos ainda se baseia em sinais provenientes de bases de dados públicas, obtidos em ambientes controlados, não permitindo a aquisição de sinais. Além disso, são poucos os estudos que integram o uso de redes neurais, especialmente LSTM, com interfaces gráficas amigáveis ao usuário, que possibilitem tanto a aquisição quanto a interpretação dos sinais em tempo real.

Para uma comparação visual entre os estudos, foi elaborada a Tabela 2.1, na qual são comparadas as características de entrada de cada sistema, a presença ou ausência de uma

GUI, o método de classificação utilizado e os respectivos valores de acurácia.

Nesse contexto, a presente dissertação propõe o desenvolvimento de uma interface de monitoramento em ambiente desktop para aquisição de sinais de ECG, com detecção em tempo real dos picos R e identificação de episódios de FA, utilizando sequências de 60 RRI consecutivos e as entropias de Shannon (ShE) das ondas T, U e P, por meio do software MATLAB e de redes neurais artificiais.

Tabela 2.1: Comparação entre os estudos relacionados do Estado da Arte

Estudo	Parâmetros	GUI	Classificador	Acurácia	Patologias
Abubaker e Babayiğit [32]	ECG bruto	Não	CNN + Naïve Bayes	99,79%	Arritmia, Infarto
Sivapalan, Nundy, Dev et al. [33]	RRis e coef. batimentos	Não	LSTM + MLP	97,00%	Batimentos normais/anormais
Hammad, Iliyasa, Subasi et al. [34]	ECG bruto + features	Não	DNN + Alg. Genético	98,00%	Normal, Ectópicos, Fusão
Phukan, Manikandan e Pachori [35]	RRi, ShE	Não	LTAF, CPSC 2018	99,97%	Fibrilação Atrial
Shen, Qin, Wei et al. [36]	RRi	Não	DNN	89,40%	Apneia do Sono
Zahid, Kiranyaz, Ince et al. [37]	ECG bruto	Não	CNN	99,00%	Sem patologia
Ganesh, Bhatti, Alkhalaf et al. [38]	Traçado impresso	Sim	Detecção ótica	N/A	Sem patologia
Borghi [40]	RRi, ShE, Jitter	Não	MLP	98,17%	Fibrilação Atrial
Saraswat, Bhattacharya, Verma et al. [41]	ECG bruto	Parcial	CNN	98,00%	Batimentos variados
Wyawahare, Rane, Chavan et al. [42]	ECG + BioAmp EXG Pill	Sim	SVM	95,88%	TDAH
Lamba, Atal e Singh [43]	RRi, P-R, Q-T, QRS, FC	Sim	Não utilizada	N/I	Batimentos
Aneesh Roghaan e Velusamy [44]	RRi, P-R, Q-T, S-T, P-T	Sim	Não utilizada	N/I	Fibrilação Atrial
Lazaretti, Teixeira., Kuhn. et al. [45]	60 RRi contínuos	Sim	LSTM	94,94%	Fibrilação Atrial

N/I: Não informado. N/A: Não aplicável.

Capítulo 3

Metodologia

Neste capítulo, abordam-se os materiais e métodos utilizados ao longo desta dissertação, fornecendo uma descrição completa dos recursos e das técnicas empregadas para alcançar os objetivos gerais e específicos.

A aquisição dos sinais de ECG foi realizada com três eletrodos, conectando a plataforma BITalino[®] à GUI, que realiza a detecção em tempo real dos picos R. Os sinais foram então classificados por uma rede LSTM e validados com dados de referência, conforme ilustrado na Figura 3.1. A Figura 3.1 ilustra esse fluxo de processos.

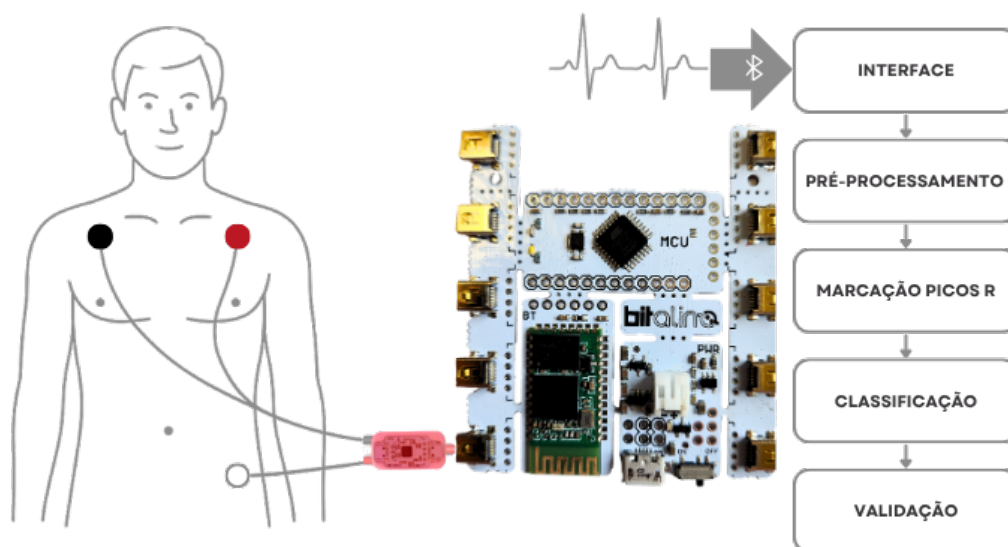


Figura 3.1: Esquemático dos Processos Metodológicos
Fonte: Autoria Própria.

3.1 Ferramentas Utilizadas

Para o desenvolvimento deste trabalho, foram utilizadas ferramentas de *software* e *hardware*, descritas a seguir.

3.1.1 Software

O principal ambiente de desenvolvimento utilizado foi o MATLAB, da empresa MathWorks, com ênfase no uso do *App Designer*, ferramenta interna que permite a criação de interfaces gráficas de forma interativa e integrada ao ambiente MATLAB.

- **Bibliotecas e pacotes:** Foram utilizadas as toolboxes de *Signal Processing*, *Machine Learning* e *Deep Learning*, além da biblioteca específica do *BITalino*[©] para aquisição e leitura dos sinais fisiológicos.
- **Base de dados:** A base de dados *MIT-BIH Atrial Fibrillation* [46], [47] e base *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database* [46], [48] ambas disponíveis no repositório PhysioNet, foram empregadas na fase de validação dos resultados da plataforma.

3.1.2 Hardware

O trabalho foi desenvolvido em um computador portátil com as seguintes especificações:

- **Processador:** Intel(R) Core(TM) i5-8265U CPU @ 1.60G glshz (até 1.80G glshz)
- **Memória RAM:** 16,0 GB
- **Sistema operacional:** Windows 64 bits

Além do computador, foi utilizada a placa *BITalino*[©] para aquisição dos sinais de ECG em tempo real. A placa é equipada com sensores e módulos que permitem a captação de sinais fisiológicos de forma precisa visto na Figura 3.2. A seguir, apresenta-se o quadro com os principais componentes da placa:

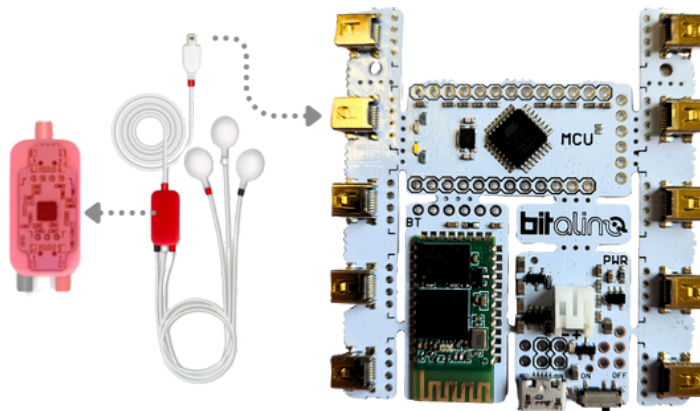


Figura 3.2: Plataforma BITalino[®] com sensores e eletrodos.

Fonte: Autoria Própria.

Tabela 3.1: Características técnicas do sensor de ECG utilizado

Parâmetro	Especificação
Ganho	1100
Faixa de Operação	$\pm 1,5$ V (com VCC = 3,3V)
Largura de Banda	0,5 – 40 Hz
Consumo de Corrente	$\approx 0,17$ mA
Faixa de Tensão de Entrada	2 – 3,5 V
Impedância de Entrada	75 G Ω
Rejeição de modo comum (CMRR)	86 dB

Tabela 3.2: Especificações técnicas da plataforma BITalino (r)evolution Core

Recurso	Descrição
Frequência de Amostragem	1, 10, 100 ou 1000 Hz
Alcance de Comunicação	até ≈ 10 m (linha de visada)
Portas Analógicas	4 entradas (10 bits) + 2 entradas (6 bits) + 1 entrada auxiliar (bateria)
Portas Digitais	2 entradas (1 bit) + 2 saídas (1 bit)
Dimensões	65 x 5 mm
Microcontrolador (MCU)	Atmel ATmega328p
Conectividade	Bluetooth 2.0
Fonte de Alimentação	Bateria integrada de 3,7V Li-Po recarregável

3.1.3 Base de Dados

O banco de dados *MIT-BIH Atrial Fibrillation* [46], [47] foi utilizado como base para a validação do sistema desenvolvido e no treinamento da rede LSTM. Esse mesmo banco foi empregado por Borghi [40] tanto na validação de algoritmos para detecção dos picos R quanto no treinamento e teste de modelos de classificação voltados à identificação de episódios de FA. O banco consiste em 23 amostras de ECG, cada uma com cerca de 10 horas de sinais, obtidas de pacientes com diagnóstico de FA. Os registros contêm duas derivações simultâneas do sinal, amostradas a 250 Hz, com resolução de 12 bits e faixa de frequência entre 0,1 Hz e 40 Hz.

Para os testes realizados, foi considerada somente a primeira derivação de cada gravação.

Outro conjunto de dados utilizado no processo de validação foi o banco *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database* [46], [48], que reúne 18 sinais de ECG longos provenientes de indivíduos sem diagnósticos de significativas arritmias cardíacas. Esse banco inclui sinais de cinco homens com idade entre 26 a 45 anos e 13 mulheres com idade de 20 a 50 anos. Esse banco foi empregado como referência de normalidade para comparação com sinais alterados, contribuindo para a avaliação do desempenho dos algoritmos em diferentes condições fisiológicas.

3.2 Procedimentos Metodológicos

Esta seção descreve, detalhadamente, os procedimentos adotados para o desenvolvimento do sistema proposto.

3.2.1 Conexão Bluetooth com a Placa BITalino[©]

Ao ser ligada, a placa BITalino[©] acende um Diodo Emissor de Luz (LED) indicador, sinalizando que o módulo Bluetooth está ativo e pronto para pareamento. Para estabelecer a conexão, é necessário que o computador do usuário tenha suporte a Bluetooth, seja

integrado ou via adaptador USB, como o fornecido no kit.

No Windows 10 ou superior, o usuário deve acessar as configurações de Bluetooth através do menu “Iniciar” → “Configurações” → “Dispositivos” → “Bluetooth e outros dispositivos”. Em seguida, selecionar “Adicionar dispositivo” e aguardar a detecção do BITalino[®], identificado por seu número *Media Access Control (MAC)*. Ao selecioná-lo, será solicitada a senha padrão “0000” para concluir o emparelhamento.

Após esse processo, a conexão estará estabelecida, permitindo a transmissão dos sinais de ECG de forma estável entre a placa e o computador.

3.2.2 Aquisição do ECG

A aquisição do sinal ECG foi realizada utilizando a placa BITalino (r)evolution Core, podendo ser amostrado na frequência de 100 Hz ou 1000 Hz. A placa permite a leitura em tempo real por meio de sensores integrados e transmissão via Bluetooth para o sistema central de processamento.

