



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 Android[™]

GABRIEL SAATKAMP LAZARETTI

Dissertação para obtenção do grau de Mestre em:

Engenharia Industrial – Ramo Engenharia Eletrotécnica

Este trabalho foi efetuado sob orientação de:

Prof. Dr. João Paulo Ramos Teixeira

Prof. Dr. Eduardo Vinicius Kuhn

Bragança

Outubro de 2021

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 Android[®]

GABRIEL SAATKAMP LAZARETTI

Dissertação para obtenção do grau de Mestre em:

Engenharia Industrial – Ramo Engenharia Eletrotécnica

Este trabalho foi efetuado sob orientação de:

Prof. Dr. João Paulo Ramos Teixeira

Prof. Dr. Eduardo Vinicius Kuhn

Bragança

Outubro de 2021

Dedico este trabalho a Deus, à minha família, aos meus amigos e aos meus professores.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, pelo dom da vida e pela força concedida para chegar até aqui, por ter me amparado nos momentos difíceis e por nunca desistir de mim. Sou extremamente grato pelo seu infinito amor e por todas as oportunidades que foram colocadas no meu caminho. Quando Deus está em primeiro lugar, tudo está no lugar.

Agradeço do fundo do meu coração a toda a minha família, por acreditar em mim e me apoiar durante a minha formação. De forma especial agradeço à minha mãe, Katia Eliza Saatkamp Lazaretti, ao meu pai, Ricardo Lazaretti, à minha irmã, Mariana Saatkamp Lazaretti e à minha "dinda" Barbara Simone Saatkamp, por sempre confiarem em mim e por toda ajuda prestada para que eu chegasse até aqui. Muito obrigado por todo amor e carinho, sem vocês nada disso seria possível.

Agradeço a todos os meus amigos e amigas que estiveram comigo durante a minha formação. Muito obrigado por fazerem parte da minha vida e por permitirem que eu fizesse parte da vida de vocês. De forma especial agradeço aos meus amigos André Luis Lermen de Souza, Jackson de Souza Pereira e Elias Júnior Biondo por todos os conselhos ofertados e momentos compartilhados durante o período de realização desse mestrado.

Agradeço aos meus orientadores, Professor Doutor João Paulo Ramos Teixeira e Professor Doutor Eduardo Vinícius Kuhn, pela orientação e apoio na realização desse trabalho. Muito obrigado por todos os ensinamentos transmitidos e pelas valiosas contribuições na minha formação acadêmica e profissional. Agradeço também a todos os professores que contribuíram de alguma forma na minha formação.

Agradeço as instituições que me formaram, nomeadamente o Colégio Cristo Rei, a Universidade Tecnológica Federal do Paraná – campus Toledo e o Instituto Politécnico de Bragança, que disponibilizaram um ambiente propício para a aquisição de conhecimento, desenvolvimento profissional e desenvolvimento pessoal.

Agradeço ainda a todas as pessoas que de alguma forma fizeram parte da minha trajetória acadêmica.

Resumo

As arritmias cardíacas são distúrbios que afetam a frequência e/ou o ritmo dos batimentos cardíacos. O diagnóstico da maioria das arritmias é feito através da análise do eletrocardiograma (ECG), o qual consiste na representação gráfica da atividade elétrica do coração. A fibrilação atrial (AF) é um tipo de arritmia cardíaca, sendo a mais presente na população mundial. Se não identificada nos estágios iniciais, aumenta as chances de ocorrência de paragens cardíacas e acidente vascular cerebral, que constituem uma das maiores causas de morte no mundo. Uma das principais características presentes no sinal de ECG de indivíduos com AF é a irregularidade no ritmo cardíaco, ou seja, variação no intervalo entre dois picos R consecutivos. Pelo fato da AF muitas vezes se apresentar de forma assintomática, o uso de sistemas computacionais para a análise automática do sinal de ECG se apresenta como uma alternativa interessante para auxiliar o profissional de saúde no diagnóstico dessa arritmia. Nesse contexto, o presente trabalho trata da implementação de um sistema de análise automática do sinal de ECG para identificação de episódios de AF. O sistema consiste em uma etapa de aquisição do sinal realizada por um sensor de ECG BITalino conectado à plataforma BITalino (*r*)*evolution Core*, ambos desenvolvidos pela PLUX – Wireless Biosignals S.A. O sinal adquirido é transmitido via comunicação *bluetooth* para um *smartphone* com sistema operacional Android™. O processamento do sinal é feito através de um aplicativo desenvolvido através da IDE Android™ Studio. O sistema de análise foi desenvolvido através do software MATLAB® e, posteriormente, implementado no aplicativo com o auxílio da aplicação MATLAB Coder™ e da interface JNI. Em linhas gerais, o sistema de análise é composto por um algoritmo para detecção dos picos da onda R do sinal de ECG, seguido de uma etapa de extração de características, e outra de classificação. A característica utilizada na entrada do modelo de classificação foi o intervalo entre picos R consecutivos. O modelo de classificação utilizado é baseado em redes neurais do tipo LSTM (*Long Short-Term Memory*). Quando validado sobre os sinais do banco de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation*, o algoritmo de detecção dos picos da onda R apresentou valores médios de sensibilidade (Se) e preditividade positiva (P+) de 98,99% e 95,95%, respectivamente. O modelo de classificação utilizado apresentou exatidão média de 94,94% na identificação de episódios de AF.

Palavras-Chave: Android, BITalino, ECG, Fibrilação Atrial, *Smartphone*.

Abstract

Cardiac arrhythmias are disorders that affect the rate and/or rhythm of the heartbeats. The diagnosis of most arrhythmias is made through the analysis of the electrocardiogram (ECG), which consists of a graphic representation of the electrical activity of the heart. Atrial fibrillation (AF) is a type of cardiac arrhythmia, being the most present in the world population. If not identified in the early stages, it increases the chances of cardiac arrest and stroke, which are one of the biggest causes of death in the world. One of the main characteristics present in the ECG signal of individuals with AF is the irregularity in the cardiac rhythm, that is, variation in the interval between two consecutive R peaks. Since AF is often asymptomatic, the use of computer systems for the automatic analysis of the ECG signal is an interesting alternative to assist health professionals in diagnosing this arrhythmia. In this context, this work deals with the implementation of an automatic ECG signal analysis system to identify AF episodes. The system consists of a signal acquisition step performed by a BITalino ECG sensor connected to the BITalino (*r*)*evolution Core* platform, both developed by PLUX – Wireless Biosignals SA. The acquired signal is transmitted via bluetooth communication to a smartphone with Android™ operating system. The signal processing is done through an application developed using the IDE Android™ Studio. The analysis system was developed using the MATLAB® software and later implemented in the application with the help of the MATLAB Coder™ application and the JNI interface. In general terms, the analysis system is composed of an algorithm for detecting the peaks of the R wave of the ECG signal, followed by a feature extraction step, and a classification step. The feature used in the entry of the classification model was the interval between consecutive R peaks (RRi). The classification model used is based on a LSTM neural network. When validated over the signals from the MIT-BIH Atrial Fibrillation database, the R-wave peak detection algorithm showed mean values of sensitivity (Se) and positive predictivity (P+) of 98.99% and 95.95%, respectively. The classification model used had an average accuracy of 94.94% in identifying AF episodes.

Keywords: Android, BITalino, ECG, Atrial Fibrillation, *Smartphone*

Índice de Figuras

Figura 1- Ilustração das etapas de um ciclo cardíaco completo.	2
Figura 2 - Pontos e intervalos de interesse na representação elétrica de um batimento cardíaco.	4
Figura 3 – ECG a apresentando ritmo (a) normal e (b) AF.	6
Figura 4 - Etapas envolvidas no processo de classificação automática de arritmias.	12
Figura 5 - Sistema de 12 derivações para aquisição do sinal de ECG.	14
Figura 6 - Diagrama simplificado de um sistema de condicionamento do sinal de ECG.	15
Figura 7- Plataforma BITalino (<i>r</i>)evolution Core e sensor de ECG utilizado.	26
Figura 8 - Visualização através do software OpenSignals da derivação L1 de um sinal de ECG.	27
Figura 9 - Visualização através do software OpenSignals da derivação L2 de um sinal de ECG.	28
Figura 10 - Visualização através do software OpenSignals da derivação L3 de um sinal de ECG.	28
Figura 11- Sinal de ECG adquirido com o utilizador em repouso.	30
Figura 12 - Sinal de ECG adquirido enquanto o utilizador caminhava.	30
Figura 13 - Espectro de magnitude e fase do filtro passa-banda utilizado.	32
Figura 14 - Diagrama de blocos referente as etapas do algoritmo de detecção dos picos da onda R.	34
Figura 15 - Ilustração da entrada e possíveis saídas do modelo de classificação.	36
Figura 16 - Picos das ondas R detectados pelo algoritmo de segmentação com o sujeito em repouso.	39
Figura 17 - Picos das ondas R detectados pelo algoritmo de segmentação com o sujeito em repouso, porém na presença de artefatos de movimento dos eletrodos.	39
Figura 18 - Picos das ondas R detectados pelo algoritmo de segmentação enquanto o sujeito caminhava.	40
Figura 19 - Tela inicial do aplicativo (a) antes e (b) depois de clicar em “Connect”.	42
Figura 20 - Interface gráfica do aplicativo ao estabelecer a conexão com a plataforma BITalino.	43
Figura 21 - Interface gráfica do aplicativo (a) durante a aquisição do sinal de ECG e (b) ao final da segmentação.	44
Figura 22- Interface gráfica do aplicativo exibindo as opções de monitoramento disponíveis ao clicar em “Screen for AF”.	45
Figura 23 - Interface gráfica do aplicativo exibindo possíveis notificações que o sujeito pode receber ao final da função de checagem rápida.	46
Figura 24 - Interface gráfica do aplicativo enquanto realiza a função de monitoramento contínuo.	47

Índice de Tabelas

Tabela 1- Especificações técnicas do sensor de ECG utilizado.	25
Tabela 2 - Especificações técnicas da plataforma BITalino (<i>r</i>) <i>evolution Core</i>	25
Tabela 3 - Desempenho do algoritmo de segmentação sobre os sinais do banco de dados MIT-BIH <i>Atrial Fibrillation</i>	37

Acrônimos

ADC	Conversor analógico-digital
AECG	Eletrocardiografia ambulatória
AF	Fibrilação atrial
AVC	Acidente vascular cerebral
bpm	Batimentos por minuto
CADx	Diagnóstico auxiliado por computador
CVD	Doença cardiovascular
CWT	Transformada wavelet contínua
DWT	Transformada wavelet discreta
ECG	Eletrocardiograma
EMD	Decomposição de modo empírica
EMG	Eletromiograma
ES	Energia de shannon
Hz	<i>Hertz</i>
IDE	Ambiente de desenvolvimento integrado
JNI	Interface java - nativo
LSTM	Long short-term memory
MLP	Perceptron multicamadas
P+	Preditividade positiva
RRi	Intervalo entre picos R
Se	Sensibilidade
SNR	Razão sinal - ruído
SWT	Transformada wavelet estacionária

Índice

Capítulo 1: Introdução	1
1.1 Funcionamento do coração	2
1.2 Eletrocardiograma.....	3
1.3 Fibrilação atrial	4
1.4 Estado da arte	6
1.5 Objetivos	8
1.5.1 Objetivos gerais.....	8
1.5.2 Objetivos específicos	9
1.6 Organização do documento.....	9
Capítulo 2: Materiais e métodos	11
2.1 Formulação do problema	11
2.1.1 Aquisição do ECG	12
2.1.2 Pré-processamento	15
2.1.3 Segmentação	18
2.1.4 Extração de características	20
2.1.5 Classificação	22
2.2 Softwares utilizados	24
2.3 Hardwares utilizados.....	24
2.4 Base de dados.....	25
2.5 Aquisição e transmissão do sinal	26
2.6 Algoritmo de segmentação	31
2.7 Característica utilizada e classificação.....	34
Capítulo 3: Sistema e aplicativo desenvolvido.....	37
3.1 Validação das etapas	37
3.2 Desenvolvimento do aplicativo para Android	41
3.2.1 Função de segmentação.....	43
3.2.2 Função de checagem rápida	44
3.2.3 Função de monitorização contínua.....	46
Capítulo 4: Conclusões e Trabalhos Futuros	49
Referências	53

Capítulo 1: Introdução

A incidência de doenças cardiovasculares (CVDs – Cardiovascular Diseases) é uma das principais causas de morte no mundo. De acordo com dados da organização mundial da saúde, estima-se que cerca de 17,9 milhões de pessoas morreram devido a algum tipo de CVD no ano de 2019. Esse número representou 32% de todas as mortes no mundo, sendo 85% dessas mortes provocadas por acidente vascular cerebral (AVC) e infarto do miocárdio (popularmente chamado de ataque cardíaco) (World Health Organization, 2021). Além disso, o número de casos de CVDs aumentou de 271 milhões em 1990 para 523 milhões no ano de 2019. Ainda, acredita-se que esse número tende a aumentar substancialmente nos próximos anos como resultado do envelhecimento da população mundial (Roth et al., 2020). Para que esses números alarmantes diminuam e a saúde cardiovascular seja preservada (Salim S. Virani et al., 2021), é necessário minimizar os fatores de risco, muitos deles ligados a atitudes comportamentais, como o uso de tabaco, uma dieta desbalanceada e pouco saudável, falta de atividade física, obesidade e o abuso de álcool (World Health Organization, 2021). Todavia, considerando as comodidades proporcionadas pelo mundo moderno, a mudança de comportamento na direção de uma vida mais saudável se apresenta como um grande desafio.

Neste contexto, as arritmias cardíacas constituem distúrbios que afetam a frequência e/ou o ritmo dos batimentos cardíacos (Antzelevitch & Burashnikov, 2011). Essas alterações em ritmo e/ou frequência podem acontecer de forma natural em situações comuns do dia a dia, como na prática de exercício físico (aumento na frequência cardíaca) ou durante o sono (diminuição da frequência cardíaca). Entretanto, uma arritmia cardíaca sem justificativa é considerada uma patologia, sendo um tipo de CVD que geralmente necessita de cuidados médicos. Dentre as diversas arritmias cardíacas, a fibrilação atrial (AF – *Atrial Fibrillation*) é a mais comum. Na união europeia, estima-se que o número de casos de AF na população adulta acima de 55 anos chegou a 8,8 milhões em 2010 (Krijthe et al., 2013). A nível mundial, esse número alcançou a marca de 33,5 milhões no mesmo ano (Chugh et al., 2014). Essa predominante arritmia, se não tratada de forma efetiva, aumenta as chances de desenvolver uma eventual paragem cardíaca (Wang et al., 2003), demência (Ott et al., 1997), assim como AVCs (Dulli et al., 2003; Jørgensen et al., 1996; H.-J. Lin et al., 1996; Marini et al., 2005; Wolf et al., 1991, 1998). Nesse sentido, a AF está associada a um aumento dos riscos de mortalidade e

consiste em uma patologia que merece atenção médica (Miyasaka et al., 2007; Stewart et al., 2002), sendo necessário buscar novos métodos de diagnóstico, tratamento e prevenção.

1.1 Funcionamento do coração

O coração é responsável por bombear sangue para o cérebro, pulmões e resto do corpo. De um ponto de vista anatômico, o coração possui quatro câmaras, a saber: dois átrios (átrio esquerdo e direito) e dois ventrículos (ventrículo esquerdo e direito). Essas câmaras são revestidas pelo músculo cardíaco que é responsável por realizar a contração (sístole) e o relaxamento (diástole), assim bombeando sangue entre as câmaras e para o corpo. A contração e relaxamento do músculo cardíaco é provocada por impulsos elétricos, também chamados de potenciais de ação, originados em células especializadas localizadas no próprio coração, as chamadas “células marca-passo”. A Figura 1 ilustra as seis etapas sequenciais envolvidas em um ciclo cardíaco completo.

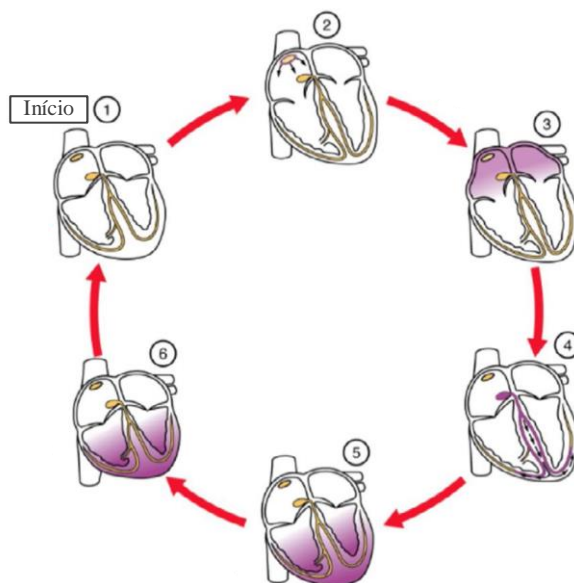


Figura 1- Ilustração das etapas de um ciclo cardíaco completo.

Fonte: Adaptado de (Merone et al., 2017).

Os potenciais de ação são gerados no nó sinoatrial (Etapa 1), local de grande concentração de células marca-passo, e se propagam através dos átrios estimulando a contração de células musculares em um processo chamado de despolarização atrial (Etapa 2). Nesse momento, os átrios se contraem e o sangue dentro deles flui em direção aos ventrículos (Etapa

3 e 4). Os potenciais de ação chegam, então, ao nó atrioventricular (Etapa 5) onde são transmitidos através dos ventrículos gerando a despolarização ventricular (Etapa 6), momento em que os ventrículos se contraem bombeando o sangue para o resto do corpo. Simultaneamente à contração dos ventrículos, acontece a repolarização (relaxamento) dos átrios. Após o sangue ter saído dos ventrículos, os mesmos se repolarizam, preparando-se para uma nova entrada de sangue e novo estímulo elétrico (Etapa 1).