A aquisição do sinal foi realizada conforme o protocolo recomendado pelo fabricante da placa BITalino (r)evolution Core [49]. Para a obtenção da derivação Lead I, os eletrodos foram posicionados da forma mostrada na Figura 3.3:

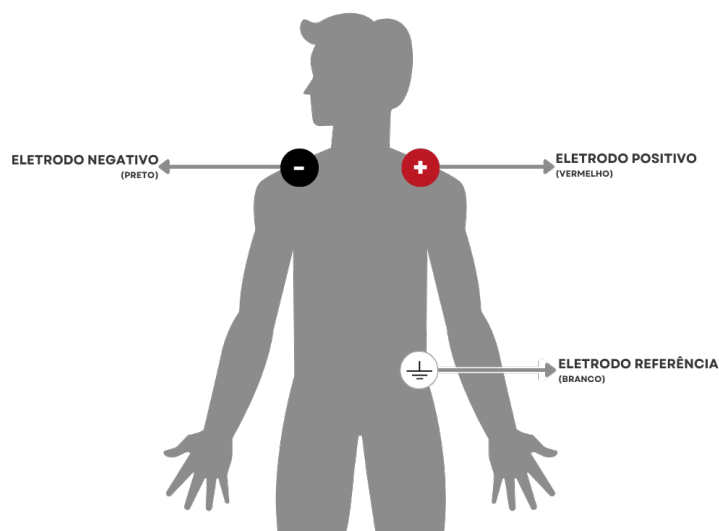


Figura 3.3: Esquema *Lead I* com vista frontal

Fonte: Adaptado de PLUX Biosignals [49]).

Essa configuração permite a captação do sinal de ECG na derivação Lead I, ideal para esta aplicação. Uma alternativa é posicionar os eletrodos nos pulsos, mantendo a mesma ordem de conexão utilizada na configuração da clavícula.

- Eletrodo positivo (vermelho) foi fixado sobre a clavícula esquerda ou pulso do braço esquerdo,
- Eletrodo negativo (preto) sobre a clavícula direita, ou pulso do braço direito e
- Eletrodo de referência (branco) na região do quadril em ambas configurações.

3.2.3 Pré-processamento do sinal

Para acondicionar os sinais de ECG coletados pela placa BITalino[©] antes da visualização, aplica-se uma sequência de transformações numéricas e filtragens digitais. Inicialmente, o Conversor Analógico-Digital (ADC) de 10 bits embutidos no BITalino[©] gera valores inteiros na faixa $[0 - 1023]$ proporcionais à tensão medida. Em seguida, cada valor é normalizado dividindo-se pelo código máximo do ADC, escalando o sinal para $[0, 1]$. Para centralizar em zero, subtrai-se 0,5, resultando em um intervalo $[-0,5, +0,5]$. O sinal adimensional é então convertido em volts através da multiplicação pela tensão de referência do ADC (3,3 V) e por um fator de ganho determinado na folha de dados do amplificador de ECG. Finalmente, essa magnitude em volts é transformada em milivolts (mV) multiplicando-se por 1000. Matematicamente, essa etapa pode ser expressa pela Equação 3.1.

$$ECG_{\text{processed}} = \left[\left(\frac{ECG_{\text{raw}}}{2^{10} - 1} - 0.5 \right) \times 3.3 \right] \times \frac{1}{1100} \times 1000 \quad (3.1)$$

A etapa de pré-processamento aplica inicialmente um filtro Notch centrado em 50 Hz com fator de qualidade ($Q=35$), projetado para remover a interferência da rede elétrica, comum em sinais biológicos adquiridos em ambientes urbanos [50]. Em seguida, o sinal é submetido a um filtro passa-alto de segunda ordem com frequência de corte em 0,5 Hz, visando eliminar a deriva de linha de base e interferência de baixa frequência associados à

movimentação do utilizador ou variações lentas no contato eletrodo com a pele [51]. Por fim, utiliza-se um filtro passa-baixo de quarta ordem com frequência de corte em 40 Hz, para atenuar ruídos de alta frequência sem comprometer a morfologia das ondas P, QRS e T [52]. Apesar de o sensor realizar um pré-processamento do sinal analógico, conforme especificado na Tabela 3.1, com largura de banda entre 0,5 e 40 Hz, a filtragem digital aplicada posteriormente reforça essa faixa no sinal discretizado.

3.3 Extração de Características

Essa seção detalhará as principais características extraídas do ECG que contribuíram para a classificação no sistema.

3.3.1 Algoritmo de Detecção dos Picos R do sinal ECG

O algoritmo utilizado para a detecção dos Picos R foi desenvolvido no trabalho de Borghi [40] com base e inspiração nos estudos de Benitez, Gaydecki, Zaidi et al. [53], Kaur, Agarwal, Agarwal et al. [54] e Manikandan e Soman [55]

O processo inicia-se com a etapa de filtragem do sinal, composta por três operações sequenciais: Aplicação de um filtro passa-banda, com o objetivo de remover componentes de baixa e alta frequência que não são relevantes para a detecção da onda R. Após o cálculo da derivada de primeira ordem, para destacar as variações abruptas do sinal e normalização da amplitude, garantindo que o sinal resultante esteja em uma escala padronizada.

Em seguida, é realizada a extração do envoltório do sinal com base na Energia de Shannon (H). O sinal derivado e normalizado é submetido ao cálculo da energia de Shannon, o que acentua as regiões com maior densidade energética, geralmente associadas às ondas R. Este sinal energético é suavizado por um filtro média móvel, gerando o sinal $s[n]$, representativo do envoltório do ECG.

A lógica de detecção dos picos baseia-se na análise do sinal $s[n]$, o qual é novamente processado por dois filtros média móvel com diferentes janelas. A diferença entre os dois

sinais suavizados gera uma nova sequência $z[n]$. O ponto de cruzamento por zero positivo (PCZ) de $z[n]$ é utilizado como critério para identificar possíveis candidatos a picos R.

Finalmente, realiza-se a identificação do pico real da onda R buscando o valor máximo local do sinal original de ECG em uma janela próxima ao instante de cruzamento por zero. Com isso, é possível localizar de forma precisa os picos R, os quais serão utilizados nas etapas subsequentes de análise do sinal.

Visualmente o processo descrito pode ser ilustrado no fluxograma da Figura 3.4.

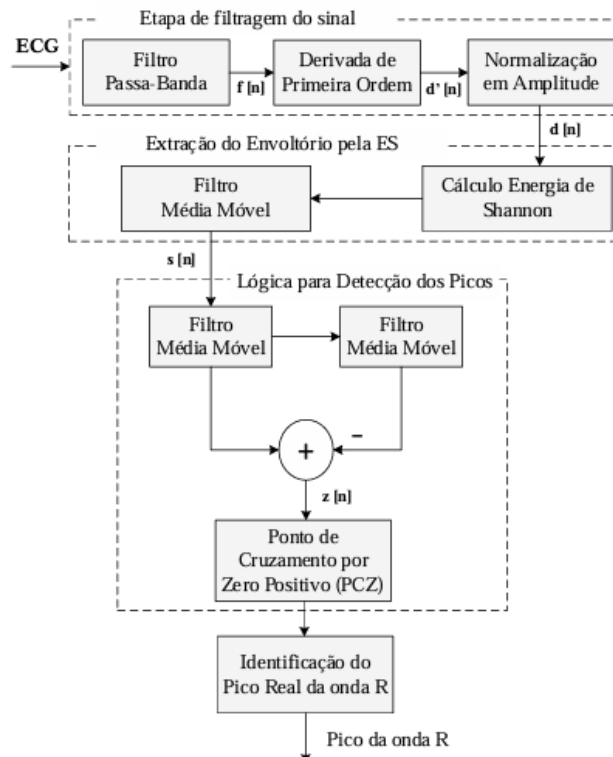


Figura 3.4: Fluxograma para detecção e Picos R
Fonte: Lazaretti [56].

3.3.2 Características

O sinal de ECG carrega uma ampla gama de informações fisiológicas relevantes para a análise clínica. No contexto da detecção de FA, [40] demonstram ser possível alcançar uma acurácia de até 98,17% utilizando somente quatro características extraídas do sinal,

são elas respectivamente, 60 R Ri consecutivos e as entropias de Shannon (ShE) nas ondas T, U e P.

Os valores de R Ri foram obtidos a partir da diferença temporal entre os instantes de ocorrência dos picos R consecutivos, conforme a Equação 3.2:

$$R Ri = \frac{\mathbf{R}_{\text{detec}}[n] - \mathbf{R}_{\text{detec}}[n - 1]}{f_s} \quad (3.2)$$

A localização das ondas seguiu o padrão estabelecido por Borghi [40], no qual, a partir da identificação do pico R, as demais ondas são localizadas com base em posicionamentos percentuais, conforme descrito na Tabela 3.3.

Tabela 3.3: Localização percentual dos pontos de início e final das ondas T, U e P dentro de um intervalo R-R.

	Início [%]	Final [%]
<i>Onda T</i>	15,00	50,00
<i>Onda U</i>	45,00	65,00
<i>Onda P</i>	70,00	92,00

Fonte: Borghi [40].

Com a localização o cálculo da ShE de cada onda (T, U e P), foi adotada a Equação 3.3, baseada na distribuição de probabilidade dos valores de amplitude do sinal segmentado:

$$ShE = - \sum_{i=1}^N p_i \log_2(p_i) \quad (3.3)$$

em que p_i representa a probabilidade de ocorrência da i -ésima amplitude no histograma do segmento analisado, e N é o número total de bins.

Todas as características extraídas foram normalizadas entre -1 e 1 com base no valor máximo e mínimo da amostra, conforme a Equação 3.4:

$$\text{Norm}(v) = 2 \cdot \frac{v - \min(v)}{\max(v) - \min(v)} - 1 \quad (3.4)$$

Ao final, as quatro características foram organizadas em um vetor de entrada para a

rede neural, com a seguinte estrutura:

$$Z = \left[\text{RRi}_{\text{norm}} \quad \text{ShE}_{\text{T norm}} \quad \text{ShE}_{\text{U norm}} \quad \text{ShE}_{\text{P norm}} \right]^T$$

Esse vetor (Z) foi então utilizado como entrada no modelo de classificação baseado em Redes Neurais Recorrentes (RNNs).

3.4 Classificação

A emissão da classificação é realizada por uma RNNs. Contudo, é importante ressaltar que a GUI não tem como objetivo funcionar como uma ferramenta de diagnóstico médico, mas sim como um auxiliar no processo de análise do sinal ECG.

3.4.1 RNNs

Neste trabalho, foi utilizada uma rede neural do tipo LSTM, previamente treinada por Borghi [40]. Trata-se de um modelo unidirecional, ou seja, que processa os dados em apenas uma direção temporal, com 100 neurônios em sua camada oculta e treinamento realizado por meio do algoritmo de *backpropagation*. A entrada do modelo consiste em vetores com dimensão 4×60 , correspondentes às quatro características nos 60 intervalos RR. Já a saída é uma variável categórica, sendo 0 para Outro Ritmo, 1 para Ritmo Normal e 2 para ritmo de FA. O modelo atingiu uma acurácia de 98,17% durante os testes. A estrutura e o funcionamento do modelo estão ilustrados na Figura 3.5.

Na interface, o modelo de rede neural foi importado e utilizado após a etapa de extração de características e interpolação do sinal. A classificação foi realizada e retorna o resultado da análise para a GUI.

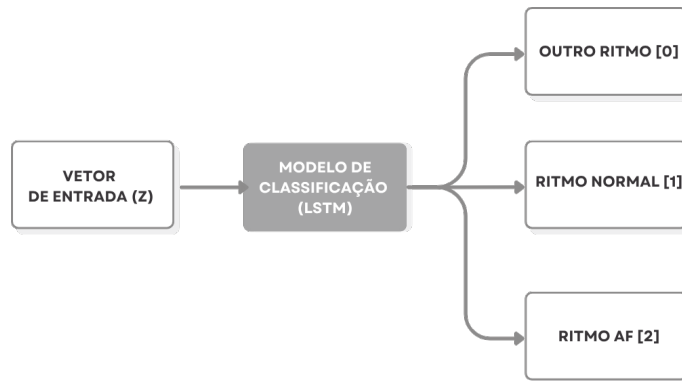


Figura 3.5: Esquema *LSTM*

Fonte: Adaptado de Lazaretti [56]

3.5 Interface do Usuário

Como previamente visto na literatura, o uso de GUI facilita a interação com o sistema, reduzindo a complexidade operacional e promovendo uma experiência mais intuitiva para o usuário.

Para melhor compreensão, a GUI foi dividida em quatro partes, como apresentado na Figura 3.6: Menu Superior, Painel de Controle, Janela Detalhada e Janela *Overview*.



Figura 3.6: *Layout* interface GUI

Fonte: Autoria Própria

3.5.1 Batimentos Cardíacos

O pico R, principal componente do complexo QRS, representa a despolarização ventricular e serve como referência para o cálculo do RRi. O RRi é inversamente proporcional à frequência cardíaca instantânea, sendo amplamente utilizado como métrica base na análise da variabilidade da frequência cardíaca (HRV) [57].

Assim, é possível calcular a taxa BPM a partir da razão entre 60 e a média dos intervalos entre picos R, em segundos, conforme expressa a Equação 3.5.

$$\text{BPM} = \frac{60}{\text{median}(RRi) \times f_s^{-1}} \quad (3.5)$$

3.5.2 Detecção e Marcação dos Picos R

O botão de detecção confere ao usuário a possibilidade de habilitar ou não a visualização dos picos R em tempo real. Com base no algoritmo descrito na Subseção 3.3.1, o sistema permite a personalização da interface de exibição, garantindo uma experiência personalizada e mais interativa.

3.5.3 Grade Médica

Sabendo que profissionais da saúde podem utilizar a GUI para auxiliar no diagnóstico clínico, decidiu-se incluir uma grade médica na interface, com o objetivo de aumentar a familiaridade desses usuários com o ambiente da aplicação. Esse recurso gráfico segue o padrão tradicional utilizado em eletrocardiogramas impressos, onde cada quadrícula representa uma escala temporal e de amplitude conhecida.

Esse padrão segue recomendações estabelecidas [58], no qual a distância entre as linhas verticais e horizontais permite estimar a amplitude e a duração dos componentes do traçado eletrocardiográfico, possibilitando a verificação de parâmetros como frequência cardíaca e detecção de possíveis arritmias.

Um exemplo da grade médica sobreposto ao traçado do sinal é apresentado na Figura 3.7.

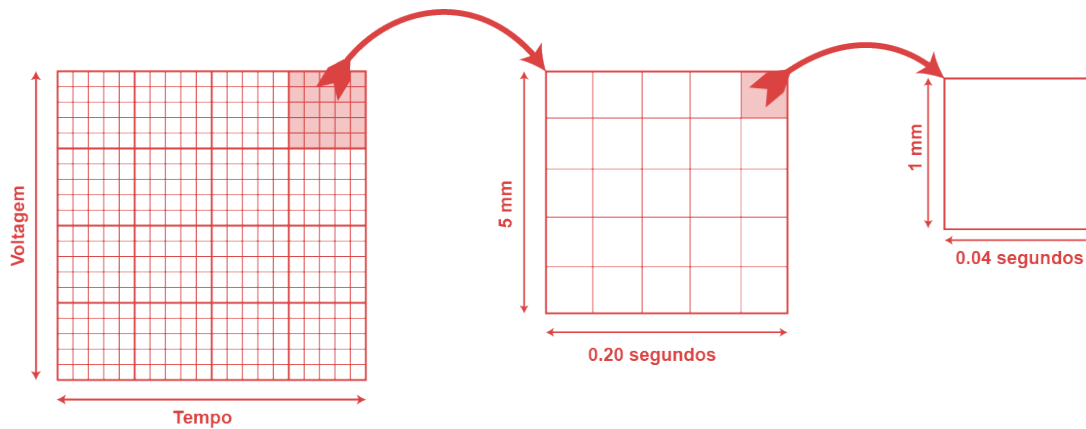


Figura 3.7: Exemplo de Grade Médica
 Fonte: Adaptado de Becker [59].

O botão de ativação da grade está localizado no painel de controle da interface, permitindo ao usuário habilitar ou desabilitar esse recurso conforme necessário. Ademais, o estado atual da grade é sinalizado por meio do ícone e do texto presente no próprio botão, oferecendo *feedback* visual imediato.

Na GUI, foi adotada uma versão simplificada da grade tradicional. Nessa configuração, cada divisão maior corresponde a 1 segundo, enquanto cada subdivisão menor representa 0,2 segundos. Essa adaptação visa manter a familiaridade visual com o padrão clínico, ao mesmo tempo, em que reduz a complexidade gráfica da interface.

3.5.4 Visualização dos Sinais na Interface

A GUI conta com duas áreas principais de visualização de sinais, conforme ilustrado na Figura 3.6, as quais foram denominadas de “Janelas” por familiaridade com ambientes gráficos. Ambas são atualizadas em tempo real durante a aquisição.

A Janela Detalhada exibe o sinal de ECG em uma janela deslizante com duração padrão de 5 segundos. Esse intervalo pode ser ajustado pelo usuário por meio do *Interval Picker*, localizado no painel de controle.

Já a Janela *Overview* apresenta o sinal completo ao longo dos 60 segundos de aquisição, também em tempo real. Ao término da aquisição, o usuário pode utilizar um seletor para

escolher uma faixa específica do sinal, que será então exibida com maior resolução na Janela Detalhada. Essa funcionalidade permite uma análise posterior mais minuciosa de segmentos específicos do sinal adquirido.

3.5.5 Documentação

Com o intuito de promover a conscientização do usuário, foi criada uma aba de documentação contendo instruções sobre o uso da plataforma. Essa seção está acessível a partir do menu superior e tem como objetivo reduzir erros operacionais, como falhas na aquisição do sinal, uso inadequado do painel de controle, além de fornecer uma compreensão completa das funcionalidades disponíveis na GUI.

3.5.6 Geração de Relatórios

Para uma análise posterior mais detalhada, a GUI disponibiliza, ao final da sua utilização, um relatório. Ele apresenta quatro segmentos de 15 segundos extraídos dos 60 segundos totais do sinal de ECG adquiridos. Além disso, são exibidas a média da frequência cardíaca, uma análise do ritmo cardíaco e uma mensagem de aviso destinada ao usuário sobre a intenção do trabalho.

3.6 Validação

Elaborou-se uma etapa de validação com o objetivo de avaliar a acurácia dos resultados e a usabilidade da GUI. Os procedimentos e critérios adotados nesse processo estão descritos nesta seção.

3.6.1 Validação da plataforma

A validação da plataforma foi realizada com sinais patológicos e não patológicos. Esses sinais foram carregados na aplicação por meio do botão *LOAD DATA* e processados pela

plataforma, permitindo a comparação dos resultados obtidos com os registros de referência presentes nos bancos de dados utilizados.

Para simular a aquisição do *BITalino*[©] os sinais da *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database*, selecionados a partir das anotações de episódios de FA e foram reamostrados em 1000 Hz e submetidos a Equação 3.6, que centraliza e limita o sinal.

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - \mu}{\max |x - \mu|} \cdot 1.5 \quad (3.6)$$

onde x é o sinal original, μ sua média, e x_{norm} o sinal centralizado com amplitude limitada a $[-1.5, 1.5]$.

Para avaliar a acurácia da interface proposta, foi preparado um banco de 108 segmentos de sinais de ECG, cada um com duração de 60 segundos. Esses segmentos foram extraídos das bases públicas *MIT-BIH Atrial Fibrillation Database* e *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*.

A segmentação temporal foi feita de modo a incluir pelo menos 30% do trecho anterior e 70% do trecho posterior ao rótulo de FA, assegurando que o episódio estivesse devidamente contextualizado na janela de análise.

As previsões geradas pela rede LSTM foram comparadas aos rótulos de referência previamente definidos. Para medir o desempenho do modelo, foi utilizada a métrica de acurácia global, conforme expressa na Equação 3.7:

$$\text{Acurácia} = \frac{\text{Número de previsões corretas}}{\text{Número total de segmentos válidos}} \times 100 \quad (3.7)$$

Os segmentos classificados como “Outro ritmo” foram mantidos apenas para fins de análise qualitativa e excluídos do cálculo da acurácia, uma vez que não correspondem às classes de interesse direto deste estudo.

Capítulo 4

Resultados e Discussão

Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir do desenvolvimento desta dissertação. Como produto final, foi desenvolvida uma interface gráfica do usuário (GUI) voltada para a aquisição e análise de sinais de eletrocardiograma (ECG), com recursos de visualização em tempo real, detecção automática de picos R e geração de relatórios. A aplicação foi construída utilizando o ambiente *App Designer* do MATLAB, integrando diferentes funcionalidades em uma interface amigável e funcional.

4.1 Aquisição do Sinal

A aquisição dos sinais foi conduzida de acordo com as instruções fornecidas pela PLUX Biosignals [49], utilizando a plataforma BITalino[©] em uma configuração de três eletrodos. Após a captura dos dados brutos, foi aplicado um conjunto de etapas de pré-processamento com o objetivo de remover ruídos e realçar as principais características morfológicas do traçado. A Figura 4.1 apresenta os resultados dessa etapa: à esquerda, observa-se o sinal bruto (ECG *raw*), à direita, é exibido o sinal já processado, no qual se nota uma maior nitidez das ondas características do ECG, evidenciando a eficácia do filtro aplicado. Essa etapa é fundamental para garantir a acurácia das fases subsequentes de detecção e classificação dos sinais.

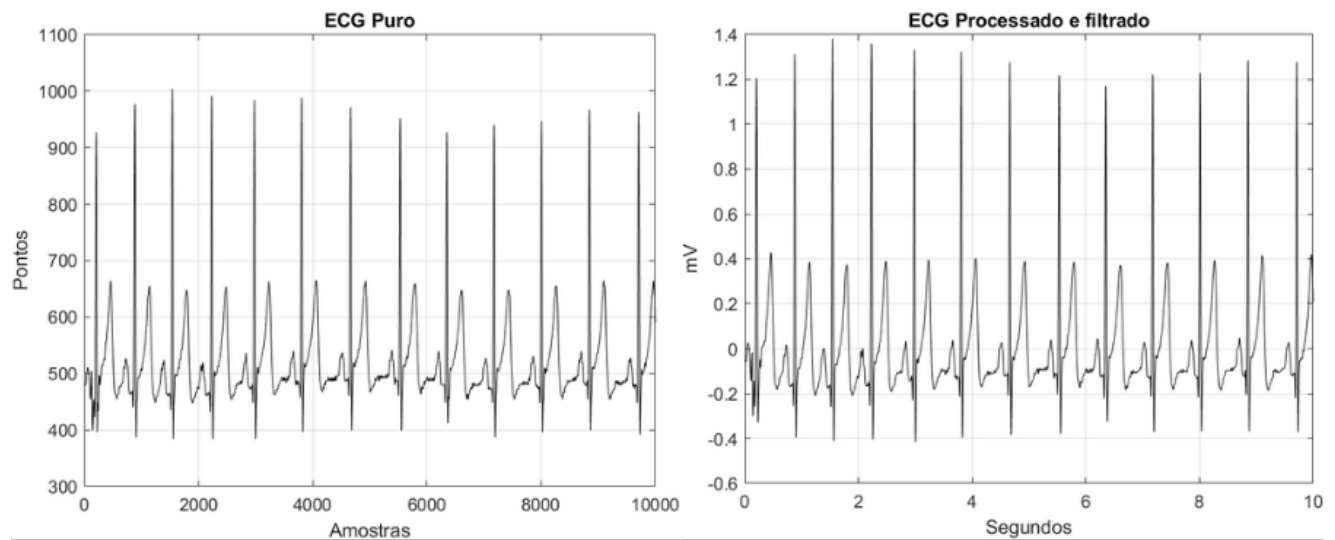


Figura 4.1: Sinais Adquiridos com BITalino[©].
 Fonte: Aatoria Própria

4.2 Interface gráfica do usuário (GUI)

A interface final desenvolvida é apresentada na Figura 4.2. A GUI foi projetada para proporcionar uma experiência intuitiva ao usuário, permitindo o acompanhamento em tempo real do sinal de ECG, o controle do processo de aquisição e a execução das análises automatizadas.