1.2 Eletrocardiograma

Desenvolvido por Willem Einthoven em 1902 (AlGhatrif & Lindsay, 2012), o eletrocardiograma (ECG) é a ferramenta mais utilizada no diagnóstico das arritmias cardíacas. É através dele que é possível perceber a variação da frequência e do ritmo dos batimentos cardíacos, assim como visualizar como o sistema elétrico do coração se comporta. Através da medição da diferença de potencial entre quaisquer dois pontos da superfície da pele, é possível obter uma representação gráfica da atividade elétrica do coração. Essa representação gráfica oferece uma medida indireta de como a atividade elétrica do coração muda ao longo do tempo, ao passo que os potenciais de ação se propagam pelas células cardíacas. A Figura 2 apresenta a forma de onda característica de um ciclo cardíaco completo (um batimento) em um sinal de ECG, consistindo em uma sequência de ondas e complexos denominados onda P, complexo QRS, onda T e onda U (do Vale Madeiro, Cortez, Salinet, et al., 2019; Dupre Anthony and Vincent, 2005).

As etapas do ciclo cardíaco e as representações no sinal de ECG estão relacionadas da seguinte forma:

- A onda P é referente à etapa de despolarização (contração) dos átrios (Etapa 2 da Figura 1); logo após essa despolarização, o sangue flui dos átrios para os ventrículos.
- O complexo QRS registra o momento em que acontece a despolarização dos ventrículos (Etapa 4 da Figura 1), fazendo com que haja a contração das células musculares que encobrem os ventrículos, bombeando o sangue para o corpo.
- A onda T representa a fase de repolarização dos ventrículos (Etapa 6 da Figura 1); após a repolarização, os ventrículos relaxam e ficam prontos para um novo estímulo elétrico e nova contração.

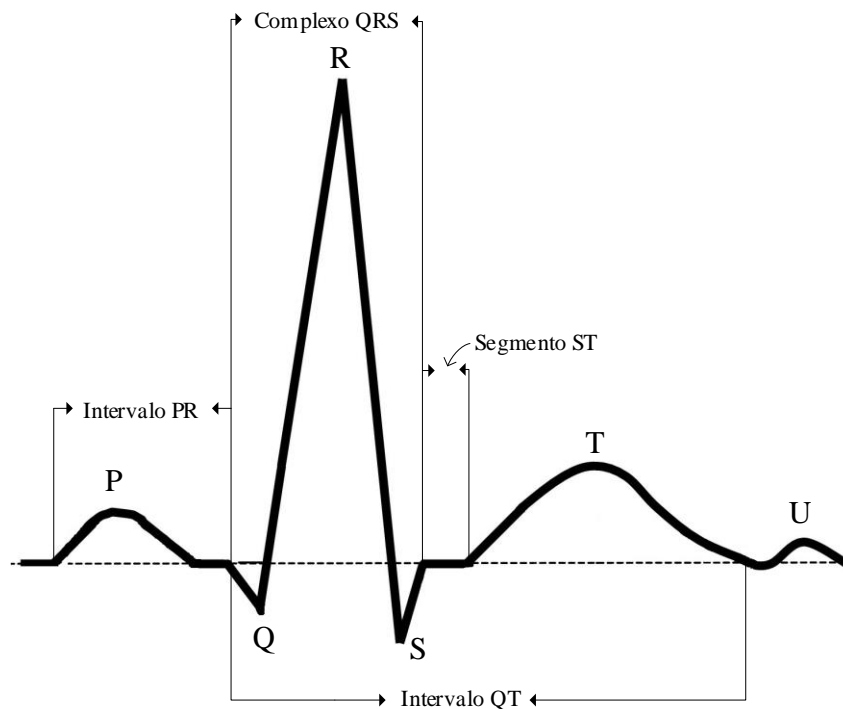


Figura 2 - Pontos e intervalos de interesse na representação elétrica de um batimento cardíaco.
 Fonte: Autoria própria.

1.3 Fibrilação atrial

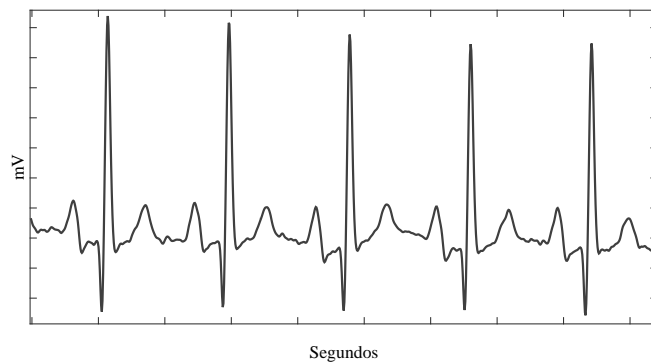
A AF é um tipo de arritmia cardíaca que ocorre devido à geração de múltiplos impulsos elétricos em diferentes regiões dos átrios (focos ectópicos) que ocasionam estímulos irregulares das células musculares, resultando em uma contração atrial ineficaz ou até mesmo inexistente (comportamento fibrilatório). A desorganização e dessincronização desses impulsos elétricos faz com que apenas alguns impulsos consigam passar para os ventrículos por meio do nó atrioventricular. Essa passagem acontece de forma descoordenada com relação à contração ventricular, dando assim origem a um ritmo cardíaco irregular que pode atingir frequências superiores a 150 batimentos por minuto (bpm) (Hagiwara et al., 2018).

Os principais sintomas que podem indicar a presença da AF no indivíduo são a sensação de fraqueza, dor no peito, falta de ar e palpitações. Entretanto, em alguns casos, a AF pode ocorrer sem a presença evidente de sintomas (de forma assintomática). É possível classificar a AF em três principais categorias, baseado na sua presença, duração e término espontâneo, a saber: i) AF paroxística, quando ela termina de forma espontânea ou com intervenção médica dentro de até 7 dias; ii) AF persistente, quando ela permanece por mais de 7 dias e se torna necessário intervenção médica para encerrá-la; e iii) AF permanente, em que

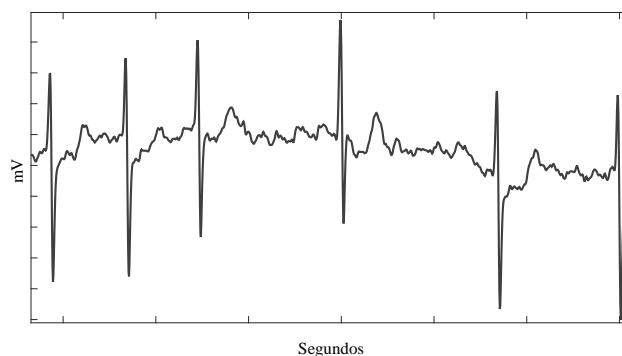
a presença do distúrbio é aceite pelo médico e paciente e as tentativas de restaurar o ritmo cardíaco normal não são mais tomadas (Fuster et al., 2006; Hindricks et al., 2021).

Devido à ineficaz contração dos átrios quando a AF está presente, parte do sangue falha em atingir os ventrículos, fazendo com que os átrios não se esvaziem por completo. O sangue remanescente nos átrios corre o risco de coagular e fragmentos de sangue coagulado podem se desprender e entrar na corrente sanguínea obstruindo o fluxo de sangue. Caso essa obstrução aconteça em uma artéria responsável por irrigar o cérebro, um AVC ocorrerá. Conseqüentemente, a persistência da AF por longos períodos aumenta em até 5 vezes a chance de ocorrência de AVCs (Wolf et al., 1991). Ainda, como resultado dos caóticos estímulos elétricos originados nos átrios e sua dessincronização em relação aos ventrículos, é possível que os ventrículos não se encham completamente de sangue antes da sua contração, podendo ocasionar problemas como queda de pressão arterial e insuficiência cardíaca.

A Figura 3 apresenta um trecho de sinal de ECG com ritmo normal [Figura 3(a)] e outro que contém AF [Figura 3(b)]. Observa-se que, devido à ausência de contração apropriada dos átrios, a onda P do sinal de ECG [da Figura 3(b)] não pode ser claramente distinguida e quase sempre está ausente, sendo substituída por ondas fibrilatórias (ondas F). Além disso, a passagem de estímulos elétricos de forma aleatória através do nó atrioventricular, proporciona a contração dos ventrículos em ritmo irregular, fazendo com que o intervalo RR (RRi), isto é, o intervalo entre dois picos da onda R adjacentes seja diferente ao longo do sinal. Essas são as duas principais características presentes no sinal de ECG que o médico ou profissional de saúde observa para diagnosticar a presença de AF em um dado paciente (Hindricks et al., 2021).



(a)



(b)

Figura 3 – ECG a apresentando ritmo (a) normal e (b) AF.
 Fonte: (Borghi et al., 2020a).

1.4 Estado da arte

Para o diagnóstico da AF, a análise das 12 derivações de um ECG vem sendo utilizada como uma metodologia padrão. Entretanto, devido à característica assintomática e paroxística que a AF pode apresentar, a simples análise de um exame de ECG feito com o paciente em repouso pode não ser suficiente para o seu diagnóstico e controle efetivo. Com o desenvolvimento do monitor Holter na década de 1940, métodos para o monitoramento ambulatorial e externo do ECG (AECG – Ambulatory External Electrocardiogram), apropriadamente descritos em (Mittal et al., 2011), vêm se consolidando como uma ferramenta complementar importante para o diagnóstico. Métodos de AECG permitem obter informação do paciente ao longo do dia, permitindo a confirmação de suspeitas criadas após a análise do ECG de 12 derivações e complementando o diagnóstico da AF. Destacam-se entre os métodos de AECG, aqueles que possuem um sistema CADx (*Computer-Aided Diagnosis*) implementado localmente, dando a possibilidade de analisar o sinal de ECG de forma automática e alertar tanto o paciente quanto o médico em tempo real de um possível evento de AF. Nessa situação, os sistemas CADx podem ser implementados junto ao dispositivo de aquisição do sinal de ECG ou em um outro aparelho portátil capaz de receber o sinal adquirido. A alternativa que separa o dispositivo de aquisição do dispositivo de processamento é particularmente interessante, já que permite diminuir o tamanho físico do hardware envolvido na aquisição do sinal, fazendo com que o paciente sinta menos desconforto ao usar o dispositivo por longos períodos. Ainda, essa abordagem garante uma maior vida útil da bateria que precisa lidar apenas com a aquisição do sinal de ECG e sua transmissão. O uso dessa metodologia permite ainda tirar vantagem da maior capacidade de processamento que pode ser instalada no dispositivo de processamento, o que é

interessante implementação de métodos e transformadas para extração de características. Essa metodologia permite também implementar classificadores baseados em sistemas de aprendizagem profunda e redes neurais, garantindo alta precisão na detecção de episódios de AF. Ainda, é possível utilizar protocolos de comunicação mais elaborados e transmitir os dados coletados para servidores de instalações médicas onde profissionais da saúde podem ter acesso aos sinais em tempo real.

Atualmente, *smartphones* são equipados com diversos sensores, processadores de alto desempenho, capacidade de comunicação sem fios, grande poder de armazenamento de dados, além de baterias de longa duração. Estatísticas disponíveis em (Statista, 2021) mostram que existem cerca de 6,3 bilhões de utilizadores de *smartphones* no mundo e projeções apontam que esse número tende a crescer com o passar dos anos. Considerando o uso difundido desses dispositivos, a sua capacidade de processamento, portabilidade e diversidade de aplicações assim como seu preço acessível, cada vez mais pesquisadores estão propondo e implementando sistemas móveis de auxílio à saúde (*mHealth systems*) que fazem uso de *smartphones*. No contexto da cardiologia, tem emergido então a eletrocardiografia baseada em *smartphones*, onde sistemas de monitoramento e análise automática para o diagnóstico e classificação de arritmias cardíacas como a AF são explorados. Nesse sistema de monitoramento, os *smartphones* podem atuar como simples plataformas para a visualização do sinal de ECG ou ainda analisar o sinal de ECG e emitir alertas localmente para o paciente. Evidentemente, esses aparelhos são capazes de integrar todas essas funcionalidades e compor um sistema de monitoramento completo, podendo ser até mesmo ampliado a um sistema de telemedicina por tornar o profissional da saúde acessível de qualquer lugar do mundo.

Alguns exemplos de sistemas de monitoramento do sinal de ECG que fazem o uso de *smartphones* seja para visualização, transmissão ou processamento do sinal de ECG são encontrados em (Brucal et al., 2016; Oresko et al., 2010; Tsamis et al., 2017; Turner et al., 2017; Varella et al., 2011). O trabalho desenvolvido por (Karunadas & Mathew, 2020) testa a efetividade de um sistema de AECG, baseado em um aplicativo Android™, na detecção de arritmias cardíacas ao compará-lo com um sistema de monitoramento Holter convencional. Os autores concluem que o aplicativo desenvolvido, chamado de *WebCardio*, detectou a presença de arritmia cardíaca em mais pacientes que o sistema de monitoramento Holter convencional. O dispositivo *ECG Check* desenvolvido pela Cardiac Designs® e o *Kardia Mobile* desenvolvido pela AliveCor® são exemplos de dispositivos profissionais, amplamente testados e validados, que fazem uso de *smartphones* e são capazes de detectar a presença de episódios de AF em uma

única derivação do sinal de ECG. Em (Aljuaid et al., 2020), os autores concluíram que o uso do dispositivo *ECG Check* na identificação de episódios de AF levou a uma diminuição considerável do número de visitas, dos pacientes diagnosticados com AF, às salas de emergência. Em (Tarakji et al., 2015), os autores demonstram a eficiência do dispositivo de monitorização do coração produzido pela AliveCor® e concluem que o dispositivo é capaz de detectar a presença de AF com 100% de sensibilidade e 97% de especificidade. Nesse estudo, 92% dos indivíduos monitorizados preferiram o uso do dispositivo que utiliza o *smartphone* em oposição a um monitor de ECG tradicional. Em (Chan & Choy, 2017), os autores utilizaram o dispositivo de monitorização da AliveCor® para identificar episódios de AF em cerca de 13122 cidadãos de Hong Kong. O estudo concluiu que a busca por AF utilizando esse dispositivo é viável e identificou uma parcela significativa de novos casos de AF, a maioria deles assintomático. Em (T. Hickey et al., 2017), novamente, o dispositivo de monitorização do coração da AliveCor® foi utilizado. Nesse trabalho, os autores reportam que houve um aumento na qualidade de vida dos pacientes monitorizados por um período de 6 meses. Outros trabalhos que comprovam a eficiência de sistemas de monitorização do sinal de ECG baseado em *smartphones* estão disponíveis em (Evans et al., 2017; Garabelli et al., 2017).

1.5 Objetivos

Tendo em vista o estado da arte apresentado a respeito do emprego de *smartphones* como dispositivo de processamento, atuando como parte integrante dos sistemas de monitoramento de sinais de ECG, este trabalho possui os objetivos que se seguem.

1.5.1 Objetivos gerais

Adquirir o sinal de ECG através de um sensor posicionado na superfície da pele e realizar sua transmissão via comunicação *bluetooth* para um *smartphone* com sistema operacional Android. Após a aquisição e transmissão do sinal, pretende-se implementar no *smartphone* um sistema capaz de identificar a presença de episódios de AF nos sinais de ECG adquiridos.

1.5.2 Objetivos específicos

Especificamente, esse trabalho pretende

- Adquirir uma derivação do ECG utilizando a configuração de 3 eletrodos.
- Realizar a efetiva transmissão do sinal utilizando a tecnologia *bluetooth*.
- Avaliar a qualidade do sinal recebido e, se necessário, implementar uma etapa de pré-processamento para remoção de ruídos e artefatos indesejados que podem eventualmente estar contaminando o sinal adquirido.
- Implementar um algoritmo de segmentação para a detecção dos picos da onda R do complexo QRS em sinais de ECG.
- Realizar a extração de características do sinal de ECG que servirão como entrada do modelo de aprendizagem de máquina que vai compor a etapa de classificação.
- Implementar uma etapa de classificação, baseada em redes neurais do tipo LSTM capaz de classificar os sinais de ECG de acordo com seu ritmo (ritmo normal, AF ou outro ritmo).

1.6 Organização do documento

Este documento está organizado da seguinte maneira:

- O Capítulo 1 associa a AF como um fator determinante no desenvolvimento de outras CVDs, justificando a busca por métodos de diagnóstico e tratamento. Os principais tipos de AF assim como o ECG, ferramenta utilizada no seu diagnóstico, são definidos. O estado da arte com relação aos sistemas de monitorização do sinal de ECG para detecção de episódios de AF utilizando *smartphones* é apresentado. Ainda, os objetivos e a estrutura do trabalho são fornecidos.
- O Capítulo 2 formula o problema de detecção de episódios de AF a partir da análise automática do sinal de ECG. As etapas que compõem tal sistema de análise são apresentadas e as principais técnicas de processamento de sinais empregadas, disponíveis na literatura, para cada etapa são discutidas. Os

softwares e hardwares utilizados para a criação do sistema proposto aqui são apresentados, assim como a base de dados utilizada na validação dos algoritmos implementados. A partir do problema formulado, a estratégia de aquisição do sinal de ECG é justificada, o algoritmo de segmentação do sinal de ECG implementado é descrito e o processo de extração de características é demonstrado. Ainda, o modelo de classificação empregado é apresentado e sua escolha é justificada.

- O Capítulo 3 apresenta a validação do algoritmo de segmentação e descreve o funcionamento do aplicativo de processamento desenvolvido para um *smartphone* Android™.
- O Capítulo 4 traz as conclusões obtidas a partir dos resultados alcançados, discute propostas de trabalhos futuros e linhas de investigações que poderiam ser perseguidas.

Capítulo 2: Materiais e métodos

Neste capítulo, os materiais e métodos utilizados no trabalho são apresentados. Os materiais se referem ao software e hardware utilizados, enquanto os métodos são referentes às técnicas de processamento de sinal e inteligência artificial utilizadas para compor o sistema proposto para a detecção de episódios de AF. Além disso, pretende-se formular o problema de detecção de AF através da análise automática de sinais de ECG e discutir as principais estratégias disponíveis na literatura. A partir do problema formulado, o processo de aquisição do sinal de ECG adotado e as etapas de processamento implementadas são descritas.

Tanto o algoritmo de segmentação quanto o modelo de classificação aqui utilizados foram desenvolvidos no trabalho de (Borghini et al., 2020a). O algoritmo de segmentação sofreu algumas adaptações para que o mesmo pudesse ser transposto para a linguagem C através do MATLAB Coder™ e para que realizasse a segmentação de sinais de ECG em janelas de tempo menores. Além disso, o algoritmo foi implementado e validado em um *smartphone* com sistema operacional Android para garantir que as mudanças feitas não impactassem os resultados de detecção. Ainda, no presente trabalho um aplicativo de processamento que implementa o modelo de classificação é desenvolvido. Sendo assim, é possível detectar a posição dos picos da onda R e realizar a identificação de episódios de AF em sinais de ECG adquiridos em tempo real e a depurar o sistema em um *smartphone*.

2.1 Formulação do problema

O diagnóstico de doenças cardiovasculares é feito majoritariamente através da análise do sinal de ECG, sendo convencionalmente realizada por um profissional da saúde habilitado. Todavia, com o avanço da tecnologia médica, sistemas computacionais que empregam um processo de análise automática do ECG vêm sendo capazes de auxiliar os profissionais na interpretação do sinal, assim como no diagnóstico de patologias. O uso de sistemas computacionais CADx é especialmente interessante para a análise de gravações de ECG com longas horas de duração (Hagiwara et al., 2018). A análise de sinais de longa duração tem a finalidade de monitorar o comportamento cardíaco do paciente ao longo do dia. Nesses casos, o processo pode se tornar cansativo para o profissional, visto que se faz necessário avaliar minuciosamente cada batimento cardíaco separadamente. Além disso, o olho humano pode não

ser capaz de identificar variações morfológicas sutis dos sinais e, portanto, erros na interpretação devido a fadiga humana podem acarretar diagnósticos errôneos (Rodrigues et al., 2019).

O sistema de análise automática de sinais de ECG para classificação automática de arritmias cardíacas pode ser dividido em quatro principais etapas sequenciais, a saber: 1) Pré-processamento; 2) Segmentação; 3) Extração de características; e 4) Classificação. Em cada uma dessas etapas, é realizada uma ação objetivando (ao final do processo) a discriminação/identificação do tipo do batimento cardíaco. Entretanto, para identificar patologias como a AF, os sistemas geralmente se especializam na classificação do ritmo cardíaco presente no segmento de sinal analisado. Dessa forma, na saída do sistema, obtém-se a classificação do segmento analisado de acordo com o seu ritmo. A Figura 4 apresenta o diagrama de blocos de um típico sistema de classificação automática de arritmias, precedido por uma etapa de aquisição do sinal. Pelo fato de a interpretação feita pelos sistemas CADx ser quase imediata, seu uso é importante na busca por episódios de AF em pacientes assintomáticos (Hagiwara et al., 2018).

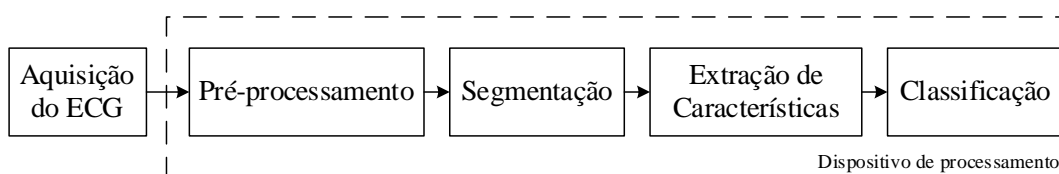


Figura 4 - Etapas envolvidas no processo de classificação automática de arritmias.

Fonte: Autoria própria.

A seguir, é feita uma breve descrição da ação desempenhada por cada uma das etapas do sistema proposto na Figura 4, assim como são apontadas as principais abordagens utilizadas em outros trabalhos.

2.1.1 Aquisição do ECG

A atividade elétrica do coração produz, ao longo da superfície da pele, diferenças de potenciais elétricos que podem ser medidas com o uso de eletrodos apropriados. Nesse processo, o sinal analógico que é adquirido contém artefatos e diferentes biopotenciais indesejados que não possuem utilidade na representação da atividade elétrica cardíaca. Esses

artefatos são vistos como ruídos presentes no sinal e sua presença afeta a qualidade do ECG adquirido. A etapa de aquisição do ECG se preocupa com o posicionamento apropriado dos eletrodos e do projeto de um sistema eletrônico de condicionamento do sinal a fim de amplificar, filtrar componentes fora da banda de frequência de interesse e digitalizar o sinal.

Os sistemas de aquisição do sinal de ECG podem ser divididos em 3 principais categorias, isto é, i) *in-the-person*, ii) *on-the-person* e iii) *off-the-person* (da Silva et al., 2015). Na Categoria i), se encontram dispositivos projetados para serem usados dentro do corpo humano, sendo posicionados por meio de cirurgias, implantes subdérmicos ou até mesmo pela ingestão do dispositivo em forma de pílula. Esse tipo de aquisição do ECG é utilizado somente em casos específicos, em que alternativas menos invasivas não são possíveis. Já na Categoria ii), na qual a maioria dos dispositivos utilizados se enquadram, a medição envolve eletrodos posicionados na superfície da pele, sendo os mais utilizados aqueles que empregam as substâncias químicas Ag/AgCl com um gel condutivo entre o eletrodo de metal e a pele humana para reduzir a impedância da interface pele-eletrodo. A Categoria iii), por sua vez, apresenta dispositivos que são capazes de realizar a aquisição do ECG sem que haja contato com a superfície da pele, tal como apresentado em (Chi, Ng, et al., 2010). Entretanto, de acordo com (Chi, Jung, et al., 2010), esses sistemas ainda têm que ser aprimorados para que possam ser massivamente adotados dentro da prática clínica.

A cada dois eletrodos (um conectado ao polo positivo do sistema e o outro ao polo negativo), uma derivação do ECG é formada. O número de derivações necessárias para caracterizar a atividade elétrica do coração depende da aplicação e do comportamento que se espera observar no paciente. O sistema mais completo é o de 12 derivações (conforme mostrado na Figura 5), em que são utilizados 10 eletrodos posicionados em diferentes regiões do corpo, tais como no braço direito (*RA - Right Arm*) e braço esquerdo (*LA - Left Arm*), na perna direita (*RL - Right Leg*) e perna esquerda (*LL - Left Leg*) e no peito (V1, V2, V3, V4, V5, V6). Com esse sistema, é possível obter uma representação completa da atividade elétrica cardíaca e visualizar as derivações bipolares (LI, L2 e L3), as derivações unipolares (aVR, aVL e aVF) e as derivações precordiais (V1, V2, V3, V4, V5 e V6). Outra configuração de aquisição do ECG bastante utilizada na prática clínica é o sistema que utiliza 5 eletrodos. Nesse sistema, os eletrodos são posicionados em 5 diferentes regiões, sendo essas o RA, LA, RL e LL e um último posicionado no peito em qualquer uma das posições padrões das derivações precordiais. Dessa forma, é possível obter as derivações bipolares, unipolares e uma das derivações precordiais (dependendo do posicionamento do quinto eletrodo).

Em aplicações envolvendo o monitoramento do ECG através de um dispositivo móvel vestível, a maneira mais simples e utilizada para adquirir as 3 derivações bipolares é o sistema de 3 eletrodos. As derivações que podem ser observadas nessa configuração são a L1 (eletrodo positivo no LA; eletrodo negativo no RA), L2 (eletrodo positivo na LL; eletrodo negativo no RA) e L3 (eletrodo positivo na LL; eletrodo negativo no LA) formando a configuração chamada de triângulo de Einthoven (Einthoven et al., 1950). No processo de classificação automática de arritmias, a derivação bipolar mais utilizadas é a derivação L2, a qual possibilita visualizar com nitidez o comportamento das ondas P, complexo QRS e onda T do sinal de ECG. No tocante às derivações precordiais, V1 e V2 são recomendadas para se obter uma boa caracterização da atividade muscular dos ventrículos.

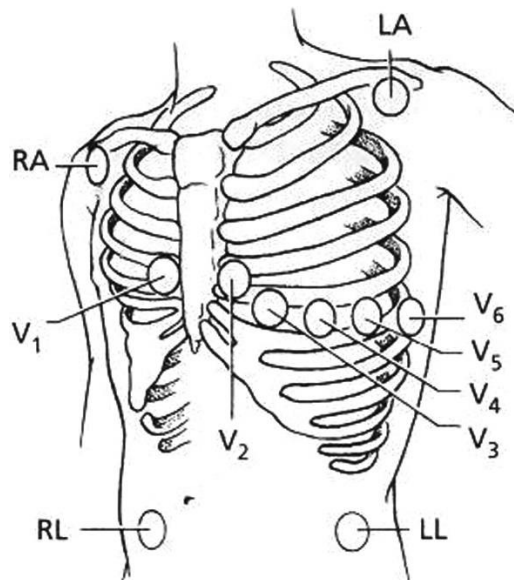


Figura 5 - Sistema de 12 derivações para aquisição do sinal de ECG.
Fonte: (Drew et al., 2004).

Os biopotenciais adquiridos por um conjunto de eletrodos, passam por um sistema de condicionamento eletrônico que tem como objetivo amplificar o sinal, filtrar aquilo que se encontra fora da banda de interesse e digitalizar o sinal para que ele possa ser posteriormente processado. A Figura 6 ilustra as etapas envolvidas em um típico sistema de condicionamento de sinal de ECG. Nesse diagrama, a fonte consiste no sinal adquirido pelos eletrodos. Esse sinal é isolado do resto do sistema para proteger o paciente de choques elétricos. O sinal adquirido passa então por um filtro passa-alto (com frequência de corte de 0,05 Hz) responsável por reduzir a variação na linha de base do sinal e quaisquer outras formas de ruído de baixa frequência que podem estar contaminando o espectro do sinal de ECG. De acordo com

(Kligfield et al., 2007), esse filtro deve possuir uma frequência de corte de 0,05 Hz, não deve provocar distorção de fase e precisa preservar as características do sinal nas regiões próximas aos valores das frequências de corte determinadas. Em seguida, o sinal é amplificado para aumentar a razão sinal-ruído (SNR - *Signal-to-Noise Ratio*) e adequar ao intervalo de tensão de entrada aceite pelo conversor analógico - digital (ADC). Então, um filtro passa-baixo é utilizado para eliminar componentes de alta frequência do sinal tais como biopotenciais provenientes da atividade muscular. Sendo assim, (Kligfield et al., 2007) recomenda que a frequência de corte do filtro passa-baixo seja de 150 Hz para indivíduos adultos e 250 Hz para crianças. O ADC é responsável por converter o sinal analógico para um sinal digital. O trabalho de (Kligfield et al., 2007), recomenda que seja feita a amostragem com uma taxa algumas vezes maior do que a maior componente de frequência que se deseja analisar no sinal. Além dessas funções, uma importante característica do sistema de condicionamento é a sua capacidade de operar com baixo consumo de energia, estendendo a vida útil da bateria e possibilitando a aquisição do sinal de ECG por longos períodos (Cosoli et al., 2021). Ao final da etapa de aquisição do sinal de ECG, se obtém um sinal digital com banda de frequência limitada de 0,67 Hz a 250 Hz para crianças e 0,67 Hz a 150 Hz para adultos.

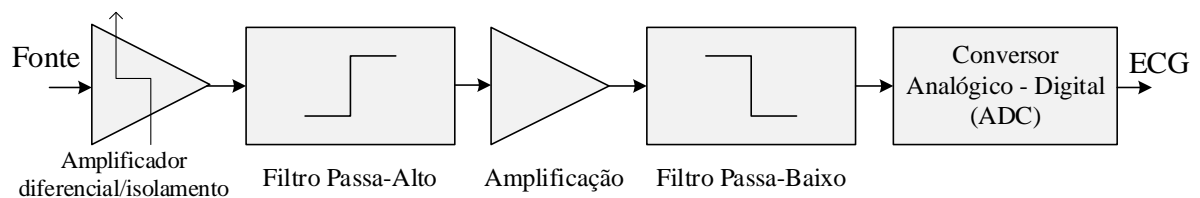


Figura 6 - Diagrama simplificado de um sistema de condicionamento do sinal de ECG.
 Fonte: Adaptado de (Luz et al., 2016).

2.1.2 Pré-processamento

A primeira etapa de um sistema CADx consiste no pré-processamento do sinal, visando eliminar os diversos artefatos que não são relacionados a atividade cardíaca. Esses artefatos dificultam a visualização das diversas variações morfológicas do ECG, podendo levar o médico a cometer erros de interpretação causando diagnósticos errôneos. Entende-se como artefato qualquer informação presente no sinal que não diz respeito a atividade elétrica cardíaca. As

formas mais predominantes de artefatos que podem contaminar um ECG são (Kaplan Berkaya et al., 2018):

- Interferência da rede de energia: Um sinal sinusoidal com frequência de 50 ou 60 Hz, com largura de banda abaixo de 1 Hz;
- Variação da linha de base: Ruído de baixa frequência, geralmente resultante da atividade respiratória do paciente e consiste na oscilação do sinal em torno da sua linha de base;
- Ruído por mau contato dos eletrodos: Resultante da falta de continuidade entre o eletrodo e a pele;
- Artefatos de movimento dos eletrodos: Artefatos resultantes da variação da impedância entre o eletrodo e a pele, geralmente gerado pelo movimento do paciente no momento da medição;
- Ruído pela contração muscular (EMG): Gerado pela contração muscular no momento de aquisição do ECG.
- Ruídos eletrocirúrgicos: Produzido por outros aparelhos médicos presentes em ambiente hospitalar, possuindo frequências entre 100 kHz e 1MHz;
- Ruídos de instrumentação: Produzidos por equipamentos eletrônicos utilizados na medição do ECG;

Dentre esses possíveis ruídos, os mais recorrentes e problemáticos que merecem atenção na etapa de pré-processamento são os provenientes da interferência da rede de energia, variação da linha de base, contração muscular e artefatos de movimento dos eletrodos, sendo os dois últimos particularmente problemáticos por não ser possível eliminá-los através de processos simples de filtragem (do Vale Madeiro, Cortez, da Silva Monteiro Filho, et al., 2019). Com relação à remoção da interferência gerada pela rede de energia, por se tratar de um sinal sinusoidal com frequência fundamental de 50 Hz ou 60 Hz (dependendo da região), um simples filtro FIR (*Finite Impulse Response*) rejeita-faixa, como o filtro *notch*, pode ser suficiente para atenuar esse sinal. Outra maneira de remover a interferência da rede de energia é através do uso de filtros adaptativos como proposto por (Rodríguez-Sotelo et al., 2009) e explorado também em (Ferrara & Widraw, 1982) e (Yelderman et al., 1983). De acordo com (Ji & Wu, 2013), o uso de filtros adaptativos garante que a forma de onda do ECG não seja distorcida durante o processo de filtragem. Entretanto, (Thakor & Zhu, 1991a) afirma que esse tipo de filtro não

apresenta grandes vantagens em relação aos tradicionais filtros FIR, especialmente se tratando da remoção da interferência da rede de energia.

A variação da linha de base do sinal de ECG é outra forma de ruído que pode contaminar o sinal e merece atenção na etapa de pré-processamento. Eliminar esse ruído é importante para alinhar os batimentos cardíacos possibilitando comparação em amplitude das ondas e complexos, além de permitir a visualização das variações morfológicas das formas de onda do sinal. Essa interferência é problemática por inserir distorções em regiões como o segmento ST, podendo levar a diagnósticos errados de infarto do miocárdio, síndrome de Brugada e outras patologias (Satija et al., 2018). Por se tratar de um ruído de baixa frequência, o uso de filtros passa-alto para sua remoção parece ser uma boa alternativa e realmente é a maneira mais utilizada. Considerando que o maior intervalo entre batimentos corresponde às menores componentes de frequência de um sinal de ECG, o trabalho de (Kligfield et al., 2007) recomenda que as componentes de frequência acima de 0,67 Hz sejam preservadas, uma vez que a menor frequência cardíaca possível de ser observada é de 40 bpm. Uma resposta de fase linear é desejável para evitar distorções na fase do sinal e preservar a morfologia, amplitude e duração das formas de onda; logo, filtros do tipo FIR tornam-se novamente atrativos. Entretanto, apresentam como desvantagem a necessidade de uma longa resposta impulsional para atingir a seletividade em frequência requerida. Filtros passa-banda são também amplamente utilizados para lidar com esse ruído, visto que na prática um filtro passa-banda é basicamente uma configuração em cascata de um filtro passa-alto seguido por um passa-baixo. Nos trabalhos de (Alcaraz et al., 2011, 2013; Vullings et al., 2011), um filtro passa-alto com frequência de corte de 0,5 Hz foi utilizado para remoção da variação da linha de base. Em (Qiao Li et al., 2014), a frequência de corte de 1 Hz foi utilizada. Dois filtros da mediana (*median filters*) foram utilizados por (deChazal et al., 2004) para remoção da variação da linha de base. Sayadi e Shamsollahi em (Sayadi & Shamsollahi, 2007) propuseram uma transformada de wavelet modificada chamada de *multi-adaptive bionic wavelet transform* para o mesmo fim. Em (H.-Y. Lin et al., 2014) e (Bouaziz et al., 2014), os autores utilizaram a transformada discreta de wavelet (DWT - *Discrete Wavelet Transform*) para remover diversos ruídos do ECG inclusive a variação da linha de base.