A estrutura da interface é composta por quatro principais componentes:

- **Menu Superior:** Os botões dão acesso ao aba de aquisição e documentação;
- **Painel de Controle:** localizado à esquerda da interface, permite ao usuário ajustar parâmetros da aquisição, como taxa de amostragem, modo de operação e seleção do dispositivo de entrada;
- **Janela Detalhada:** exibe o sinal de ECG em tempo real com alta resolução, incluindo a marcação dos picos R detectados pelo algoritmo de segmentação;
- **Janela *Overview*:** oferece uma visualização compacta e contínua do sinal completo adquirido, permitindo ao usuário navegar rapidamente entre diferentes momentos da gravação.

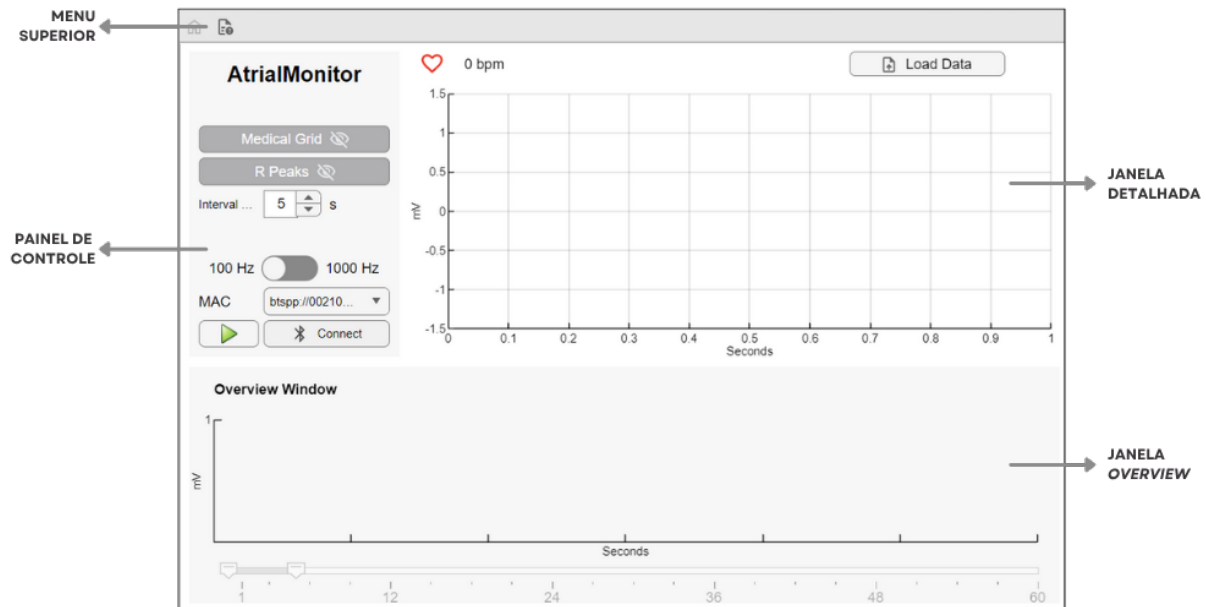


Figura 4.2: Interface gráfica do usuário desenvolvida no App Designer.
 Fonte: Autoria Própria

Essa organização visa facilitar tanto o uso clínico quanto acadêmico da ferramenta, reunindo em um único ambiente o processo de aquisição, visualização e análise do sinal.

4.2.1 Menu Superior

Como abordado anteriormente, o menu superior tem duas abas vistas na Figura 4.3.

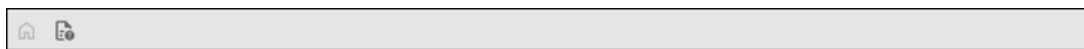


Figura 4.3: Menu Superior da interface com página inicial e documentação
 Fonte: Autoria Própria

A primeira, representada por um símbolo de casa, orienta o usuário sobre a localização das principais funções, enquanto a segunda, representada por um símbolo de documento, mostra a documentação apresentada na Figura 4.4. A tradução da Figura 4.4 encontra-se disposta na Figura 4.5 subsequente.

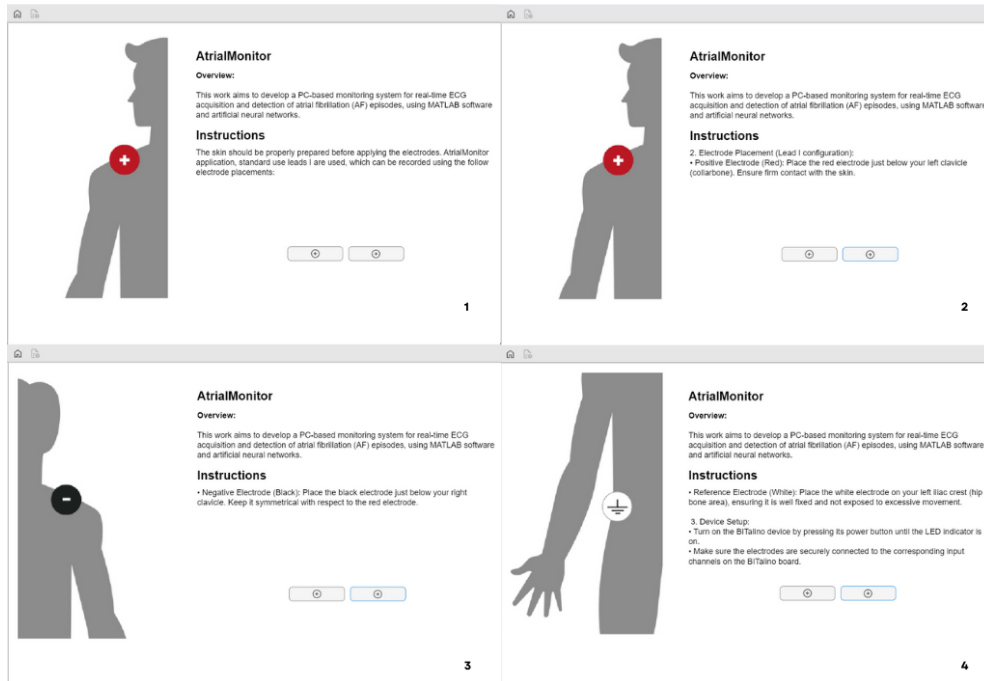


Figura 4.4: Aba de Documentação da Interface.
Fonte: Autoria Própria

2. Colocação dos Eletrodos (configuração da Derivação I):

- **Eletrodo Positivo (Vermelho):** Coloque o eletrodo vermelho logo abaixo da clavícula esquerda. Certifique-se de que esteja em contato firme com a pele.
- **Eletrodo Negativo (Preto):** Coloque o eletrodo preto logo abaixo da clavícula direita. Mantenha a simetria em relação ao eletrodo vermelho.
- **Eletrodo de Referência (Branco):** Coloque o eletrodo branco sobre a crista íliaca esquerda (região do osso do quadril), garantindo que esteja bem fixado e não exposto a movimentos excessivos.

3. Configuração do Dispositivo:

- Ligue o dispositivo BITalino pressionando o botão de energia até que o LED indicador acenda.
- Certifique-se de que os eletrodos estejam conectados corretamente aos canais de entrada correspondentes na placa BITalino.

Figura 4.5: Tradução das instruções sobre a colocação dos eletrodos.
Fonte: Autoria Própria

4.2.2 Painel de Controle

O Painel de Controle da GUI está organizado em duas seções principais: superior e inferior, como se apresenta na Figura 4.6. A seção inferior concentra os controles relacionados à configuração e início do sinal de ECG. Nela, o usuário pode selecionar a frequência de amostragem desejada, entre 100 Hz e 1000 Hz, além de informar o endereço MAC do dispositivo BITalino[©] a ser utilizado.

Na seção superior do Painel de Controle, estão disponíveis dois botões e um seletor.



Figura 4.6: Interface com destaque para o Painel de Controle.
Fonte: Autoria Própria

O botão *Medical Grid* permite ao usuário selecionar ou desativar a exibição de uma grade médica sobreposta ao sinal, apresentado na Figura 4.7.

Já o botão *R Peaks* habilita a visualização das marcações dos picos R detectados pelo algoritmo, visto na Figura 4.8.

Ambos os botões foram projetados para fornecer feedback visual ao usuário, como visto nas Figuras citadas, alterando sua cor e ícone consoante o estado atual (ativo ou inativo), o que contribui para uma experiência de uso mais intuitiva e interativa.



Figura 4.7: Interface com botão *Medical Grid* ativado.
Fonte: Autoria Própria

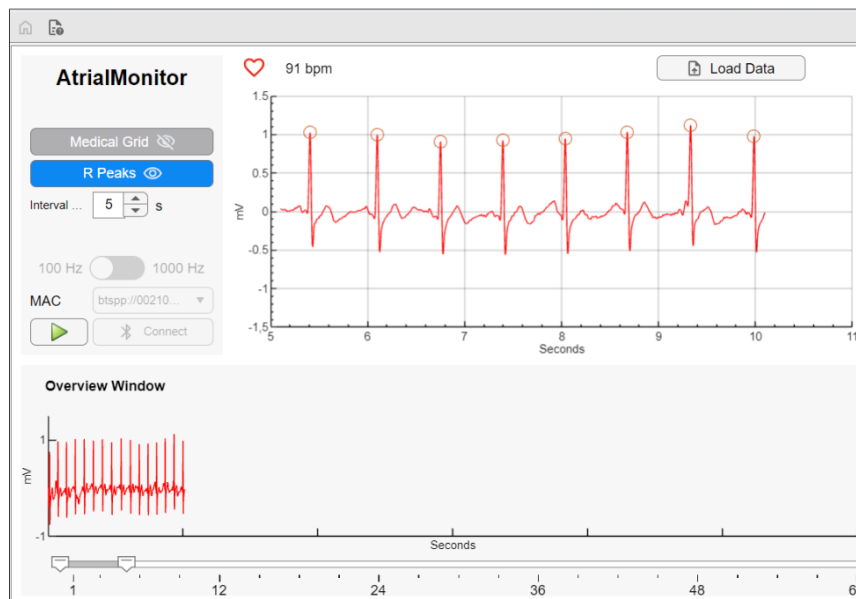


Figura 4.8: Interface com botão *R Peaks* ativado com Picos R detectados.
Fonte: Autoria Própria

Por fim, o *Interval Picker* permite ao usuário selecionar um intervalo de tempo específico no sinal adquirido em tempo real para a representação do sinal na janela superior.

Nota-se que durante e pós à aquisição, os botões de frequência de amostragem, *MAC* e

Bluetooth ficam inacessíveis para o usuário, podendo ser observados na Figura 4.8. Ainda na mesma Figura, é possível ver os batimentos cardíacos do usuário.

4.2.3 Janelas

Percebe-se que as janelas do aplicativo possuem extrema importância para a visualização do sinal, sendo a Janela Detalhada a mais dinâmica para o usuário, enquanto a Janela *Overview* permite a seleção do instante desejado pelo usuário, conforme exemplificado na Figura 4.9.



Figura 4.9: Interface com 2 segundos selecionados de um sinal de ECG
Fonte: Autoria Própria

Pode ver-se que na janela *Overview*, um retângulo azul é apresentado ao usuário, informando sobre a faixa do sinal que será exibida na Janela Detalhada.

Além disso, as figuras anteriores apresentam o botão *Load Data*, o qual integra uma funcionalidade que possibilita ao usuário carregar um sinal previamente adquirido para uma subsequente visualização e processamento.

4.3 Processamento dos Erros

Para informar o utilizador sobre procedimentos que podem falhar, mensagens de erro foram programadas e incorporadas à interface.

4.3.1 Erro de Aquisição

Para assegurar a utilização correta do sistema, foi implementado no código o mecanismo de Erro de Aquisição, ilustrado na Figura 4.10. Esse erro é acionado quando o usuário tenta iniciar a aquisição do sinal sem previamente estabelecer conexão com o dispositivo BITalino[©].