A contração muscular pode contaminar o sinal de ECG caso ocorra no momento da sua aquisição. O conteúdo no espectro de frequência dos artefatos musculares podem estar presentes entre 0 Hz e 500 Hz. Portanto, filtros passa-baixo são geralmente empregados para limitar a influência desse tipo de ruído, visto que componentes de frequência acima de 250 Hz

não são necessárias para avaliar o conteúdo relevante do sinal de ECG; entretanto, o uso desse tipo de filtro não elimina completamente a presença de ruído causado pela contração muscular, devido a sobreposição do conteúdo espectral do ECG com aquele observado na contração muscular. Nesse sentido, a remoção de ruídos gerados pela atividade muscular no momento de aquisição do sinal de ECG se apresenta como um grande desafio (do Vale Madeiro, Cortez, da Silva Monteiro Filho, et al., 2019). Vale destacar que o uso de filtros adaptativos se torna uma alternativa interessante (Rahman et al., 2011; Thakor & Zhu, 1991b), assim como o uso da EMD (*Empirical Mode Decomposition*) (WU & HUANG, 2009) e da transformada de *wavelet* para a remoção dos artefatos musculares (Ardhapurkar et al., 2012).

Outra forma de ruído que acomete com certa frequência os sinais de ECG são os artefatos provocados pelo movimento dos eletrodos do sinal. Apesar de se manifestar como um ruído de baixa frequência, a faixa de frequência ocupada por esses artefatos não é fixa e por vezes sobrepõem o espectro de frequência do sinal de ECG. Dessa forma, junto com os artefatos musculares, os artefatos de movimento são difíceis de se eliminar ou atenuar. O estudo realizado por (An & K. Stylios, 2020) apresenta uma comparação em desempenho de diferentes métodos na remoção dos artefatos de movimento em sinais de ECG. Técnicas como filtros passa-alto do tipo FIR e IIR, filtro de média móvel, filtros adaptativos e transformadas como DWT, EMD são implementadas e comparadas. Os trabalhos de (Thakor & Zhu, 1991b) e (Liu & Pecht, 2006) também exploram o uso de filtros adaptativos para remoção de artefatos de movimentos e outras formas de ruído. Os trabalhos de (Hashim et al., 2012) e (Mithun et al., 2011) aplicam a DWT para processar as diferentes escalas e, posteriormente, reconstruir parcialmente o sinal. A transformada estacionária de *wavelet* (SWT – *Sationary Wavelet Transform*) é uma alternativa conforme demonstrado por (Nagai et al., 2017) e (Berwal et al., 2019).

2.1.3 Segmentação

A próxima etapa do sistema de análise automática do sinal de ECG é a de segmentação. Nesse momento, deseja-se identificar a posição e, conseqüentemente, a amplitude de pontos de interesse presentes no segmento analisado. Os pontos de interesse dependem da aplicação, mas os mais comuns dizem respeito à posição dos picos da onda P, onda R pertencente ao complexo QRS e onda T. Ainda, os pontos de início e fim dessas ondas também são comumente marcados já que essa informação torna possível estimar a duração das ondas que por si só consistem em informações relevantes para o diagnóstico das arritmias cardíacas. O principal evento de um

batimento cardíaco que deve ser segmentado é o complexo QRS por caracterizar a repolarização dos ventrículos e ser o complexo de maior amplitude e energia no batimento cardíaco sua segmentação. A partir dos pontos de interesse encontrados nesse complexo, as ondas P e T podem ser posteriormente segmentadas com maior facilidade.

O primeiro passo para a segmentação do complexo QRS é a identificação do pico da onda R, tipicamente considerado como momento de ocorrência da contração ventricular. A etapa de segmentação é precisa se conseguir encontrar corretamente a posição (amostra) de ocorrência do pico da onda R e é comumente avaliada pelas métricas de sensibilidade (Se) e preditividade positiva (P+), definidas, respectivamente, como

$$Se = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (1)$$

e

$$P+ = \frac{TP}{(TP + FP)} \quad (2)$$

onde TP (*True Positive*), FP (*False Positive*) e FN (*False Negative*) indicam, respectivamente, o número de marcações que realmente representam um batimento cardíaco, o número de marcações realizadas que não representam um batimento cardíaco e o número de batimentos que não foram marcados (Luz et al., 2016). Diversos métodos presentes na literatura realizam de forma satisfatória a detecção do pico da onda R. Dentre eles, estão métodos que utilizam banco de filtros digitais (Afonso et al., 1999), transformadas de *wavelet* (Martinez et al., 2004; Szilagy, 1999), transformada de Hilbert (D. S. Benitez et al., 2020; Manikandan & Soman, 2012), EMD (Arafat & Hasan, 2009; Xing & Huang, 2008), redes neuronais (Abibullaev & Seo, 2011), além de métodos que fazem a análise das derivadas do sinal (Friesen et al., 1990) e análise de limiares (Pan & Tompkins, 1985).

Vários algoritmos presentes na literatura para detecção do pico da onda R apresentam precisão acima de 99% (do Vale Madeiro, da Silva Monteiro Filho, et al., 2019). Nesse sentido, o trabalho desenvolvido por (Elgendi et al., 2014) apresenta uma revisão interessante das técnicas para detecção do pico da onda R existentes com o objetivo de mapear e encontrar aquela que consiga executar a tarefa de forma mais eficiente em dispositivos móveis. Para isso,

os autores avaliaram os diferentes métodos em termos de robustez a ruídos, escolha de parâmetros e eficiência numérica.

Com o conhecimento da posição do pico da onda R, é possível delinear o complexo QRS, isto é, encontrar a posição do seu início (QRSonset) e do seu fim (QRSoffset). Nos trabalhos (Arafat & Hasan, 2009; Daskalov & Christov, 1999; Laguna et al., 1994; Martinez et al., 2004), os autores realizam a delimitação do complexo QRS e o desempenho do delimitador é avaliado através da diferença de tempo entre o ponto marcado pelo algoritmo e o ponto marcado por especialistas. Técnicas como a transformada de *Wavelet* e a transformada de Hilbert, além de servirem como filtros para enfatizar o complexo QRS, são interessantes métodos para esse fim já que conseguem estimar o envelope do complexo QRS e assim identificar o seu início e fim. Assim como a detecção dos picos da onda R, os métodos existentes para delimitação do complexo QRS conseguem cumprir a tarefa com boa precisão.

A segmentação das ondas P e T do sinal de ECG também é realizada em alguns trabalhos como os de (Laguna et al., 1994; Martinez et al., 2004; Teixeira & Lopes, 2011a, 2011b). Todavia, a necessidade da segmentação dessas ondas depende das características necessárias na entrada da etapa de classificação. Alguns estudos que focam apenas o desenvolvimento da etapa de classificação e utilizam sinais provenientes de banco de dados não realizam a segmentação dos sinais de forma automática, pois tiram proveito das anotações feitas por cardiologistas presentes nos principais bancos de dados. Entretanto, quando se trata de sinais reais adquiridos instantes antes do processamento, é necessário empregar algoritmos que segmentam o ECG de forma automática. É importante ressaltar que o bom desempenho da etapa de segmentação é fundamental, pois os erros introduzidos na segmentação dos batimentos podem se propagar para as outras etapas do sistema podendo provocar erros de classificação.

2.1.4 Extração de características

Com relação à etapa de extração de características, considera-se como característica de um batimento cardíaco qualquer informação que possa ser usada para definir o seu tipo (Luz et al., 2016). A extração de informações específicas de um batimento cardíaco ou de um trecho de sinal de ECG é de extrema importância para o bom desempenho do classificador. As características podem ser extraídas a partir do ritmo cardíaco, domínio do tempo, domínio da frequência, domínio do tempo-frequência e por métodos não lineares. Com relação ao ritmo cardíaco, a característica mais utilizada na literatura é o intervalo entre dois picos sucessivos da

onda R (chamado de RRi). A variação desse intervalo ao longo do sinal de ECG tem grandes chances de estar relacionada com a presença de arritmias cardíacas. Sendo assim o RRi é uma característica discriminante na classificação automática de arritmias e alguns autores constroem seus sistemas utilizando somente essa característica (Kumar & Kumaraswamy, 2013). Outros intervalos presentes no batimento cardíaco que também são utilizados como características estão apresentados na Figura 2. Desses intervalos, o intervalo QRS também é característica discriminante, visto que alguns tipos de arritmias provocam variações na largura do complexo QRS (deChazal et al., 2004; Korürek & Doğan, 2010).

Tendo em vista a extração de características, algumas características observadas no domínio do tempo como, por exemplo, medidas de energia, média, desvio padrão e máximos e mínimos podem servir para discriminação de sinais de ECG. As chamadas características morfológicas, que dizem respeito à forma das ondas do batimento cardíacos, são também comumente extraídas no domínio do tempo. A maneira mais simples de extrair características do sinal de ECG no domínio do tempo, é utilizando as próprias amostras que compõem o batimento. Essa abordagem não é eficiente pelo fato de gerar um vetor de características muito grande. Para contornar esse problema, uma etapa de transformação é geralmente empregada onde técnicas como a análise de componentes principais (*PCA-Principal Component Analysis*) (Castells et al., 2007; Ceylan & Özbay, 2007; Tantawi et al., 2013), análise da componente independente (*ICA – Independent Component Analysis*) (Sarfraz et al., 2014; YU & CHOU, 2008; Yu & Chou, 2009) e interpolação (deChazal et al., 2004) são utilizadas para redução de dimensionalidade.

A extração de características no domínio da frequência é maioritariamente feita através da transformada de Fourier (Dokur & Ölmez, 2001; Minami et al., 1999) e pela densidade espectral (Celler & de Chazal, 1997; Übeyli, 2009). Entretanto, tendo em vista o carácter não estacionário do sinal de ECG, é particularmente interessante realizar a extração de características no domínio do tempo-frequência. Para esse fim, a transformada de *wavelet* é frequentemente utilizada (Addison, 2005) por permitir a análise do sinal simultaneamente no domínio do tempo e da frequência em contraste com a transformada de Fourier que só proporciona informação no domínio da frequência. Dentre os tipos, a DWT é a mais utilizada devido à sua fácil implementação (Güler & Übeyli, 2005; H.-Y. Lin et al., 2014; Shufni & Mashor, 2015). Além da DWT, a transformada contínua de *wavelet* (*CWT – Continuous Wavelet Transform*) também pode ser utilizada para extração de característica. Defende-se em (Addison, 2005) o uso combinado da DWT e CWT visando aproveitar as principais vantagens

de cada transformada. Em (Llamedo & Martínez, 2011) e (Yu & Chen, 2007), os autores extraem diversas características do sinal a partir dos coeficientes *wavelet* obtidos pela DWT. Transformadas como a transformada de *wavelet* cruzada (XWT - *Cross Wavelet Transform*) (Banerjee & Mitra, 2014), transformada discreta do cosseno (DCT - *Discrete Cosine Transform*) (Khorrami & Moavenian, 2010), *dual tree complex wavelet transform* (DTCWT) (Thomas et al., 2015), *wavelet packet decomposition* (WPD) (Kutlu & Kuntalp, 2012), transformada de *wavelet* complexa (Özbay, 2009), EMD (Hotradat et al., 2019), e *Scattering wavelet Transform* (Borghini et al., 2020) são também utilizadas para extração de características.

É possível caracterizar o sinal de ECG através de algumas medidas e métodos não lineares, tais como a análise de quantificação de recorrência (RQA - *recurrence quantification analysis*) (DESAI et al., 2016), *higher-order spectra* (HOS) (Martis et al., 2013), dimensão fractal (FD - *Fractal Dimension*) (Acharya et al., 2016), medidas de entropia (Jinseok Lee et al., 2013) e energia (Borghini et al., 2020b), maior expoente de Lyapunov (LLE - *Largest Lyapunov Exponent*) (Acharya et al., 2016). De acordo com (Hagiwara et al., 2018), a combinação das características não lineares com aquelas extraídas no domínio do tempo-frequência é comumente empregada, por conseguir capturar o comportamento dinâmico do sinal de ECG, sendo uma boa alternativa principalmente para o diagnóstico da AF.

Caso o resultado da extração das características resulte em um vetor muito grande, uma etapa de seleção de características pode ser implementada. Os métodos de seleção de características estão divididos em 3 principais grupos: filtros, *wrappers* e métodos embarcados (Kaplan Berkaya et al., 2018). De acordo com M. Llamedo e J. P. Martínez (Llamedo & Martínez, 2011), poucos trabalhos exploram o uso dessa etapa no contexto de classificação automática de arritmias. Alguns trabalhos que implementam a etapa de seleção de características estão disponíveis em (Doquire et al., 2011; Mar et al., 2011; Z. Zhang et al., 2014). Essa prática poderia trazer contribuições importantes para a literatura, principalmente a respeito da correlação entre as patologias cardíacas e as características extraídas do sinal de ECG.

2.1.5 Classificação

As características extraídas podem ser utilizadas para classificar o segmento de ECG por algum algoritmo de aprendizagem. Basicamente, a tarefa de classificação pode ser empregada para algumas diferentes aplicações, sendo as principais a classificação de arritmias,

de batimentos cardíacos de acordo com o seu tipo, identificação de biometria e reconhecimento de emoções. No contexto de classificação dos batimentos de acordo com seu tipo, a Associação para Avanços em Instrumentação Médica (AAMI – *Association for the Advancement of Medical Instrumentation*) recomenda que os batimentos sejam agrupados em 5 classes, a saber: i) Normal, ii) Batimento Ectópico Supraventricular, iii) Batimento Ectópico Ventricular, iv) Batimento Fundido e v) Batimento Desconhecido. Dentro dessas 5 classes, existem 15 subclasses de batimentos que podem ser reconhecidos por sistemas de análise automática. Classificar os batimentos de acordo com seu tipo permite identificar diferentes tipos de doenças cardíacas, como feito nos trabalhos de (Saadatnejad et al., 2020; Yildirim, 2018). Em contraste, os classificadores podem se especializar em apenas um número limitado de doenças cardíacas e a etapa da classificação se preocupa em classificar um segmento de sinal de ECG de acordo com o ritmo cardíaco que pode ser observado, como é o caso dos trabalhos que visam a identificação da presença da AF (Andersen et al., 2019; Dang et al., 2019).

Os classificadores que utilizam técnicas tradicionais de aprendizagem de máquina podem ser categorizados pela forma de aprendizagem empregada, podendo ela ser aprendizagem supervisionada como é o caso dos métodos baseados em redes neurais multicamada, redes neurais profundas, redes neurais probabilísticas (PNN - *probabilistic neural network*), *support vector machine* (SVM), *random forest* (RF), k-vizinhos próximos (KNN - *K-Nearest Neighbor*) (Alickovic & Subasi, 2015), árvore de decisão (DT - *Decision Tree*), não supervisionada como é o caso do método por agrupamento k-means (*k-means clustering*) e redes neurais do tipo Fuzzy e ainda podendo ser um tipo de aprendizagem por reforço, baseado em processos de decisão de Markov e redes adversárias generativas (GAN - *Generative Adversarial Networks*). A aprendizagem supervisionada é a mais empregada na construção de sistemas para classificação de arritmias cardíacas (Hagiwara et al., 2018). Dentre as redes neurais artificiais (ANN - *Artificial Neural Network*) utilizadas, as estruturas usuais são i) as redes neurais convolucionais (CNN - *Convolutional Neural Network*) (Acharya et al., 2017), ii) as redes neurais recorrentes (RNN – *Recurrent Neural Network*) (C. Zhang et al., 2017), iii) as redes LSTM (*Long Short-Term Memory*) (Borghi et al., 2020a; Chauhan et al., 2019; Dang et al., 2019; Saadatnejad et al., 2020; Yildirim, 2018), iv) as redes *Gated Recurrent Unit* (GRU) (Lynn et al., 2019), e v) os auto-codificadores convolucionais (CAE – *Convolutional Autoencoder*) (Oh et al., 2019). Dessas estruturas, O. Faust (Faust et al., 2018) aponta que a mais utilizada para o processamento de sinais de ECG é a CNN. A validação da

etapa de classificação é geralmente realizada utilizando o método de validação *10-fold cross-validation*.

2.2 Softwares utilizados

O sistema proposto foi desenvolvido através do software MATLAB[®]. O ambiente MATLAB possibilita implementar soluções e modificar o sistema de forma rápida e fácil. A aplicação MATLAB Coder[™] permite a geração automática de código em linguagem C e C++ para uma grande variedade de plataformas. Por esse motivo, essa aplicação foi utilizada, na transposição das implementações feitas no MATLAB[®] para linguagem C. O software Android[™] Studio é o ambiente de desenvolvimento integrado (IDE) oficial para o desenvolvimento de aplicações Android[™] e foi utilizado para desenvolver o aplicativo que comportará o sistema CADx proposto. Através da JNI (Java Native Interface), é possível integrar os códigos fontes gerados em linguagem nativa (C e C++) pelo MATLAB Coder[™] com a aplicação desenvolvida em linguagem Java na IDE Android[™] Studio. Ainda, o software OpenSignals[™] foi utilizado para visualizar o sinal de ECG que seria adquirido, possibilitando realizar ajustes na posição dos eletrodos (conforme o sinal que se observa em tempo real).

2.3 Hardwares utilizados

A implementação em MATLAB[®], a geração do código fonte em linguagem C e o desenvolvimento do aplicativo Android[™] foram realizados em um computador portátil modelo “Aspire A315 - 42G”, com processador AMD Ryzen 5 3500U 2.10 GHz, 8 GB de memória RAM e placa de vídeo Radeon 540 X. O aplicativo Android[™] foi desenvolvido e instalado em um *smartphone* modelo “Redmi Note 8” com processador Octa-core Max 2.01 GHz e 4 GB de memória RAM. A aquisição do sinal de ECG foi feita por um sensor da marca BITalino[®] ligado à plataforma BITalino[®] (*r*)*evolution Core* que, por sua vez, funciona à base de bateria recarregável e possui tecnologia *bluetooth* para a transmissão dos sinais adquiridos. As principais informações presentes no *datasheet* do sensor de ECG e da plataforma BITalino[®] (*r*)*evolution Core* são apresentadas na Tabelas 1 e 2, respectivamente.

Tabela 1- Especificações técnicas do sensor de ECG utilizado.

SENSOR DE ECG	
Ganho	1100
Faixa	$\pm 1,5$ V (com VCC = 3,3V)
Largura de Banda	0,5 - 40Hz
Consumo	$\approx 0,17$ mA
Faixa de Tensão de Entrada	2 – 3,5V
Impedância de Entrada	75Gohm
CMRR	86dB

Tabela 2 - Especificações técnicas da plataforma BITalino (*r*)*evolution Core*.

PLATAFORMA BITALINO (R)EVOLUTION CORE			
Frequência de Amostragem	1, 10, 100 ou 1000Hz	Alcance	até ≈ 10 m (em linha de visada)
Portas Analógicas	4 entradas (10-bit) +2 entradas (6-bit) +1 entrada auxiliar (bateria)	Tamanho	65 x 5 mm
Portas Digitais	2 entradas (1-bit) + 2 saídas (1-bit)	MCU	Atmel ATMega328p
Comunicação	<i>bluetooth 2.0</i>	Bateria	Integrada 3,7V Li-Po Recarregável

2.4 Base de dados

O banco de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation* foi um recurso utilizado para validar o sistema proposto. Esse banco contém 23 gravações de sinais de ECG de 10 horas de duração cada realizadas em pacientes diagnosticados com AF. Cada uma dessas gravações possui duas derivações do sinal de ECG. Os sinais estão amostrados a 250 Hz, com resolução de 12 bits e com largura de banda entre 0,1 Hz e 40 Hz. Apenas a primeira derivação de cada gravação foi utilizada na validação do algoritmo de segmentação implementado. Esse mesmo banco de dados foi utilizado no trabalho de (Borghi et al., 2020a) para validação do algoritmo de detecção do pico das ondas R, bem como para validação do modelo de classificação treinado para a detecção de episódios de AF.

2.5 Aquisição e transmissão do sinal

Conforme discutido na Figura 4, o primeiro passo na tarefa de detecção de episódios de AF pela análise do ECG consiste em adquirir o sinal através de eletrodos posicionados na superfície da pele. O sensor de ECG utilizado possui 3 eletrodos, sendo um conectado ao polo positivo do sistema, outro ao polo negativo do sistema e um terceiro eletrodo de referência. Nesse trabalho, o sensor de ECG foi ligado à porta analógica A1 da plataforma BITalino[®] (*r*)evolution Core como mostra a Figura 7. Essa entrada permite a aquisição de sinais com 10 bits de resolução.

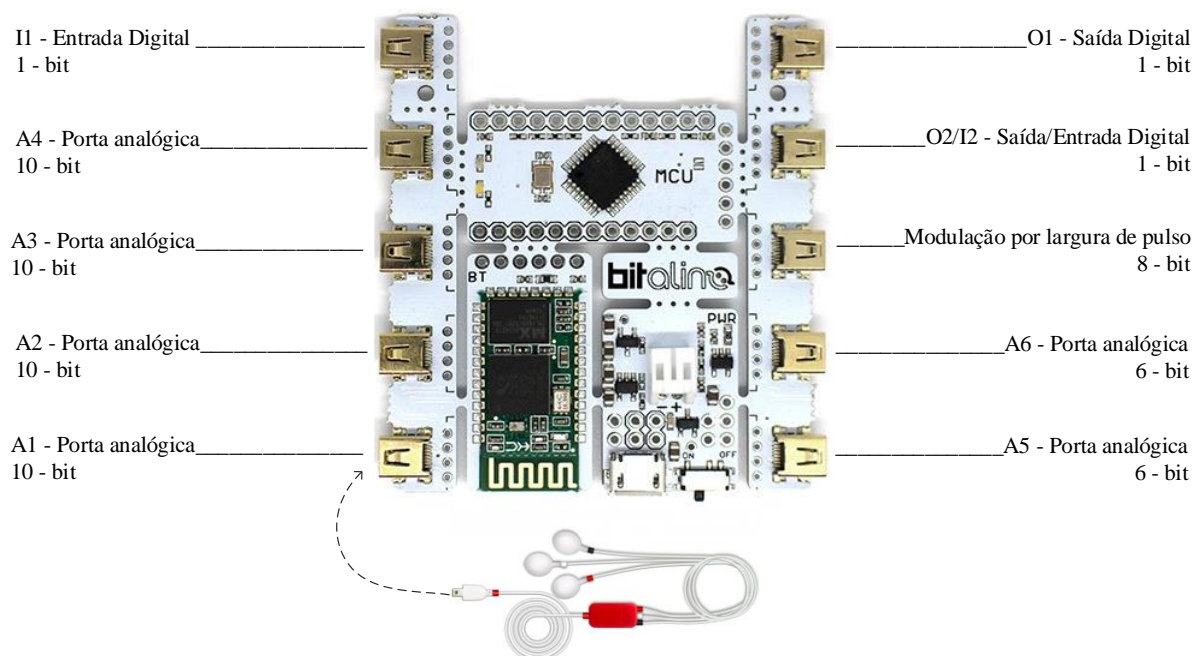


Figura 7- Plataforma BITalino (*r*)evolution Core e sensor de ECG utilizado.

Fonte: Autoria própria.

Um sistema de aquisição de ECG com 3 eletrodos permite a aquisição das 3 derivações bipolares (L1, L2 e L3). Dessa forma, as 3 disposições possíveis dos eletrodos na região do tórax foram experimentadas e a forma de onda obtida em cada uma delas foi avaliada por inspeção visual. Considerando a nomenclatura das posições corporais apresentadas na Figura 5, os eletrodos foram aqui posicionados da seguinte forma:

- L1 - Eletrodo positivo no RA; Eletrodo negativo no LA; Eletrodo de referência na LL.
- L2 - Eletrodo positivo no RA; Eletrodo negativo na LL; Eletrodo de referência no LA.
- L3 - Eletrodo positivo no LA; Eletrodo negativo na LL; Eletrodo de referência no RA.

O sinal de ECG adquirido em cada uma dessas configurações de aquisição foram visualizados através do software OpenSignals™ conforme mostrado nas Figuras 8-10.

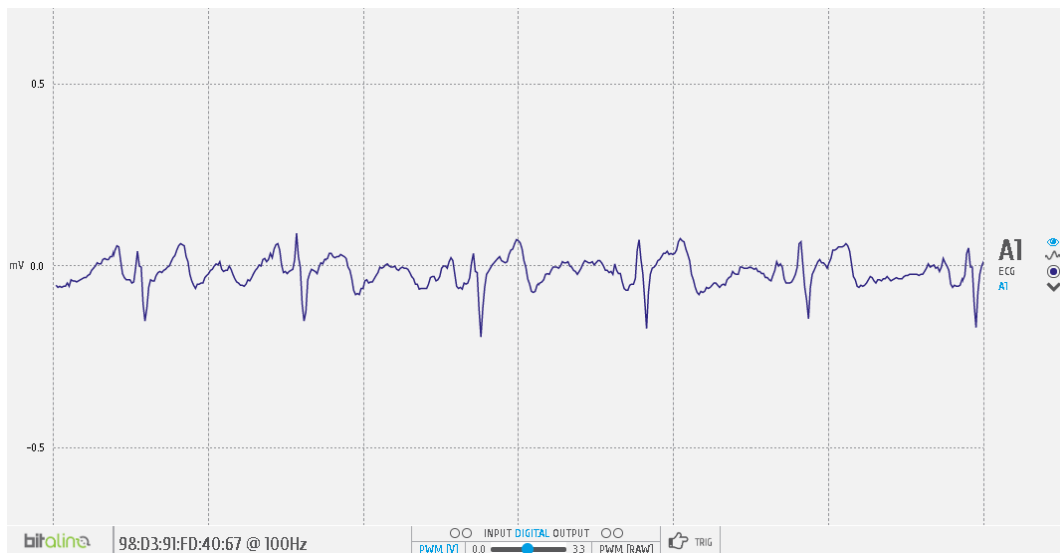


Figura 8 - Visualização através do software OpenSignals da derivação L1 de um sinal de ECG.
Fonte: Autoria Própria.

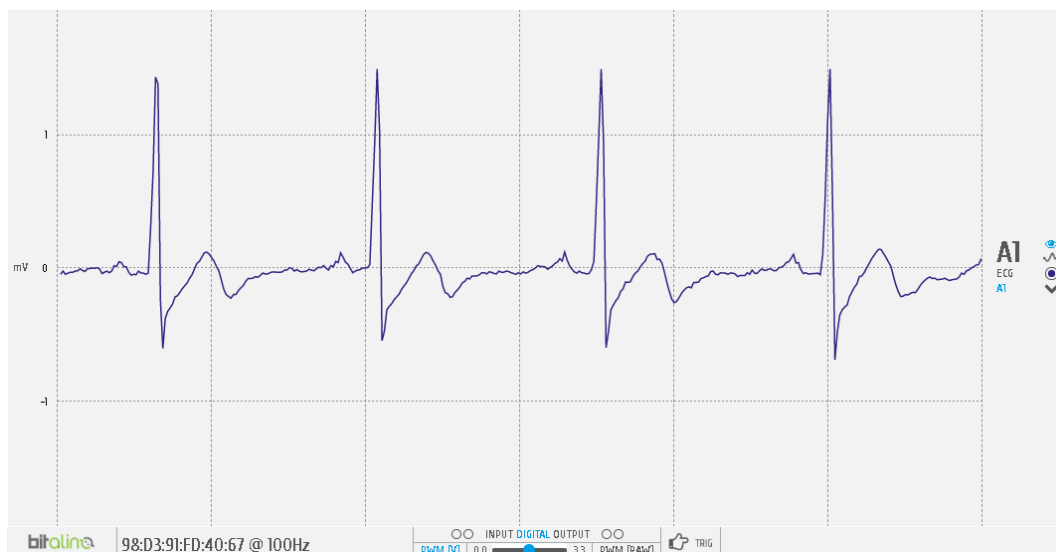


Figura 9 - Visualização através do software OpenSignals da derivação L2 de um sinal de ECG.
 Fonte: Autoria Própria.

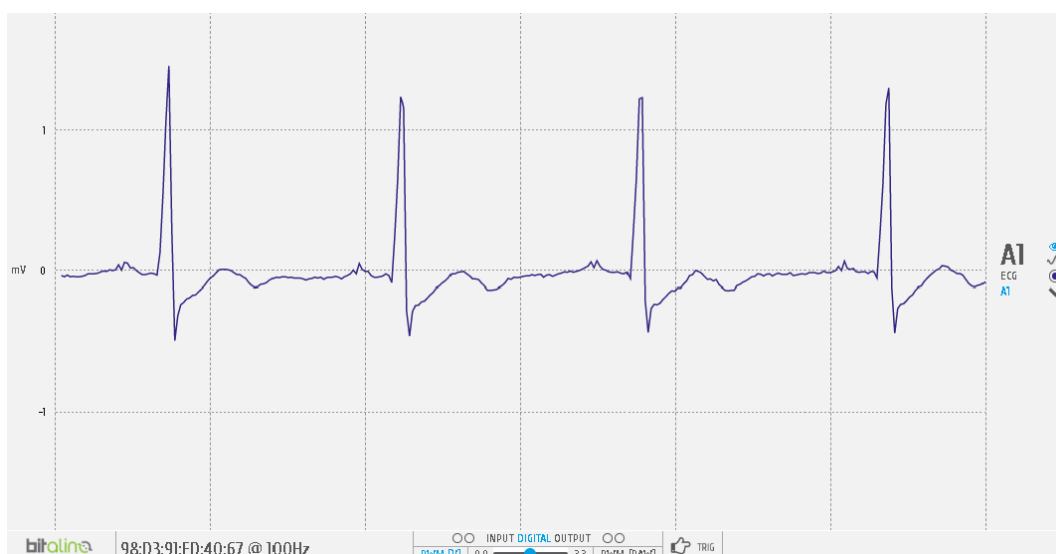


Figura 10 - Visualização através do software OpenSignals da derivação L3 de um sinal de ECG.
 Fonte: Autoria Própria.

Através da análise por inspeção visual do sinal de ECG das Figuras 8-10, percebe-se que a derivação L2 é a que melhor possibilita a diferenciação das ondas P e T e complexo QRS de cada batimento; portanto, foi a derivação utilizada no trabalho. O sinal de ECG adquirido é transmitido para o *smartphone* através da tecnologia *bluetooth*. A escolha desse protocolo de comunicação se deu pelo fato de tanto a plataforma BITalino® (*r*)*evolution Core* quanto a maioria dos *smartphones* possuírem suporte a comunicação *bluetooth*. Além disso, a comunicação *bluetooth* é uma maneira consolidada de transmitir informação sem fio a curta distância, preservando a fidelidade da informação transmitida e realizando a tarefa com relativo

baixo custo de energia, tanto do dispositivo transmissor quanto do receptor. Além de todas essas vantagens inerentes ao protocolo *bluetooth*, sua implementação no ambiente Android™ é feita com relativa facilidade através das chamadas APIs *bluetooth* (Android, 2021). Ainda, a empresa PLUX - Wireless Biosignals S.A desenvolvedora do sensor e da plataforma de aquisição BITalino disponibiliza uma API na linguagem de programação Java que possibilita estabelecer e facilmente gerir a comunicação *bluetooth*. A documentação dessa API assim como um exemplo do seu uso em uma aplicação Android™ pode ser encontrada em (BITalino, 2021).

O processamento do sinal de ECG no *smartphone* é feito através de janelas de 20 segundos. Isso significa que a cada 20 segundos um novo trecho de sinal de ECG está pronto para ser processado. É importante destacar que a aquisição do sinal é feita de forma assíncrona em relação ao processamento. Dessa forma, enquanto um trecho de 20 segundos está sendo processado, outro trecho está sendo adquirido. A frequência de amostragem é definida por código em funções específicas da API BITalino e pode assumir os valores de 1Hz, 10 Hz, 100Hz e 1000 Hz. Nesse trabalho, convencionou-se a aquisição do sinal com frequência de amostragem de 100Hz. Portanto, chega ao *smartphone* um sinal de ECG digital com 10 bits de resolução, amostrado a 100Hz e com espectro de frequência limitado entre 0,5 Hz e 40Hz conforme especificado no *datasheet* da plataforma BITalino® (*r*)*evolution Core* (resumido na Tabela 2).

O primeiro processamento feito sobre os 20 segundos de sinal adquirido é a aplicação da função de transferência do sensor de ECG dada por

$$ECG(mV) = \frac{\left(\frac{ADC}{2^n} - \frac{1}{2}\right) \cdot VCC}{G} \cdot 1000 \quad (3)$$

em que $VCC = 3.3 \text{ V}$ e $G = 1100$ são a tensão de operação e o ganho do sensor, respectivamente, conforme Tabela 1. A variável ADC é o valor digital da amostra medido pelo sensor e o número de bits do canal utilizado é $n = 10$ (veja Figura 6). Após a aplicação da função de transferência do sensor, as amostras do sinal são transformadas para valores cuja amplitude está dentro do intervalo de -1.5 mV até 1.5 mV . O sinal é, então, submetido a uma etapa de conversão da frequência de amostragem, considerando 250 Hz como nova frequência de amostragem. Isso é feito para atender as condições de entrada da etapa de segmentação que será empregada. Converter a frequência de amostragem de um sinal amostrado a 100Hz para

250Hz significa realizar sobre ele uma operação de interpolação, o que é feito usando a função *resample* do software MATLAB®.

A Figura 11 mostra um trecho de 5 segundos do sinal obtido após a aplicação da função de transferência do sensor e da conversão da frequência de amostragem para 250 Hz. O sinal apresentado na Figura 11 foi adquirido com o utilizador em repouso, isto é, parado, na posição sentada e com os braços paralelos ao tronco. Outra aquisição foi feita enquanto o utilizador caminhava em um ritmo constante. Um trecho de 5 segundos dessa gravação é apresentado na Figura 12.