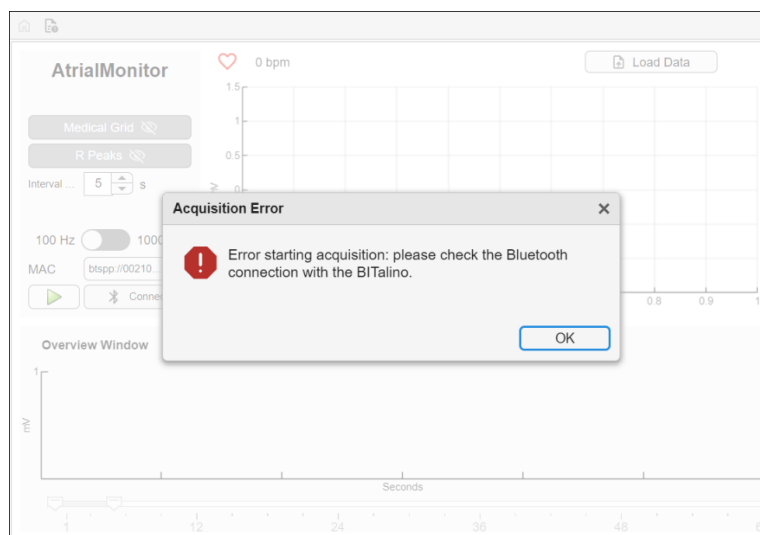


Figura 4.10: Erro de Aquisição
Fonte: Autoria Própria

A tradução da Figura 4.10 é apresentada na Figura 4.11 a seguir:

Erro de Aquisição

Erro ao iniciar a aquisição: verifique a conexão Bluetooth com o BITalino.

Figura 4.11: Tradução do Erro de Aquisição
Fonte: Autoria Própria

4.3.2 Erro ao Conectar

Caso ocorra uma tentativa de conexão com um dispositivo BITalino[©] e a ação não seja concluída com sucesso, uma mensagem de erro é exibida informando que a conexão não foi possível. Esta mensagem pode ser vista na Figura 4.12

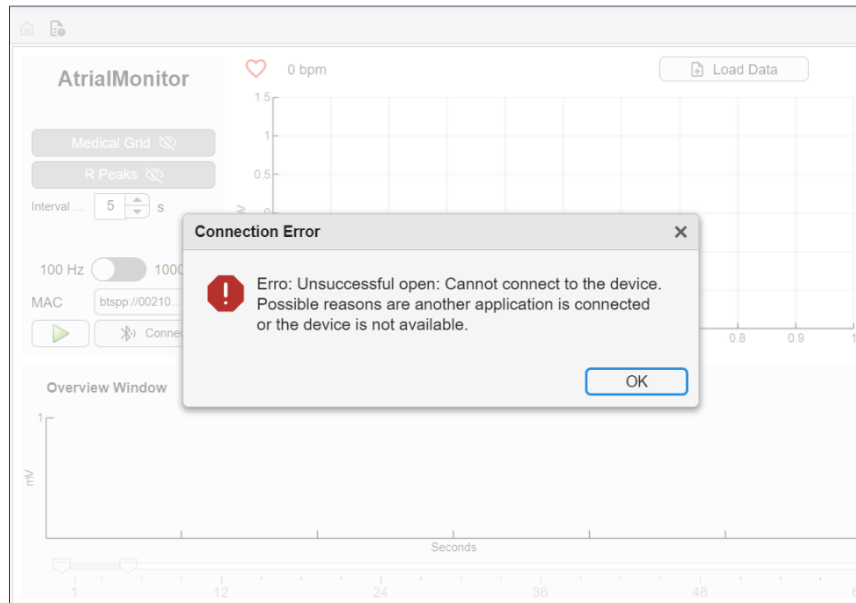


Figura 4.12: Erro de conexão *Bluetooth*
Fonte: Autoria Própria

A tradução da Figura 4.12 é apresentada na Figura 4.13 a seguir:

Erro de Conexão

Erro: Abertura malsucedida: Não é possível conectar ao dispositivo. Possíveis motivos são que outro aplicativo está conectado ou que o dispositivo não está disponível.

Figura 4.13: Tradução do Erro conexão *Bluetooth*
Fonte: Autoria Própria

4.4 Classificação

A classificação realizada pela GUI ocorre após a aquisição de 60 segundos de sinal de ECG. Ao final desse intervalo, o sinal é reamostrado para a frequência de 250 Hz, sendo então extraídos os RRi e calculadas as entropias de Shannon das ondas T, U e P. Esse processo é exibido na aplicação por meio de uma janela de análise, apresentada na Figura 4.14, e pode resultar em três classificações possíveis: ritmo normal, ritmo com FA ou outro ritmo.

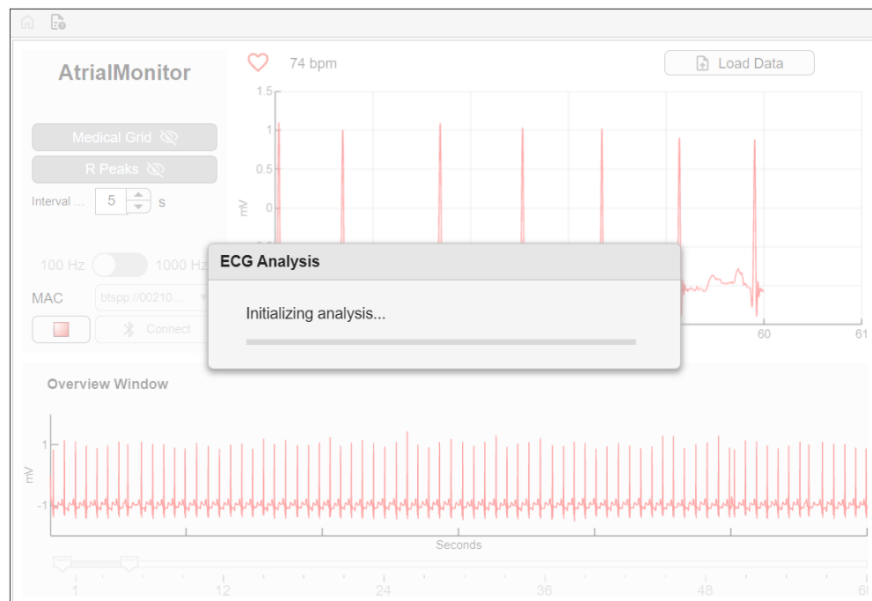


Figura 4.14: Tela com barra de processo
Fonte: Autoria Própria

Conforme ilustrado na Figura 4.14, a janela de análise não exibe informações sobre o progresso percentual do processo. No entanto, ao término da classificação, é automaticamente gerado um relatório contendo o sinal completo e o respectivo resultado da classificação efetuada pelo modelo LSTM.

De seguida, apresentam-se os diferentes resultados que podem ser exibidos ao utilizador pela interface gráfica.

4.4.1 Ritmo Normal

Um dos possíveis resultados é a identificação do Ritmo Sinusal Normal (RSN), caracterizado pela ausência de arritmias cardíacas significativas. Neste trabalho, essa condição foi denominada simplesmente como Ritmo Normal. Esse resultado é atribuído quando o sinal analisado pela rede LSTM não apresenta padrões compatíveis com episódios de FA. Na GUI, essa classificação é exibida conforme ilustrado na Figura 4.15.

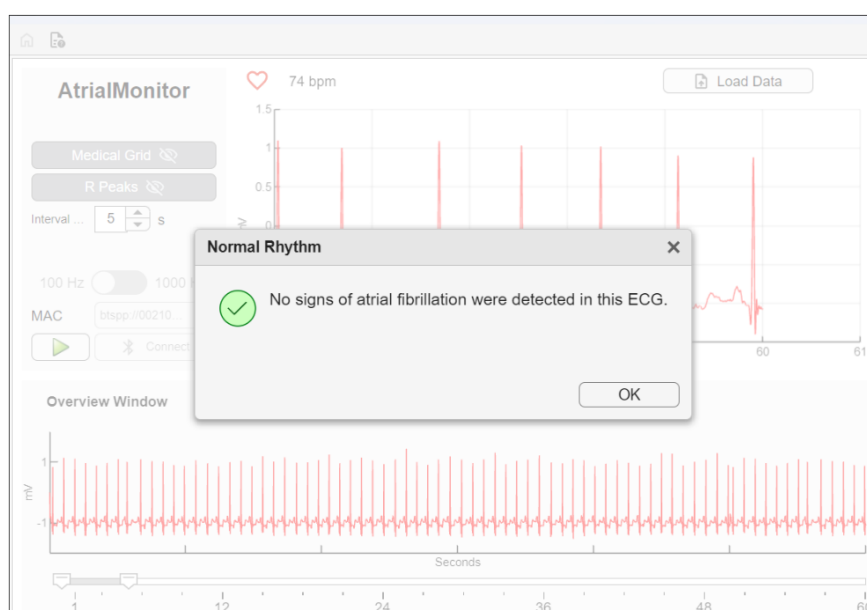


Figura 4.15: Sinal de ECG classificado sem FA
Fonte: Autoria Própria

A tradução da mensagem pode ser vista a seguir:

Ritmo Normal

Sem sinal de Fibrilação Atrial foi detectado nesse ECG.

Figura 4.16: Tradução da Figura 4.15
Fonte: Autoria Própria

Em seguida, o usuário possui duas opções de interação com a janela apresentada: clicar no botão "Ok" ou simplesmente fechar a janela por meio do controle padrão da interface gráfica. Ambas as ações foram programadas de forma a não interferir na continuidade

do funcionamento da aplicação, garantindo que o processo iniciado anteriormente, como a análise do sinal ou a geração do relatório, prossiga normalmente.

4.4.2 Ritmo FA

Já Figura 4.17 ilustra o resultado obtido para um Ritmo FA, sugerindo que o sinal analisado apresenta indícios compatíveis com fibrilação atrial.

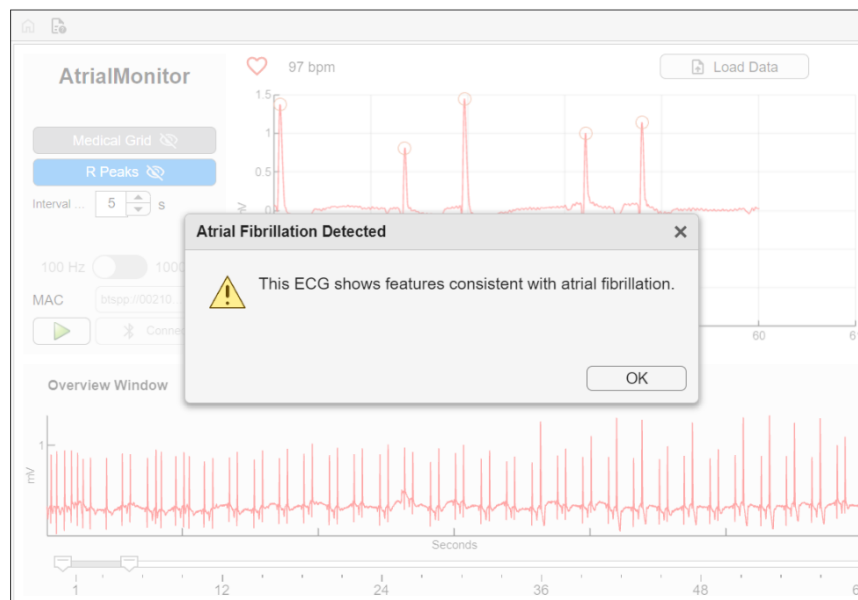


Figura 4.17: Sinal de ECG classificado como Fibrilação Atrial
Fonte: Autoria Própria

Em português, a mensagem é apresentada a seguir:

Fibrilação Atrial Detectada

Este ECG mostra características consistentes com fibrilação atrial.

Figura 4.18: Tradução da Figura 4.17
Fonte: Autoria Própria

4.4.3 Outro Ritmo

Conforme mostrado na Figura 4.19, o resultado da análise indica a presença de um Outro Ritmo.