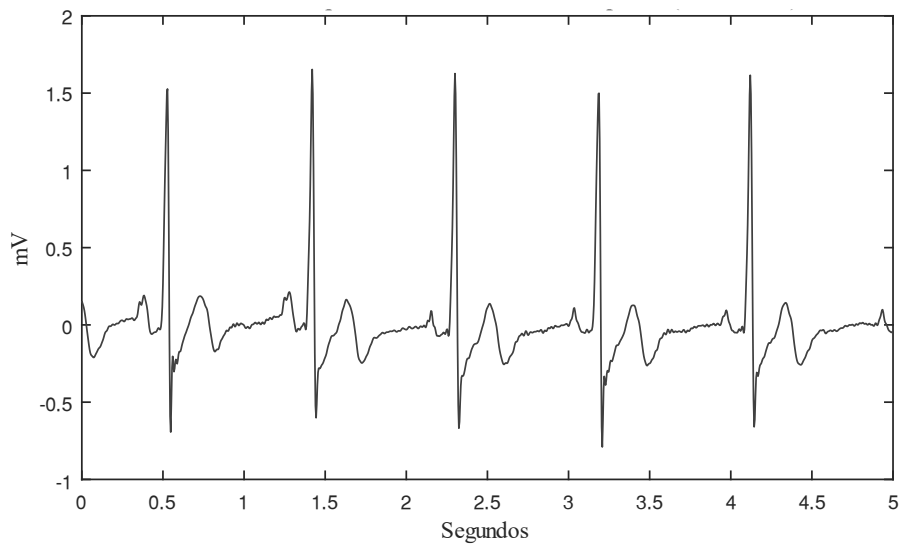


Figura 11- Sinal de ECG adquirido com o utilizador em repouso.
Fonte: Autoria própria.

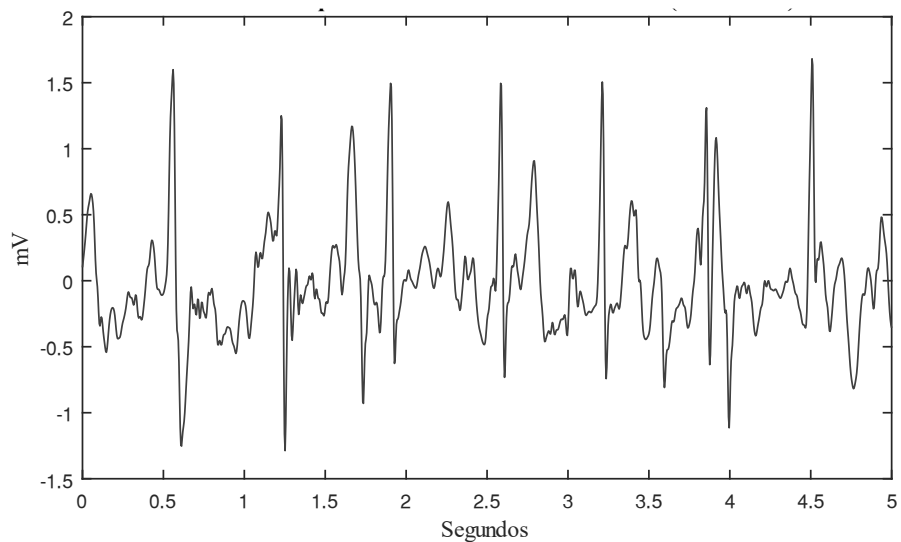


Figura 12 - Sinal de ECG adquirido enquanto o utilizador caminhava.
Fonte: Autoria própria.

A partir dos sinais mostrados nas Figuras 11 e 12, percebe-se que o dispositivo BITalino é capaz de adquirir o sinal de ECG com boa qualidade e baixo nível de ruído nos casos que o sujeito se encontra em repouso. Por outro lado, o sinal de ECG obtido enquanto o sujeito caminhava contém diversas oscilações que acabam descaracterizando o sinal de ECG. Por esse motivo, a aquisição dos sinais nesse trabalho foi conduzida com o indivíduo em repouso e foi garantido que a cada medição houvesse bom contato entre os eletrodos e a superfície da pele. Dessa forma, não foi necessário implementar no sistema a etapa de pré-processamento do sinal. Na verdade, a limitação do espectro em frequência feita pela plataforma BITalino® (*r*)*evolution Core* (0,5 Hz até 40 Hz) já é suficiente para atenuar grande partes dos possíveis ruídos. Entretanto, caso o monitoramento em movimento seja necessário, torna-se imprescindível a implementação de uma etapa de pré-processamento para remoção dos artefatos presentes, principalmente, pelo mau contato entre o eletrodo e a superfície da pele.

2.6 Algoritmo de segmentação

O algoritmo de detecção do pico da onda R implementado foi desenvolvido baseado nos trabalhos de (D. Benitez et al., 2001; Kaur et al., 2019; Manikandan & Soman, 2012). O mesmo algoritmo foi utilizado e validado no trabalho de (Borghetti et al., 2020a). Entretanto, algumas modificações foram realizadas para que fosse possível processar o sinal considerando as janelas de 20 segundos e realizar a transposição do código para a linguagem C através da aplicação MATLAB Coder™. Contudo, nenhuma dessas mudanças alterou o desempenho do algoritmo, conforme demonstrado no Capítulo 3.

O sinal de ECG é primeiramente filtrado por um filtro passa-banda de ordem 480 do tipo FIR, com banda de passagem entre 5Hz e 15Hz. Esse filtro é resultado de uma configuração em cascata de um filtro passa-baixo seguido por um filtro passa-alto. Cada um desses filtros foi projetado pelo método da autoconvolução de uma janela de Hamming de ordem 60, de forma similar ao que foi feito em (Kaur et al., 2019). Os coeficientes do filtro passa-banda resultante foram calculados e armazenados. A representação no domínio da frequência do espectro de magnitude e de fase do filtro projetado pode ser vista na Figura 13.

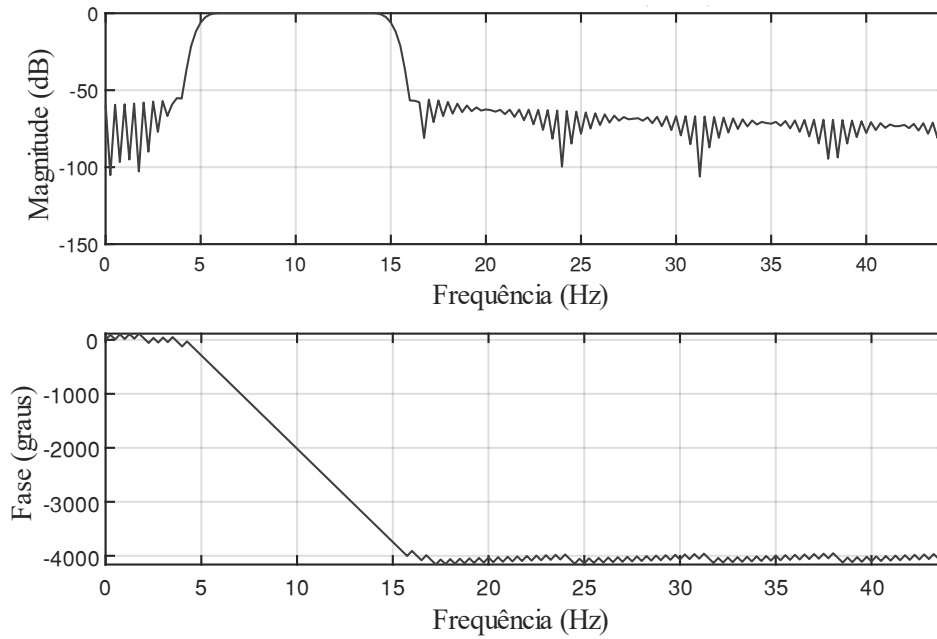


Figura 13 - Espectro de magnitude e fase do filtro passa-banda utilizado.
Fonte: Autoria própria.

A derivada de primeira ordem do sinal filtrado ($f[n]$) é, então, calculada através das diferenças entre as amostras consecutivas do sinal, isto é,

$$d'[n] = f[n + 1] - f[n]. \quad (4)$$

De acordo com (Manikandan & Soman, 2012), a diferenciação do sinal atua como um filtro passa-alto e reduz a interferência das ondas P e T com grande amplitude. O sinal resultante do processo de diferenciação ($d'[n]$) é normalizado como

$$d[n] = \frac{d'[n]}{\max_{n=1}^N (|d'[n]|)} \quad (5)$$

em que N é igual ao número de amostras do sinal. O objetivo dessas operações é eliminar possíveis ruídos sobre o sinal, assim como atenuar a presença de todas as informações que não são referentes ao complexo QRS do sinal de ECG (onda P e T). Sobre o sinal normalizado $d[n]$ é aplicada a transformação não linear energia de Shannon (ES), de acordo com

$$E_s[n] = -x[n]^2 \log_2(x[n]^2). \quad (6)$$

Essa transformação é feita para destacar a região do complexo QRS facilitando a sua detecção assim como retificar o sinal, facilitando a detecção de picos R negativos. O sinal resultante da energia de Shannon é suavizado por um filtro média móvel de janela de 38

amostras (aproximadamente 152,7 ms para a frequência de amostragem 250 Hz). O sinal suavizado $s[n]$ é, em seguida, submetido à transformada de Hilbert implementada através do software MATLAB pelas funções *hilbert* e *imag*. O resultado da transformada $h[n]$ é submetido a uma operação de filtragem por um filtro de média móvel retangular de duração de 625 amostras. O sinal filtrado $h'[n]$ é então subtraído do sinal original obtido pela transformada, resultando em

$$z[n] = h[n] - h'[n]. \quad (7)$$

Isso é feito para suavizar o sinal e auxiliar na identificação dos picos R de menor amplitude. Ao final desse processo, se obtém uma função de simetria ímpar suavizada $z[n]$, em que o seu ponto de cruzamento por zero corresponde ao pico do sinal suavizado obtido após a energia de Shannon $s[n]$. Esse pico, por sua vez, corresponde a um forte candidato à posição do pico da onda R. Usando esses pontos candidatos como referência, é empregada uma etapa de detecção da posição do pico da onda R através da busca pelo máximo local próximo ao ponto marcado como candidato.

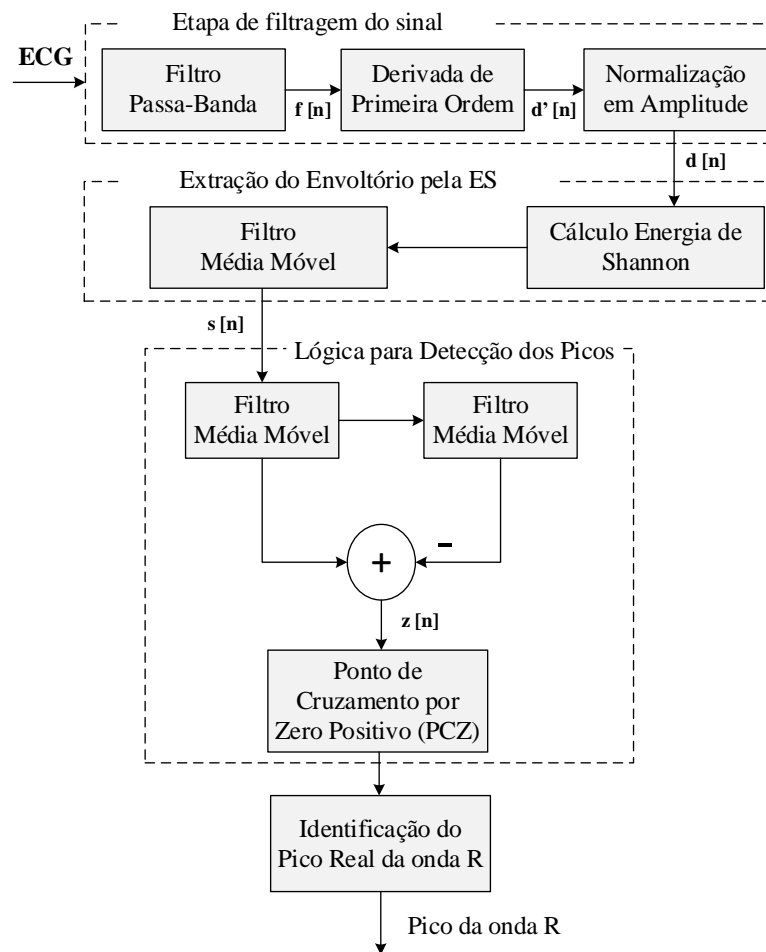


Figura 14 - Diagrama de blocos referente às etapas do algoritmo de detecção dos picos da onda R.
 Fonte: Adaptado de (Manikandan & Soman, 2012).

2.7 Característica utilizada e classificação

Com a posição dos picos da onda R marcados, a próxima etapa consiste na extração de características que servirão como entrada para a etapa de classificação. O trabalho de (Borghetti et al., 2020a) treinou diversos modelos de aprendizagem de máquina para realizar a classificação do ritmo cardíaco e a detecção de episódios de AF, baseado em redes neurais do tipo MLP (*Multilayer Perceptron*) e LSTM. Dentre os diversos modelos treinados, se destacam aqueles que utilizam redes neurais do tipo LSTM, sendo que a maior precisão na detecção de episódios de AF alcançada foi de 98,17% quando validado sobre os sinais do banco de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation*. Esse modelo é constituído por uma rede neural do tipo LSTM bidirecional e utiliza como características de entradas 60 RRI, além de 3 vetores com 60 medidas cada da entropia de Shannon das ondas T, U e P. Apesar do seu excelente desempenho,

não foi possível reproduzir a normalização das características de entropias que foram utilizadas na entrada desse modelo de classificação. Conforme descrito em (Borghi et al., 2020a), “sobre os vetores de entropias das ondas T, U e P, separadamente, a normalização pelo valor absoluto máximo foi aplicada sobre todos os valores dentro do mesmo sujeito. Ou seja, as noções de informação acerca destas ondas se tornaram relativas ao contexto geral do comportamento do paciente”. Dessa forma, considerando o processamento do sinal em tempo real na medida em que ele é adquirido, a construção do sistema utilizando esse modelo ficou impossibilitada. Para que a implementação desse modelo no sistema fosse possível, a rede neural teria que ser novamente treinada considerando uma estratégia de normalização das características de entrada que fizesse uso apenas da informação do sinal já adquirido. Entretanto, essa abordagem foge do objetivo desse trabalho e, portanto, outro modelo de classificação treinado em (Borghi et al., 2020a) foi escolhido.

O modelo escolhido para compor a etapa de classificação é constituído por uma outra rede neuronal, também do tipo LSTM bidirecional. Esse modelo é especialmente atrativo por utilizar apenas os intervalos entre os picos R como características na sua entrada. Com isso, sua implementação no *smartphone* é feita de forma simples e o sistema funciona de forma eficiente e com baixo custo computacional. Um intervalo RR_i é calculado a partir de

$$RR_i = \frac{\mathbf{R}_{\text{detec}}[n] - \mathbf{R}_{\text{detec}}[n-1]}{f_s} \quad (8)$$

em que $\mathbf{R}_{\text{detec}}$ é o vetor contendo as amostras do sinal de ECG referentes ao momento de ocorrência dos picos da onda R e $f_s = 250$ Hz é a frequência de amostragem do sinal. O resultado RR_i é um valor de intervalo no tempo entre dois picos R consecutivos. Em um vetor $\mathbf{seg}[n]$ são armazenados 60 valores consecutivos de RR_i , assim formando um segmento. Cada segmento $\mathbf{seg}[n]$ é normalizado com relação ao seu valor máximo absoluto, através de

$$\mathbf{seg}[n] = \frac{\mathbf{seg}'[n]}{\max_{n=1}^{60} (|\mathbf{seg}'[n]|)} \quad (9)$$

O vetor normalizado $\mathbf{seg}[n]$ com 60 valores de RR_i serve como característica de entrada do modelo de classificação cuja saída pode ser uma de 3 categorias distintas, a saber: ritmo normal, ritmo AF ou outro ritmo (veja a Figura 15).

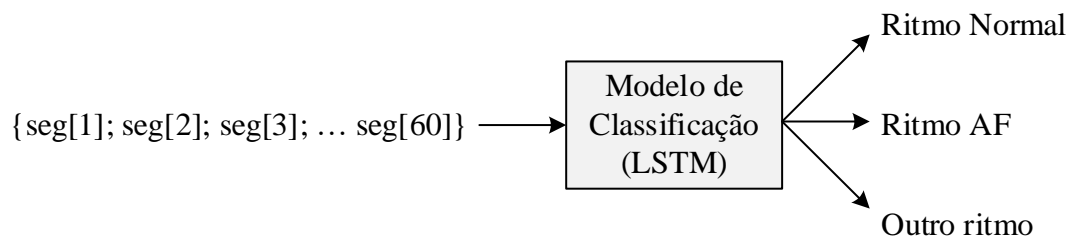


Figura 15 - Ilustração da entrada e possíveis saídas do modelo de classificação.

Fonte: Autoria própria.

Capítulo 3: Sistema e aplicativo desenvolvido

Neste capítulo, os resultados obtidos após a implementação das etapas propostas são apresentados. Especificamente, pretende-se validar o algoritmo adotado para a detecção do pico das ondas R dos sinais de ECG que foram adquiridos e apresentar o aplicativo Android™ que foi desenvolvido, descrevendo a dinâmica de operação das diferentes funcionalidades implementadas, assim como a forma de uso do aplicativo com a plataforma BITalino.

3.1 Validação das etapas

A etapa de segmentação, isto é, o algoritmo de detecção do pico da onda R sofreu adaptações de sintaxe na estrutura do código para permitir a portabilidade para a linguagem C por meio da aplicação MATLAB Coder™. Ainda, a implementação do algoritmo considerando janelas menores de processamento (20 segundos) poderia alterar o seu desempenho e introduzir erros de detecção indesejados. Por esse motivo, o algoritmo modificado foi validado considerando os sinais do banco de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation*. O sujeito 14 do banco de dados não foi considerado na validação por apresentar anotações incongruentes a respeito da posição dos picos R, conforme constatado por (Borghini et al., 2020a). O desempenho do algoritmo é apresentado na Tabela 3 em termos das métricas, Se e P+, dadas nas em (1) e (2), respectivamente, para os 22 sujeitos restantes do banco de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation*.