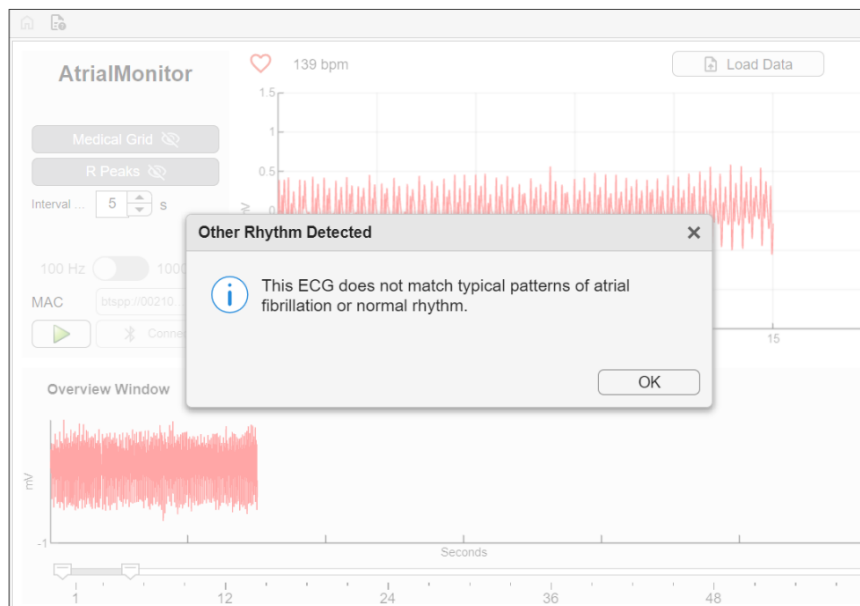


Figura 4.19: Sinal de ECG classificado como Outro Ritmo
Fonte: Autoria Própria

Para melhor entendimento, apresenta-se a mensagem em português:

Outro Ritmo Detectado

Este ECG não corresponde aos padrões típicos da FA ou ritmo normal.

Figura 4.20: Tradução da Figura 4.19
Fonte: Autoria Própria

Esse tipo de classificação é atribuída aos sinais que, embora não apresentem características compatíveis com a fibrilação atrial (FA), também não são reconhecidos como um ritmo normal. Dessa forma, o sistema identifica que o traçado de ECG analisado possui padrões distintos que não se enquadram nas categorias principais de Ritmo Normal ou Ritmo com FA, sugerindo a existência de variações morfológicas ou arrítmicas que exigiriam uma avaliação clínica mais aprofundada.

Finalmente, ao término da análise e após a apresentação dos resultados, a aplicação exibe uma mensagem notificando o utilizador sobre a geração do relatório final.

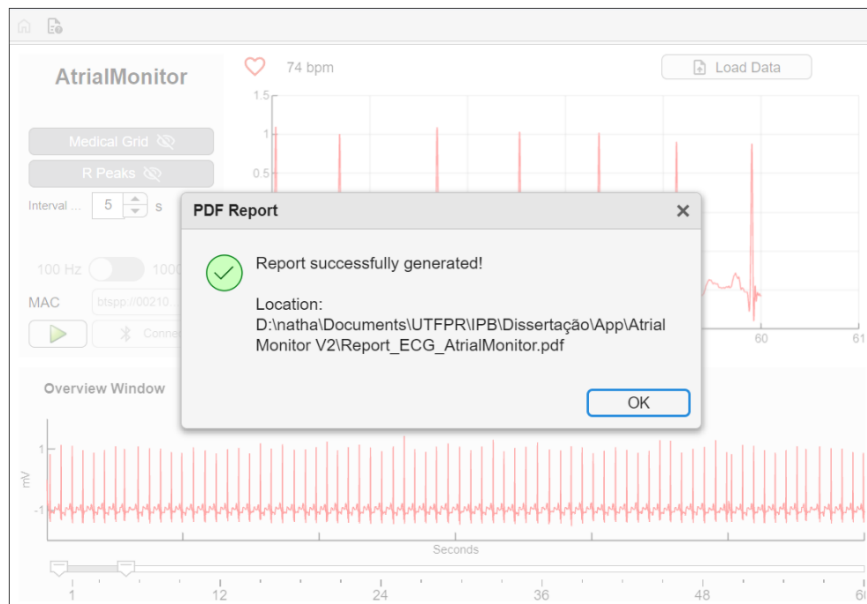


Figura 4.21: Mensagem de relatório gerado com sucesso com a localização do arquivo
Fonte: Autoria Própria

O Apêndice A apresenta um exemplo do relatório gerado, no qual se observa a segmentação do ECG e um dos resultados obtidos pela análise.

4.5 Validação

As Tabela 4.1 e Tabela 4.2 apresentam os segmentos da base de dados MIT-BIH Atrial Fibrillation Database. Para cada segmento analisado, são exibidos: o sinal (S), o intervalo em número de amostras (Intervalo), a classificação de referência da base de dados (T) e a classificação atribuída pela plataforma desenvolvida (P). Neste contexto, o valor 1 representa ritmo normal, enquanto o valor 2 indica a presença de fibrilação atrial (FA).

Seguindo os procedimentos descritos na Subseção 3.6.1, os sinais foram inseridos diretamente na GUI por meio do botão LOAD DATA e processados pelo sistema desenvolvido.

Tabela 4.1: Segmentos classificados com Ritmo FA e sua classificação (1–27)

#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P
1	5091	1625551–1640551	2	1	2	5091	1895621–1910621	2	2	3	5091	2566599–2581599	2	2
4	5091	2582516–2600016	2	2	5	5091	2610135–2627635	2	2	6	5091	2872901–2887901	2	2
7	4015	95085–110085	2	2	8	4015	117274–132274	2	2	9	4015	125849–140849	2	2
10	4015	1088746–1103746	2	2	11	4015	1127797–1142797	2	2	12	4015	1417937–1432937	2	2
13	4015	1451778–1466778	2	2	14	6426	526736–541736	2	2	15	6426	572590–587590	2	2
16	6426	1163885–1178885	2	1	17	6426	1253414–1268414	2	2	18	6426	1256414–1271414	2	2
19	6426	1313574–1328574	2	2	20	6426	1878737–1893737	2	2	21	6426	1950841–1965841	2	2
22	6426	1965873–1980873	2	2	23	6426	1985379–2000379	2	2	24	6426	2030357–2045357	2	2
25	6426	2318101–2333101	2	2	26	6426	2346880–2361880	2	2	27	6426	2368950–2383950	2	2

Fonte: Autoria Própria

Da mesma forma, segmentou-se e classificou-se uma amostra da base *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*, cujos resultados estão apresentados nas Tabela 4.3 e Tabela 4.4.

Tabela 4.2: Segmentos classificados como Ritmo FA e sua classificação (28–54)

#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P
28	6426	2395928–2410928	2	2	29	6426	2429113–2444113	2	2	30	6426	2605767–2620767	2	2
31	6426	2823836–2838836	2	2	32	6426	4065056–4080056	2	2	33	6426	4101164–4116164	2	2
34	6426	4309765–4324765	2	2	35	6426	6166324–6181324	2	2	36	6426	6181363–6196363	2	2
37	6995	1376076–1391076	2	2	38	6995	1381705–1396705	2	2	39	6995	1848547–1863547	2	2
40	6995	3781847–3796847	2	2	41	6995	6266850–6281850	2	2	42	8378	734508–749508	2	2
43	8378	4594855–4609855	2	2	44	8378	4869661–4884661	2	2	45	8378	4972774–4987774	2	2
46	8378	4987632–5002632	2	2	47	8378	4594855–4609855	2	2	48	8378	4869661–4884661	2	2
49	8378	4972774–4987774	2	2	50	8378	4987632–5002632	2	2	51	8455	2803897–2818897	2	2
52	8455	2845852–2860852	2	2	53	6453	759438–774438	2	2	54	6453	922495–937495	2	2

Fonte: Autoria Própria

Tabela 4.3: Segmentos classificados como Ritmo Normal e sua classificação (1–27)

#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P
1	1626	1–7680	1	1	2	1626	7681–15360	1	1	3	1626	15361–23040	1	2
4	1626	30721–38400	1	1	5	1626	38401–46080	1	1	6	1626	46081–53760	1	1
7	1626	53761–61440	1	1	8	1626	115201–122880	1	1	9	1626	176641–184320	1	1
10	1626	184321–192000	1	1	11	1626	207361–215040	1	1	12	1626	238081–245760	1	1
13	1626	253441–261120	1	1	14	1626	291841–299520	1	1	15	1626	307201–314880	1	1
16	1626	322561–330240	1	1	17	1626	345601–353280	1	1	18	1626	353281–360960	1	1
19	1626	414721–422400	1	1	20	1626	499201–506880	1	1	21	1626	514561–522240	1	1
22	1626	545281–552960	1	1	23	1626	576001–583680	1	1	24	1626	583681–591360	1	1
25	1626	668161–675840	1	1	26	1626	683521–691200	1	1	27	1626	737281–744960	1	1

Fonte: Autoria Própria

Tabela 4.4: Segmentos classificados como Ritmo Normal e sua classificação (28–54)

#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P	#	S	Intervalo	T	P
28	1626	744961–752640	1	1	29	1626	791041–798720	1	1	30	1626	944641–952320	1	1
31	1626	1006081–1013760	1	1	32	1626	1021441–1029120	1	1	33	1626	1205761–1213440	1	1
34	1626	1244161–1251840	1	1	35	1626	1259521–1267200	1	1	36	1626	1267201–1274880	1	1
37	1626	1320961–1328640	1	1	38	1626	1397761–1405440	1	1	39	1626	1405441–1413120	1	1
40	1626	1420801–1428480	1	1	41	1626	1443841–1451520	1	1	42	1626	1466881–1474560	1	1
43	1626	1582081–1589760	1	1	44	1626	1589761–1597440	1	1	45	1626	1697281–1704960	1	1
46	1626	1712641–1720320	1	1	47	1626	1751041–1758720	1	1	48	1626	1827841–1835520	1	1
49	1626	1835521–1843200	1	1	50	1626	1858561–1866240	1	1	51	1626	1866241–1873920	1	1
52	1626	1981441–1989120	1	1	53	1626	1989121–1996800	1	1	54	1626	2027521–2035200	1	1

Fonte: Autoria Própria

O aplicativo foi capaz de processar esses segmentos e classificá-los automaticamente utilizando o algoritmo LSTM previamente treinado.

A comparação dos resultados fornecidos pela interface com as anotações oficiais da base revelou um alto grau de concordância, com acurácia de 97,22% reforçando a confiabilidade da plataforma para uso em contextos experimentais e, eventualmente, clínicos. A baixa da acurácia ao comparar com o trabalho de Borghi [40] se dá pela normalização dos segmentos, que é feita de forma apenas nos segmentos, não globalmente.

Capítulo 5

Conclusões

A interface desenvolvida nesta dissertação contempla funcionalidades essenciais, como a aquisição dos sinais de ECG, detecção dos picos R, visualização do traçado com grade médica, visualização de batimentos cardíacos e geração de relatórios em PDF. Além disso, orienta o usuário quanto à correta colocação dos eletrodos, contribuindo para a qualidade da aquisição do sinal.

A principal contribuição deste trabalho está na integração entre uma interface gráfica intuitiva e algoritmos da detecção de Picos R e classificação do Ritmo do ECG. Essa abordagem amplia a acessibilidade a ferramentas de análise cardíaca, podendo ser aplicada tanto em ambientes clínicos quanto domiciliares.

Os testes realizados indicaram que o modelo LSTM, treinado com sequências de RRi e medidas de entropia de shannon (ShE) das ondas T, U, P e obteve desempenho promissor na detecção de fibrilação atrial, com métricas compatíveis com aquelas reportadas na literatura como reporta [40]. A interface também demonstrou ser eficaz na aquisição e visualização dos sinais, validando sua funcionalidade.

Como limitações do sistema, destaca-se a dependência da placa BITalino[®] para a aquisição dos sinais e a necessidade de o usuário permanecer em repouso durante o processo.

Para trabalhos futuros, sugere-se o aprimoramento da robustez do sistema frente a ruídos, a realização de testes com profissionais da saúde para validação clínica e a adaptação

da interface para uso com outros dispositivos de aquisição, inclusive remotos.

Uma possível expansão do aplicativo seria sua integração com sistemas de telemedicina, viabilizando o envio automático dos resultados de análise para um servidor remoto acessível por profissionais da saúde.

Além disso, a GUI poderia ser expandida para incorporar outras redes neurais, treinadas para a classificação de diferentes tipos de arritmias cardíacas, não se restringindo apenas à detecção de FA.