Tabela 3 - Desempenho do algoritmo de segmentação sobre os sinais do banco de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation*.

SUJEITO	Se (%)	P+ (%)	SUJEITO	Se (%)	P+ (%)	SUJEITO	Se (%)	P+ (%)
1	98,62	95,24	9	97,79	96,25	18	99,54	96,75
2	99,69	97,1	10	99,58	95,98	19	98,49	96,11
3	99,71	92,03	11	98,49	96,12	20	99,99	97,49
4	98,42	95,02	12	99,93	98,09	21	99,67	96,64
5	99,78	96,55	13	99,83	96,88	22	99,81	96,49
6	99,87	97,35	15	92,64	90,24	23	99,43	97,21
7	99,75	96,37	16	99,6	96,48			
8	98,97	94,49	17	99,95	95,84			
Média Se (%)		98,99		Média P+ (%)		95,95		

Assim como em (Borghini et al., 2020a), considerou-se que a marcação feita pelo algoritmo a respeito da posição do pico R está correta se dentro de uma região de contexto de 150 ms centrada nessa marcação (75 ms antes e 75 ms depois) existir uma marcação original na base de dados (anotação da base de dados). Observou-se que o algoritmo apresenta bons resultados de detecção, sendo os valores médios de Se e P+ iguais a 98,99% e 95,95%, respectivamente. Dessa forma, conclui-se que o algoritmo consegue detectar de forma satisfatória a posição do pico de onda R dos batimentos cardíacos.

No trabalho de (Borghini et al., 2020^a), o algoritmo de segmentação foi validado através da medida de exatidão/acurácia, calculada como

$$ACC = \frac{TP}{N_b} 100\% \quad (10)$$

para cada sujeito, em que N_b representa o número total de batimentos marcados nas anotações da base de dados. O valor, em termos de percentagem e da exatidão média encontrado em (Borghini et al., 2020^a), ao excluir o sujeito 14, é de 98,95%, enquanto o valor de exatidão média encontrado neste trabalho é de 98,99%. Esses resultados são coerentes e mostram que foi alcançada uma efetiva transposição do código feito em MATLAB para a linguagem C. A capacidade de processamento apresentada no *smartphone* mostra-se suficiente para realizar a correta segmentação dos sinais de ECG.

Quando o algoritmo é aplicado sobre um sinal de ECG adquirido pela plataforma BITalino, os resultados de detecção foram validados através de inspeção visual, devido à falta das anotações feitas por especialistas a respeito da posição do pico da onda R. A Figura 16 apresenta os resultados de detecção dos picos da onda R para um sinal com 5 segundos de duração adquirido com o sujeito em repouso. A Figura 17 apresenta as marcações feitas pelo algoritmo com o indivíduo em repouso, mas na presença de artefatos de movimento, por vezes inevitáveis, causados pela respiração, movimento dos braços e contrações musculares durante o processo de aquisição.

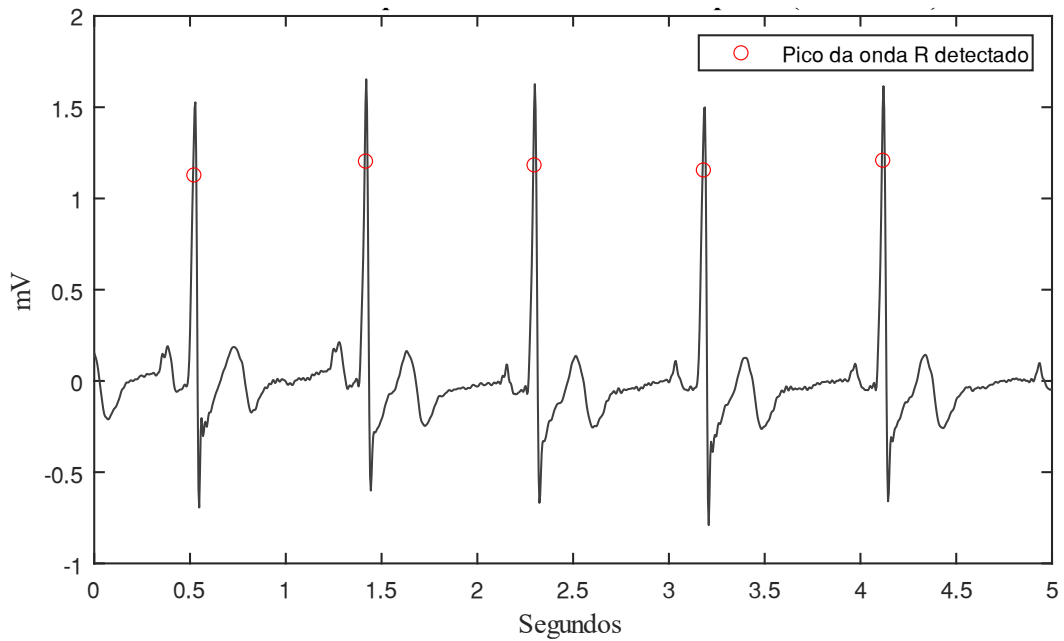


Figura 16 - Picos das ondas R detectados pelo algoritmo de segmentação com o sujeito em repouso.
 Fonte: Autoria própria.

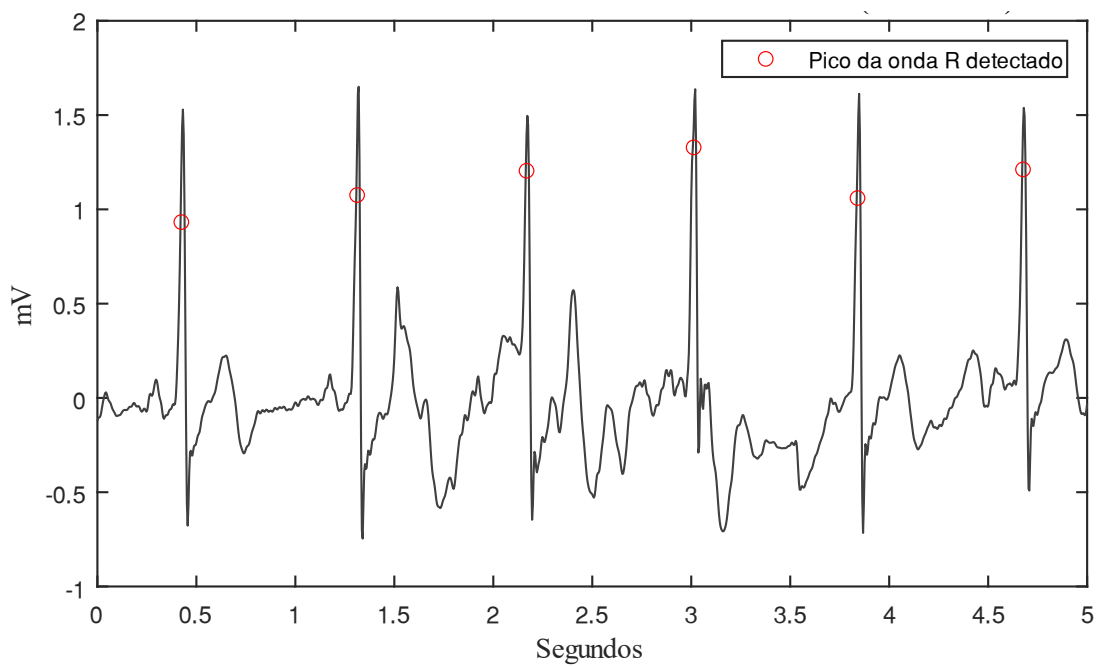


Figura 17 - Picos das ondas R detectados pelo algoritmo de segmentação com o sujeito em repouso, porém na presença de artefatos de movimento dos eletrodos.
 Fonte: Autoria própria.

A partir da validação do algoritmo de segmentação sobre os sinais do banco de dados MIT-BIH *-Atrial Fibrillation* e pela análise por inspeção visual dos resultados obtidos ao aplicar o algoritmo de segmentação sobre sinais adquiridos pelo sensor e plataforma BITalino,

fica evidente que o algoritmo de segmentação implementado consegue detectar a posição dos picos da onda R em sinais de ECG. A melhor precisão das anotações com relação ao ponto de maior amplitude da onda R é obtida com uma maior frequência de amostragem do sinal, devido ao aumento da resolução temporal. Esse foi um dos motivos que levaram a implementação da etapa de conversão da frequência de amostragem do sinal, visto que o uso dos sinais de ECG adquiridos a 100Hz diretamente na entrada do algoritmo de segmentação resultava em marcações imprecisas da posição dos picos da onda R.

A Figura 18, por sua vez, apresenta os resultados de detecção obtidos enquanto o sujeito com o dispositivo caminhava em um ritmo constante. Embora as marcações realizadas enquanto o sujeito caminhava possam estar corretas, não é possível validá-las sem a presença de um especialista e, portanto, recomenda-se que a aquisição do sinal seja feita com o sujeito sempre em repouso. Para estender a aplicação do sistema desenvolvido neste trabalho para um cenário de monitoramento ambulatorial, a etapa de segmentação teria que, por exemplo, ser validada com sinais reais adquiridos com o sujeito em movimento.

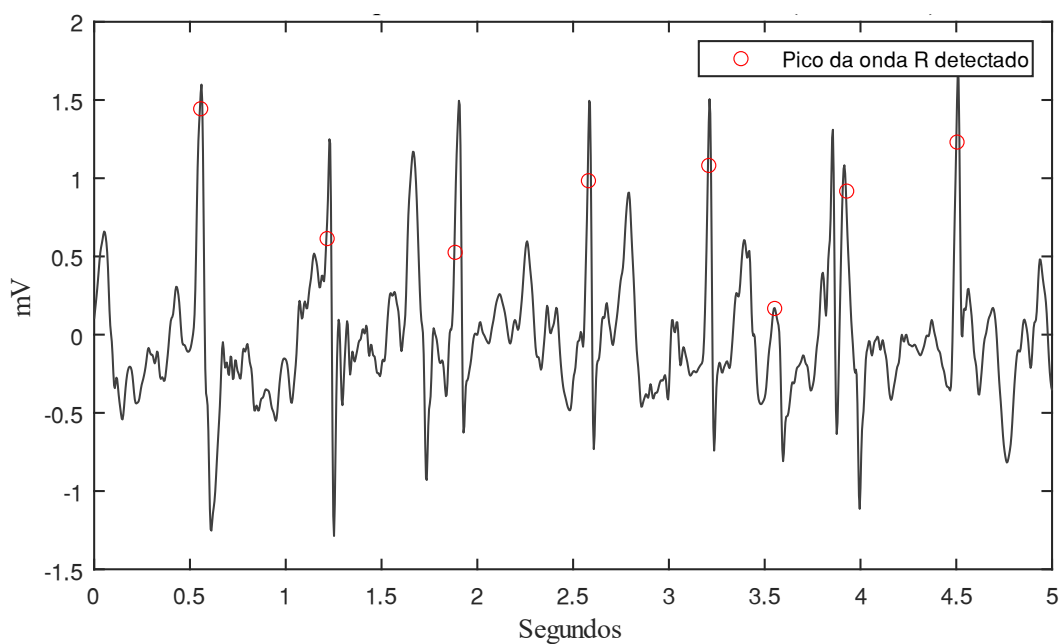


Figura 18 - Picos das ondas R detectados pelo algoritmo de segmentação enquanto o sujeito caminhava.
Fonte: Autoria própria.

Neste trabalho, foi escolhido um modelo que apresentou exatidão de 94,94%, mas necessita apenas dos intervalos RRi e a estrutura da rede neuronal contém apenas 50 nós na camada escondida. O trabalho de (Borghetti et al., 2020a) concluiu que o RRi é a característica mais determinante para diferenciar segmentos que apresentam um comportamento normal

daqueles que apresentam episódios de AF. O fato de o modelo escolhido utilizar como característica de entrada apenas 60 valores de RRi, torna-o um modelo de simples implementação justificando a sua escolha para compor o sistema desenvolvido em um *smartphone*.

3.2 Desenvolvimento do aplicativo para Android

O aplicativo desenvolvido usufrui das dinâmicas de *threads* existentes na programação para Android™. O uso de diferentes *threads* no desenvolvimento de aplicações de processamento de sinais ECG é fundamental para que a aquisição do sinal possa ser feita em paralelo ao processamento e para não sobrecarregar o *thread* principal, responsável, entre outras coisas, por gerir a interface gráfica apresentada ao utilizador. Em resumo, existem 3 principais *threads*, além do *thread* principal, que foram utilizados no aplicativo. O primeiro deles é usado para gerir a aquisição dos trechos 20 segundos do sinal e enviar o sinal para uma segunda *thread* de processamento, responsável por hospedar a função de processamento. A terceira *thread* é responsável por gerir a representação gráfica do sinal na tela do aplicativo. Apesar dessa distribuição, o aplicativo precisa ficar maximizado no *smartphone* para que não haja perda de frames durante o processo de aquisição.

Ao inicializar o aplicativo, é solicitado ao utilizador que a função *bluetooth* do *smartphone* seja ativada. Caso o aparelho não possua suporte à tecnologia *bluetooth*, não é possível estabelecer a comunicação com a plataforma BITalino e, portanto, o aplicativo é finalizado. Uma vez que o *bluetooth* seja ativado, basta ligar a plataforma BITalino e pressionar o botão “Connect” na tela do *smartphone*. Caso a plataforma BITalino esteja dentro do alcance da comunicação *bluetooth*, o nome da plataforma será exibido na tela da aplicação, como mostra a Figura 19, e ao selecioná-la a conexão será estabelecida.

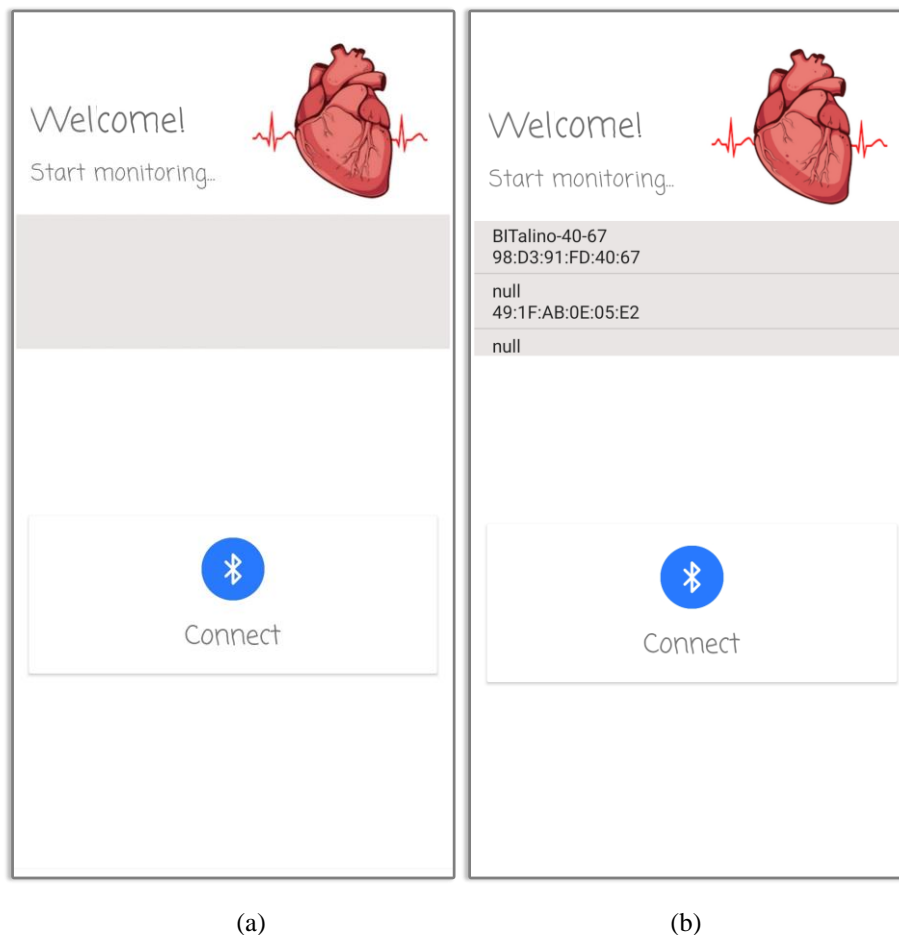


Figura 19 - Tela inicial do aplicativo (a) antes e (b) depois de clicar em “Connect”.
 Fonte: Autoria própria.

Ao conectar-se com a plataforma BITalino, a interface gráfica da Figura 20 é apresentada ao utilizador, na qual é possível visualizar um *display* onde será exibido o sinal de ECG, o estado da conexão entre o *smartphone* e a plataforma BITalino, além do nome e endereço MAC da plataforma. Ainda, estão visíveis três botões, um com nome “Disconnect” que permite desconectar a plataforma e o *smartphone*, outro com o nome “Find R Peaks” e um terceiro com o nome “Screen for AF”. Uma vez que o estado da conexão entre a plataforma e o *smartphone* esteja indicado na tela como “CONNECTED”, o utilizador fica livre para clicar em qualquer um dos dois botões de processamento. Evidentemente, para que o objetivo de processamento do sinal de ECG seja alcançado, é imprescindível que o utilizador esteja com os eletrodos conectados ao corpo.