Bibliografia

- [1] World Health Organization, *Cardiovascular diseases*, https://www.who.int/health-topics/cardiovascular-diseases#tab=tab_1, jun. de 2019.
- [2] S. S. Martin, A. W. Aday, N. B. Allen, Z. I. Almarzooq, C. A. M. Anderson, P. Arora, C. L. Avery, C. M. Baker-Smith, N. Bansal, A. Z. Beaton, Y. Commodore-Mensah, M. E. Currie, M. S. V. Elkind, W. Fan, G. Generoso, B. B. Gibbs, D. G. Heard, S. Hiremath, M. C. Johansen e D. S. Kazi, «2025 Heart Disease and Stroke Statistics: A Report of US and Global Data From the American Heart Association», *Circulation*, vol. 151, n.º 8, jan. de 2025. DOI: 10.1161/cir.0000000000001303.
- [3] E. Bossone, B. Ranieri, E. Coscioni e R. Baliga, «Community health and prevention: It takes a village to reduce cardiovascular risk! Let us do it together!», *European Journal of Preventive Cardiology*, vol. 26, pp. 1840–1842, 2019. DOI: 10.1177/2047487319867505.
- [4] World Health Organization, *Cardiovascular diseases*, https://www.who.int/health-topics/cardiovascular-diseases#tab=tab_1, jun. de 2019.
- [5] Institute for Health Metrics and Evaluation, *GBD Compare Visualization Tool*, <https://vizhub.healthdata.org/gbd-compare>, Accessed: July 2024., 2024.
- [6] E. S. of Cardiology, *ESC Atlas of Cardiology*, <https://eatlas.escardio.org/Atlas/ESC-Atlas-of-Cardiology>, Accessed: 2025-05-31, 2025.

- [7] A. Timmis, V. Aboyans, P. Vardas, N. Townsend, A. Torbica, M. Kavousi, G. Boriani, R. Huculeci, D. Kazakiewicz, D. Scherr et al., «European Society of Cardiology: the 2023 Atlas of Cardiovascular Disease Statistics», *European Heart Journal*, vol. 45, n.º 38, pp. 4019–4062, ago. de 2024, ISSN: 1522-9645. DOI: 10.1093/eurheartj/ehae466.
- [8] R. Luengo-Fernandez, M. Walli-Attaei, A. Gray, A. Torbica, A. Maggioni, R. Huculeci, F. Bairami, V. Aboyans, A. Timmis, P. Vardas e J. Leal, «Economic burden of cardiovascular diseases in the European Union: a population-based cost study», *European Heart Journal*, vol. 44, pp. 4752–4767, 2023. DOI: 10.1093/eurheartj/ehad583.
- [9] W. H. Federation, *Heart Health in Brazil | World Heart Observatory*, <https://world-heart-federation.org/world-heart-observatory/countries/brazil/>, Accessed: 2025-05-26, 2025.
- [10] G. H. A. Lins, E. M. A. Camelo, C. S. Lins, M. L. V. Montenegro, W. d. M. Rodrigues, E. A. Camelo Júnior, F. H. C. d. Oliveira e R. A. F. Dutra, «Wearable sensors for cardiological monitoring in the SUS: regulatory challenges and impacts on Brazilian Public Health», *Caderno Pedagógico*, vol. 21, n.º 12, e10336, nov. de 2024, ISSN: 1983-0882. DOI: 10.54033/cadpedv21n12-066. URL: <http://dx.doi.org/10.54033/cadpedv21n12-066>.
- [11] L. D. Feisel e A. J. Rosa, «The Role of the Laboratory in Undergraduate Engineering Education», *Journal of Engineering Education*, vol. 94, n.º 1, pp. 121–130, 2005. DOI: <https://doi.org/10.1002/j.2168-9830.2005.tb00833.x>. eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/j.2168-9830.2005.tb00833.x>. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/j.2168-9830.2005.tb00833.x>.
- [12] *Saúde de Qualidade • ODS - BCSD Portugal*, <https://ods.pt/objectivos/3-vida-saudavel/>, Accessed: 2025-05-05, 2025.

- [13] H. Antoni, «Function of the Heart», em *Human Physiology*, R. F. Schmidt e G. Thews, eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1989, pp. 439–479, ISBN: 978-3-642-73831-9. DOI: 10.1007/978-3-642-73831-9_19.
- [14] G. Lip, L. Fauchier, S. Freedman, I. Gelder, A. Natale, C. Gianni, S. Nattel, T. Potpara, M. Rienstra, H. Tse e D. Lane, «Atrial fibrillation», *Nature Reviews Disease Primers*, vol. 2, 2016. DOI: 10.1038/nrdp.2016.16.
- [15] J. I. Gupta e M. J. Shea, *Biologia do coração - Distúrbios do coração e dos vasos sanguíneos - Manual MSD Versão Saúde para a Família*, <https://www.msmanuals.com/pt/casa/disturbios-do-coracao-e-dos-vasos-sanguineos/biologia-do-coracao-e-dos-vasos-sanguineos/biologia-do-coracao>, Accessed: 2025-05-31, 2025.
- [16] A. Guyton e J. Hall, *Textbook of Medical Physiology*, sér. Guyton Physiology Series. Elsevier Saunders, 2011, ISBN: 9781416045748.
- [17] W. Einthoven, G. Fahr e A. de Waart, «On the direction and manifest size of the variations of potential in the human heart and on the influence of the position of the heart on the form of the electrocardiogram», *American Heart Journal*, vol. 40, n.º 2, pp. 163–211, 1950, ISSN: 0002-8703. DOI: [https://doi.org/10.1016/0002-8703\(50\)90165-7](https://doi.org/10.1016/0002-8703(50)90165-7). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0002870350901657>.
- [18] B. SURAWICZ, «U Wave: Facts, Hypotheses, Misconceptions, and Misnomers», *Journal of Cardiovascular Electrophysiology*, vol. 9, n.º 10, pp. 1117–1128, 1998. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-8167.1998.tb00890.x>.
- [19] C. E. Kossmann, «The normal electrocardiogram», *Circulation*, vol. 8, n.º 6, pp. 920–936, 1953.

- [20] R. E. Mason e I. Likar, «A new system of multiple-lead exercise electrocardiography», *American Heart Journal*, vol. 71, n.º 2, pp. 196–205, 1966, ISSN: 0002-8703. DOI: [https://doi.org/10.1016/0002-8703\(66\)90182-7](https://doi.org/10.1016/0002-8703(66)90182-7). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0002870366901827>.
- [21] E. J. Benjamin, P. Muntner, A. Alonso, M. S. Bittencourt, C. W. Callaway, A. P. Carson, A. M. Chamberlain, A. R. Chang, S. Cheng, S. R. Das, F. N. Delling, L. Djousse, M. S. Elkind, J. F. Ferguson, M. Fornage, L. C. Jordan, S. S. Khan, B. M. Kissela, K. L. Knutson, T. W. Kwan, D. T. Lackland, T. T. Lewis, J. H. Lichtman, C. T. Longenecker, M. S. Loop, P. L. Lutsey, S. S. Martin, K. Matsushita, A. E. Moran, M. E. Mussolino, M. O’Flaherty, A. Pandey, A. M. Perak, W. D. Rosamond, G. A. Roth, U. K. Sampson, G. M. Satou, E. B. Schroeder, S. H. Shah, N. L. Spartano, A. Stokes, D. L. Tirschwell, C. W. Tsao, M. P. Turakhia, L. B. VanWagner, J. T. Wilkins, S. S. Wong e S. S. Virani, «Heart Disease and Stroke Statistics—2019 Update: A Report From the American Heart Association», *Circulation*, vol. 139, n.º 10, mar. de 2019, ISSN: 1524-4539. DOI: [10.1161/cir.0000000000000659](https://doi.org/10.1161/cir.0000000000000659). URL: <http://dx.doi.org/10.1161/CIR.0000000000000659>.
- [22] L. Bergau, P. Bengel, V. Sciacca, T. Fink, C. Sohns e P. Sommer, «Atrial Fibrillation and Heart Failure», *Journal of Clinical Medicine*, vol. 11, n.º 9, p. 2510, abr. de 2022, ISSN: 2077-0383. DOI: [10.3390/jcm11092510](https://doi.org/10.3390/jcm11092510). URL: <http://dx.doi.org/10.3390/jcm11092510>.
- [23] M. K. Chung, M. Refaat, W.-K. Shen, V. Kutiyifa, Y.-M. Cha, L. Di Biase, A. Baranchuk, R. Lampert, A. Natale, J. Fisher e D. R. Lakkireddy, «Atrial Fibrillation: JACC Council Perspectives», *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 75, n.º 14, pp. 1689–1713, 2020, ISSN: 0735-1097. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2020.02.025>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0735109720306239>.

- [24] K. Gleason, S. Nazarian e C. D. D. Himmelfarb, «Atrial Fibrillation Symptoms and Sex, Race, and Psychological Distress: A Literature Review», *The Journal of Cardiovascular Nursing*, vol. 33, pp. 137–143, 2017. DOI: 10.1097/JCN.0000000000000421.
- [25] H. Gibbs, B. Freedman, M. Rosenqvist, S. Virdone, W. Mahmeed, G. Ambrosio, A. Camm, B. Jacobson, C. Jerjes-Sánchez, G. Kayani, A. Oto, E. Panchenko, H. Ragy e A. Kakkar, «Clinical outcomes in asymptomatic and symptomatic atrial fibrillation presentations in GARFIELD-AF: Implications for atrial fibrillation screening.», *The American journal of medicine*, 2021. DOI: 10.1016/j.amjmed.2021.01.017.
- [26] K. Harris, D. Edwards e J. Mant, «How can we best detect atrial fibrillation?», *The journal of the Royal College of Physicians of Edinburgh*, vol. 42 Suppl 18, pp. 5–22, mar. de 2012. DOI: 10.4997/JRCPE.2012.S02.
- [27] M. A. Hassan, «How to Determine the Electrical Axis of the Heart», 2023. DOI: 10.5281/ZENODO.8266164. URL: <https://zenodo.org/record/8266164>.
- [28] G. Hindricks, T. Potpara, N. Dagres, E. Arbelo, J. J. Bax, C. Blomström-Lundqvist, G. Boriani, M. Castella, G.-A. Dan, P. E. Dilaveris, L. Fauchier, G. Filippatos, J. M. Kalman, M. La Meir, D. A. Lane, J.-P. Lebeau, M. Lettino, G. Y. H. Lip, F. J. Pinto, G. N. Thomas, M. Valgimigli, I. C. Van Gelder, B. P. Van Putte, C. L. Watkins e E. S. D. Group, «2020 ESC Guidelines for the diagnosis and management of atrial fibrillation developed in collaboration with the European Association for Cardio-Thoracic Surgery (EACTS): The Task Force for the diagnosis and management of atrial fibrillation of the European Society of Cardiology (ESC) Developed with the special contribution of the European Heart Rhythm Association (EHRA) of the ESC», *European Heart Journal*, vol. 42, n.º 5, pp. 373–498, ago. de 2020, ISSN: 0195-668X. DOI: 10.1093/eurheartj/ehaa612. eprint: <https://academic.oup.com/eurheartj/article-pdf/42/5/373/40364977/ehaa612.pdf>. URL: <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaa612>.
- [29] P. Chan, C. Wong, Y. C. Poh, L. Pun, W. W. Leung, Y. Wong, M. M. Wong, M. Poh, D. W. Chu e C. Siu, «Diagnostic Performance of a Smartphone-Based

- Photoplethysmographic Application for Atrial Fibrillation Screening in a Primary Care Setting», *Journal of the American Heart Association*, vol. 5, n.º 7, jul. de 2016, ISSN: 2047-9980. DOI: 10.1161/jaha.116.003428. URL: <http://dx.doi.org/10.1161/JAHA.116.003428>.
- [30] G. A. Roth, G. A. Mensah, C. O. Johnson e et al., «Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk Factors, 1990–2019: Update From the GBD 2019 Study», *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 76, n.º 25, pp. 2982–3021, 2020. DOI: 10.1016/j.jacc.2020.11.010. URL: <https://www.jacc.org/doi/10.1016/j.jacc.2020.11.010>.
- [31] G. Lippi, F. Sanchis-Gomar e G. Cervellin, «Global epidemiology of atrial fibrillation: An increasing epidemic and public health challenge», *International Journal of Stroke*, vol. 16, pp. 217–221, 2020. DOI: 10.1177/1747493019897870.
- [32] M. B. Abubaker e B. Babayiğit, «Detection of Cardiovascular Diseases in ECG Images Using Machine Learning and Deep Learning Methods», *IEEE Transactions on Artificial Intelligence*, vol. 4, n.º 2, pp. 373–382, 2023. DOI: 10.1109/TAI.2022.3159505.
- [33] G. Sivapalan, K. K. Nundy, S. Dev, B. Cardiff e D. John, «ANNNet: A Lightweight Neural Network for ECG Anomaly Detection in IoT Edge Sensors», *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, vol. 16, n.º 1, pp. 24–35, 2022. DOI: 10.1109/TBCAS.2021.3137646.
- [34] M. Hammad, A. M. Iliyasu, A. Subasi, E. S. L. Ho e A. A. A. El-Latif, «A Multitier Deep Learning Model for Arrhythmia Detection», *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1–9, 2021. DOI: 10.1109/TIM.2020.3033072.
- [35] N. Phukan, M. S. Manikandan e R. B. Pachori, «Fast Straightforward RR Interval Extraction Based Atrial Fibrillation Detection Using Shannon Entropy and Machine Learning Classifiers for Wearables», em *2023 IEEE 9th International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA)*, 2023, pp. 24–29. DOI: 10.1109/ICSIMA59853.2023.10373419.

- [36] Q. Shen, H. Qin, K. Wei e G. Liu, «Multiscale Deep Neural Network for Obstructive Sleep Apnea Detection Using RR Interval From Single-Lead ECG Signal», *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 70, pp. 1–13, 2021. DOI: 10.1109/TIM.2021.3062414.
- [37] M. U. Zahid, S. Kiranyaz, T. Ince, O. C. Devecioglu, M. E. H. Chowdhury, A. Khandakar, A. Tahir e M. Gabbouj, «Robust R-Peak Detection in Low-Quality Holter ECGs Using 1D Convolutional Neural Network», *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 69, n.º 1, pp. 119–128, 2022. DOI: 10.1109/TBME.2021.3088218.
- [38] S. Ganesh, P. T. Bhatti, M. Alkhalaf, S. Gupta, A. J. Shah e S. Tridandapani, «Combining Optical Character Recognition With Paper ECG Digitization», *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, vol. 9, pp. 1–9, 2021. DOI: 10.1109/JTEHM.2021.3083482.
- [39] P. H. Borghi, R. C. Borges e J. P. Teixeira, «Atrial fibrillation classification based on MLP networks by extracting Jitter and Shimmer parameters», *Procedia Computer Science*, vol. 181, pp. 931–939, 2021, CENTERIS/ProjMAN/HCist 2020, ISSN: 1877-0509. DOI: 10.1016/j.procs.2021.01.249. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050921002921>.
- [40] P. H. Borghi, «Classificação de episódios de fibrilação atrial por análise do ECG com redes neuronais artificiais MLP e LSTM», Acessado em: 2 set. 2024, Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Bragança, 2020. URL: <https://bibliotecadigital.ipb.pt/bitstreams/471f278b-c25b-40ce-b324-7c9e43ed329c/download>.
- [41] D. Saraswat, P. Bhattacharya, A. Verma, V. K. Prasad, S. Tanwar, G. Sharma, P. N. Bokoro e R. Sharma, «Explainable AI for Healthcare 5.0: Opportunities and Challenges», *IEEE Access*, vol. 10, pp. 84 486–84 517, 2022. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3197671.

- [42] M. Wyawahare, M. Rane, M. Chavan, S. Chavan e M. Birajdar, «ADHDWare: A Software to Detect Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) Using ECG», em *2024 International Conference on Sustainable Communication Networks and Application (ICSCNA)*, 2024, pp. 768–773. DOI: 10.1109/ICSCNA63714.2024.10864323.
- [43] U. Lamba, D. K. Atal e S. Singh, «A Graphical User Interface for ECG Features Extraction and Classification», em *2023 International Conference on Recent Advances in Science and Engineering Technology (ICRASET)*, 2023, pp. 1–4. DOI: 10.1109/ICRASET59632.2023.10420101.
- [44] J. K. Aneesh Roghaan e B. Velusamy, «Detection of Atrial Fibrillation by Processing ECG signals», em *2024 5th International Conference on Image Processing and Capsule Networks (ICIPCN)*, 2024, pp. 925–934. DOI: 10.1109/ICIPCN63822.2024.00159.
- [45] G. S. Lazaretti, J. P. Teixeira., E. V. Kuhn. e P. H. Borghi., «Android-based ECG Monitoring System for Atrial Fibrillation Detection using a BITalino® ECG Sensor», em *Proceedings of the 15th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2022) - BIODEVICES*, INSTICC, SciTePress, 2022, pp. 177–184, ISBN: 978-989-758-552-4. DOI: 10.5220/0010905400003123.
- [46] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng e H. E. Stanley, «PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet», *Circulation*, vol. 101, n.º 23, e215–e220, 2000. DOI: 10.1161/01.CIR.101.23.e215. eprint: <https://www.ahajournals.org/doi/pdf/10.1161/01.CIR.101.23.e215>. URL: <https://www.ahajournals.org/doi/abs/10.1161/01.CIR.101.23.e215>.
- [47] G. Moody, «A new method for detecting atrial fibrillation using RR intervals», *Proc. Comput. Cardiol.*, vol. 10, pp. 227–230, 1983. DOI: <https://doi.org/10.13026/C2MW2D>.

- [48] PhysioNet, *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database v1.0.0*, <https://physionet.org/content/nsrdb/1.0.0/>, 1999. DOI: 10.13026/C2NK5R.
- [49] PLUX Biosignals, *BITalino (r)evolution Home Guide EXPERIMENTAL GUIDES TO MEET & LEARN YOUR BIOSIGNALS*, https://support.pluxbiosignals.com/wp-content/uploads/2022/04/HomeGuide2_ECG.pdf, Accessed: 2024-10-30, 2020.
- [50] P. S. Addison, «Wavelet transforms and the ECG: a review», *Physiological Measurement*, vol. 26, n.º 5, R155–R199, 2005.
- [51] G. D. Clifford, F. Azuaje e P. E. McSharry, «Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis», *Artech House*, 2006.
- [52] L. Sörnmo e P. Laguna, «Chapter 3 - EEG Signal Processing», em *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*, sér. Biomedical Engineering, L. Sörnmo e P. Laguna, eds., Burlington: Academic Press, 2005, pp. 55–179, ISBN: 978-0-12-437552-9. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-012437552-9/50003-9>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780124375529500039>.
- [53] D. Benitez, P. Gaydecki, A. Zaidi e A. Fitzpatrick, «The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis», *Computers in Biology and Medicine*, vol. 31, n.º 5, pp. 399–406, 2001, ISSN: 0010-4825. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0010-4825\(01\)00009-9](https://doi.org/10.1016/S0010-4825(01)00009-9). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482501000099>.
- [54] A. Kaur, A. Agarwal, R. Agarwal e S. Kumar, «A Novel Approach to ECG R-Peak Detection», *Arabian Journal for Science and Engineering*, vol. 44, n.º 8, pp. 6679–6691, out. de 2018, ISSN: 2191-4281. DOI: 10.1007/s13369-018-3557-8. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s13369-018-3557-8>.
- [55] M. Manikandan e K. Soman, «A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal», *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, n.º 2,

- pp. 118–128, 2012, ISSN: 1746-8094. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2011.03.004>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809411000292>.
- [56] G. S. Lazaretti, «Implementação de um sistema de análise automática do ECG para identificação de episódios de fibrilação atrial utilizando uma plataforma de aquisição BITalino® e um smartphone AndroidTM», Acessado em: 2 out. 2024, Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Bragança, 2021. URL: <https://bibliotecadigital.ipb.pt/handle/10198/28516>.
- [57] M. Malik, «Heart Rate Variability», *Annals of Noninvasive Electrocardiology*, vol. 1, n.º 2, pp. 151–181, 1996. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1542-474X.1996.tb00275.x>.
- [58] P. Kligfield, L. S. Gettes, J. J. Bailey, R. Childers, B. J. Deal, E. W. Hancock, G. Van Herpen, J. A. Kors, P. Macfarlane, D. M. Mirvis et al., «Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: part I: the electrocardiogram and its technology: a scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Clinical Cardiology; the American College of Cardiology Foundation; and the Heart Rhythm Society endorsed by the International Society for Computerized Electrocardiology», *Circulation*, vol. 115, n.º 10, pp. 1306–1324, 2007.
- [59] D. E. Becker, «Fundamentals of Electrocardiography Interpretation», *Anesthesia Progress*, vol. 53, n.º 2, pp. 53–64, jun. de 2006, ISSN: 0003-3006. DOI: [10.2344/0003-3006\(2006\)53\[53:foei\]2.0.co;2](https://doi.org/10.2344/0003-3006(2006)53[53:foei]2.0.co;2). URL: [https://doi.org/10.2344/0003-3006\(2006\)53\[53:foei\]2.0.co;2](https://doi.org/10.2344/0003-3006(2006)53[53:foei]2.0.co;2).

Apêndice A

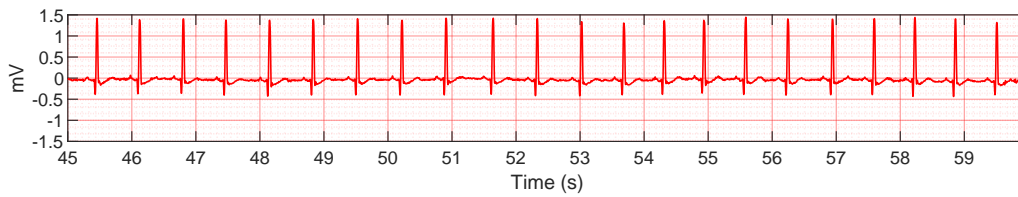
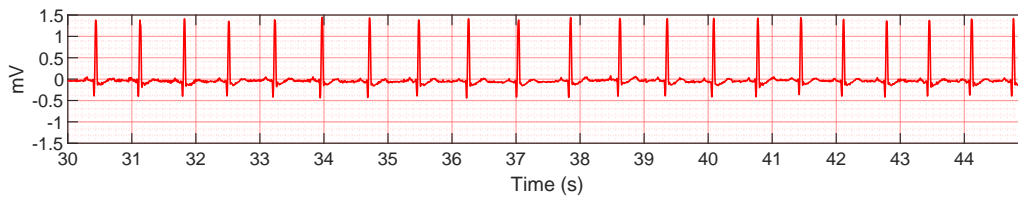
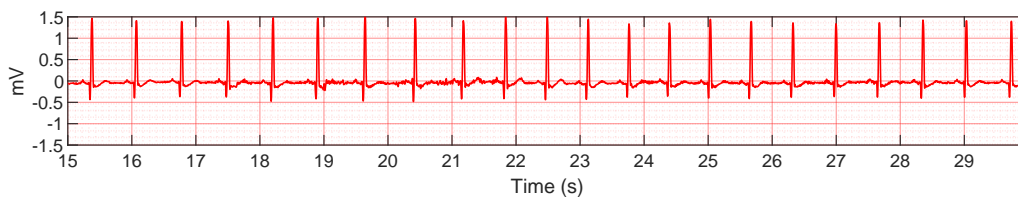
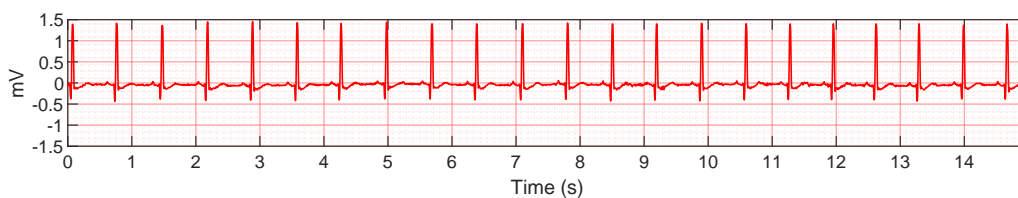
Exemplo de relatório gerado pela
GUI.

AtrialMonitor

Report generated on: 18-Jun-2025 23:48:20

Average heart rate: 87 BPM

This ECG shows features consistent with atrial fibrillation.



This report is not intended for diagnostic purposes.
The waveform resembles a Lead I ECG.
Sampling rate: 1000 Hz.