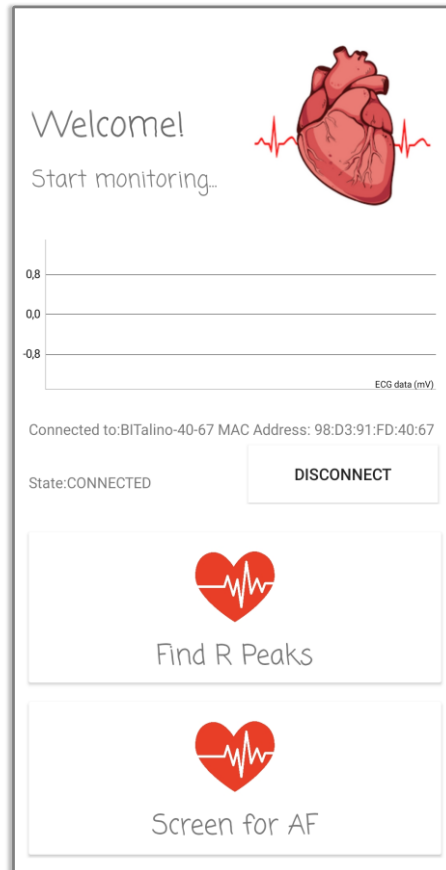


Figura 20 - Interface gráfica do aplicativo ao estabelecer a conexão com a plataforma BITalino.
Fonte: Autoria própria.

3.2.1 Função de segmentação

Ao clicar no botão “*Find R peaks*”, o aplicativo inicia a função de segmentação do sinal de ECG. Essa função analisa 60 segundos (3 janelas de 20 segundos) do sinal de ECG e realiza a detecção da posição dos picos da onda R presentes durante o esse período. Conforme a análise vai sendo feita, é possível visualizar em tempo real o sinal que está sendo adquirido, conforme a Figura 21(a). A visualização do sinal de ECG na tela do *smartphone* não é uma característica restrita apenas à função de segmentação, estando presente em todas as funções implementadas. Ao final da medição, o aplicativo notifica o utilizador a respeito de quantos batimentos foram detectados e armazena o sinal e as anotações a respeito da posição dos picos R em um arquivo de texto que é automaticamente salvo na memória externa do *smartphone* em um diretório criado pelo aplicativo. O caminho para acessar o diretório criado também é apresentado ao final da análise conforme mostra a Figura 21(b). Essa função apenas realiza a segmentação do sinal de ECG e não aplica nenhuma classificação a respeito do ritmo do sinal

adquirido. Vale comentar que realizar essa função não é pré-requisito para realizar as outras que serão comentadas a seguir.

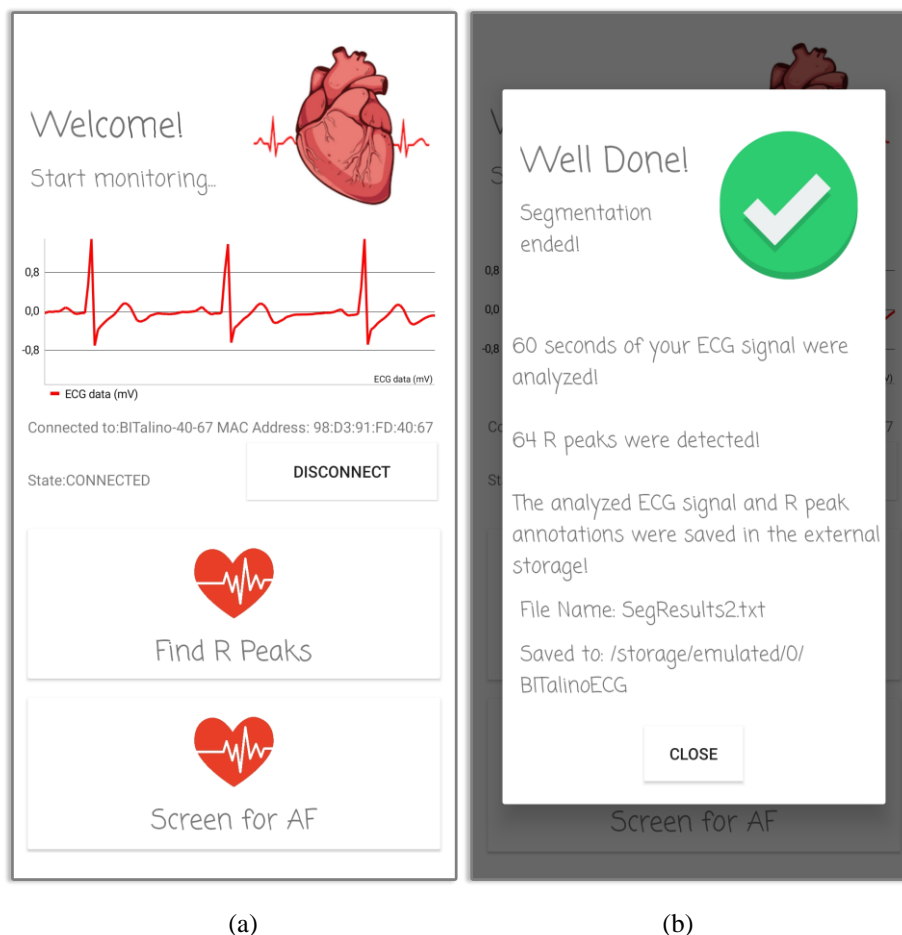


Figura 21 - Interface gráfica do aplicativo (a) durante a aquisição do sinal de ECG e (b) ao final da segmentação.
Fonte: Autoria própria.

3.2.2 Função de checagem rápida

Ao clicar no botão “*Screen for AF*”, duas opções de busca por episódios de AF são apresentadas ao utilizador, como mostrado na Figura 22. A primeira delas, chamada de “*Quick check*” inicializa a função de checagem rápida por episódios de AF. Nessa função, o sinal de ECG adquirido é processado em janelas de 20 segundos. A cada 20, o algoritmo de detecção dos picos da onda R é executado e a contagem de picos detectados é realizada. A aquisição é interrompida quando o sistema detecta a presença de 61 picos da onda R. Dessa forma, o número de trechos de 20 segundos necessários depende da frequência cardíaca do sujeito. A partir desses 61 picos, são calculados 60 RR_i que formam um segmento e servem como

características de entrada para o modelo de classificação. O sistema classifica o segmento em uma de 3 possíveis categorias. Ao final da análise, o utilizador é notificado com uma mensagem que depende do resultado da classificação. As 3 diferentes notificações possíveis são apresentadas na Figura 23. De forma similar à função de segmentação, o sinal de ECG analisado, as anotações acerca da posição dos picos das ondas R encontradas e, agora, os resultados de classificação são salvos em um arquivo de texto armazenado em um diretório específico na memória externa do dispositivo.

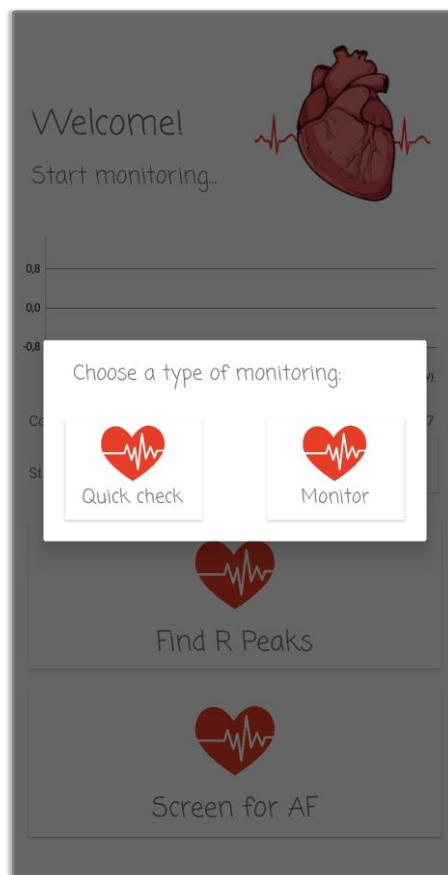
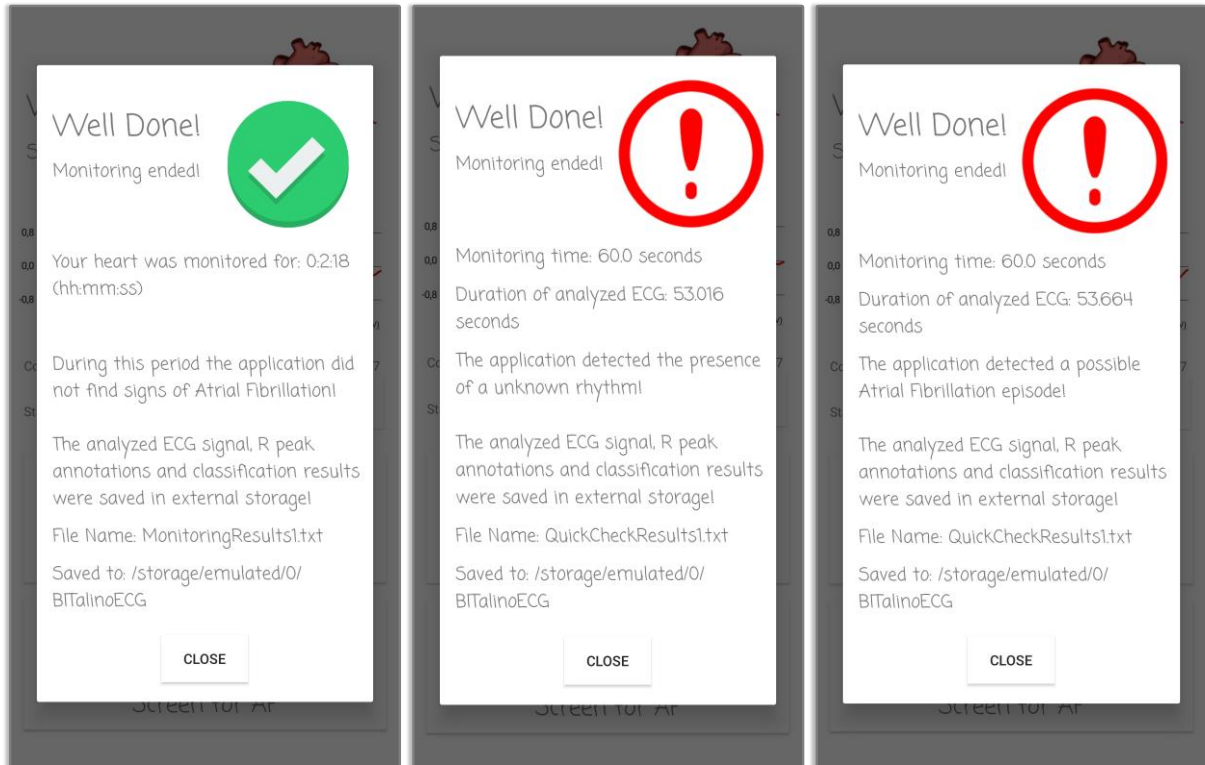


Figura 22- Interface gráfica do aplicativo exibindo as opções de monitoramento disponíveis ao clicar em “Screen for AF”.

Fonte: Autoria própria.



(a)

(b)

(c)

Figura 23 - Interface gráfica do aplicativo exibindo as notificações que o sujeito pode receber a respeito da detecção de (a) um ritmo normal, (b) um outro ritmo e (c) um ritmo AF.

Fonte: Autoria própria.

3.2.3 Função de monitorização contínua

A segunda opção apresentada ao utilizador após clicar em “*Screen for AF*” é a função de monitorização contínua, com o nome “*Monitor*” como mostra a Figura 22. Semelhante à função de checagem rápida, o sistema inicia a aquisição do sinal de ECG e processa cada nova janela de 20 segundos disponível. Ao detectar a presença de 61 picos da onda R, o sistema gera um segmento de 60 RRI e o classifica dentro dos 3 possíveis ritmos. Nessa função, a aquisição não é interrompida após a classificação do primeiro segmento e o sistema continua adquirindo sinal até que o utilizador clique no botão “*Stop Monitoring*” (conforme a Figura 24). Portanto, esse tipo de monitoramento permite coletar o sinal de ECG por um tempo indeterminado e classificar múltiplos segmentos, desde que a comunicação *bluetooth* entre a plataforma e o *smartphone* sejam mantidas. A construção dos segmentos é feita considerando uma sobreposição de cerca de 50 RRI pertencentes ao segmento anterior ao que está sendo processado. Ou seja, após a classificação do primeiro segmento de 60 RRI, apenas mais 10 RRI são necessários para construir um novo segmento e colocá-lo na entrada do modelo de

classificação. Isso foi feito para que os R Ri sejam analisados mais de uma vez em diferentes segmentos, diminuindo a probabilidade de acontecer erros de classificação. Ao final da monitorização contínua, quando o utilizador clicar em “*Stop Monitoring*” aparecerá na tela do *smartphone* uma das telas da Figura 23. Da mesma forma que nas funções anteriores, o sinal adquirido, a posição dos picos da onda R detectados e os resultados de classificação são escritos em arquivo de texto e armazenados na memória do *smartphone*. Uma função para o software MATLAB foi desenvolvida para realizar a leitura das variáveis escritas no arquivo de texto, passando-as para variáveis do ambiente MATLAB. Essa função, chamada de *app2mat*, um vídeo demonstrativo do uso do aplicativo em conjunto com o sensor de ECG e a plataforma BITalino (*r*)*evolution Core*, assim como os códigos fontes da aplicação, estão disponíveis em (Lazaretti, G. S. et al., 2021).

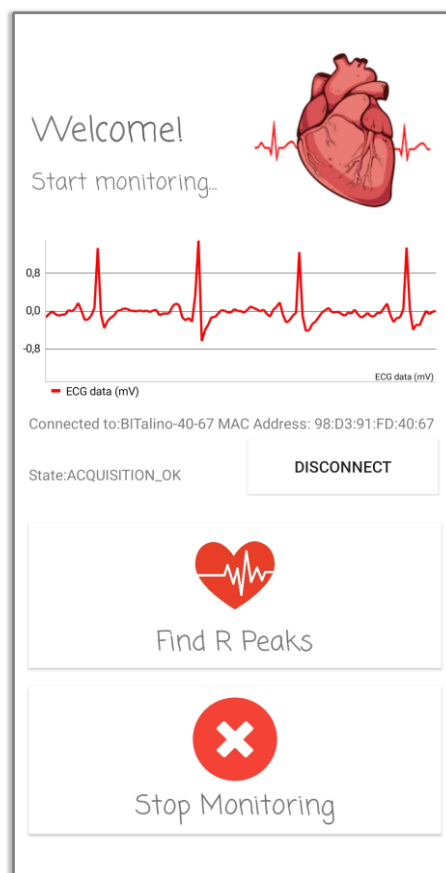


Figura 24 - Interface gráfica do aplicativo enquanto realiza a função de monitoramento contínuo.
Fonte: Autoria própria.

Capítulo 4: Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste trabalho, foi implementado um sistema capaz de realizar a análise automática de um sinal de ECG e detectar a presença de episódios de AF. O sistema é composto por uma etapa de aquisição e transmissão do sinal, uma etapa de processamento e uma de classificação do sinal. A etapa de aquisição do sistema proposto é composta por um sensor de ECG BITalino e plataforma BITalino (*revolution Core*). Essa etapa é encarregada de adquirir o sinal de ECG utilizando uma configuração de 3 eletrodos e transmiti-lo via comunicação *bluetooth* para um dispositivo de processamento. A etapa de processamento foi realizada através de um aplicativo instalado em um *smartphone* modelo “Redmi Note 8”, com sistema operacional Android™. O aplicativo foi desenvolvido utilizando a IDE Android™ Studio e as etapas de processamento foram validadas no software MATLAB®. As funções e rotinas de processamento foram transcritas para a linguagem C através da aplicação MATLAB Coder™ e integradas na aplicação escrita em linguagem de programação Java através da interface JNI. Dessa forma, a metodologia de implementação adotada permite que qualquer alteração nas funções existentes, ou implementações de novas funções de processamento, possam ser feitas primeiramente no software MATLAB®. Essa estratégia poupa tempo na implementação e permite a realização de testes de forma rápida e fácil, devido a grande quantidade de ferramentas disponíveis no ambiente MATLAB.

No tocante à aquisição dos sinais, verificou-se que o conjunto sensor de ECG e plataforma BITalino, quando utilizados com o sujeito em repouso, conseguem entregar ao *smartphone* por meio da API BITalino um sinal de ECG com boa qualidade, isto é, com baixos níveis de ruído, de forma que a morfologia do sinal de ECG fique preservada e a identificação visual das suas principais ondas seja possível. Quando a aquisição foi feita com o sujeito em movimento, observou-se uma quantidade significativa de ruídos no sinal. Portanto, recomenda-se que uma etapa de pré-processamento seja implementada para o uso dessa aplicação na monitorização ambulatorial dos pacientes. Essa etapa de pré-processamento poderia ser baseada em transformadas como a DWT, CWT, métodos como o EMD ou filtros adaptativos. Alternativas envolvendo filtragem no domínio da frequência podem ser pouco eficazes, uma vez que a plataforma BITalino utilizada já restringe o espectro próximo ao mínimo permitido para a análise apropriada do sinal de ECG.

Em relação ao algoritmo de segmentação adotado, os resultados obtidos foram satisfatórios. A exploração de diferentes valores para os comprimentos dos filtros de média móvel utilizados no algoritmo (parâmetros empíricos) pode levar a um aumento da precisão das marcações a respeito da posição dos picos da onda R. Entretanto, pelo fato de serem parâmetros com valores encontrados de forma empírica, o seu ajuste está associado a um processo de tentativa e erro. Por inspeção visual do sinal de ECG, percebe-se que a baixa resolução temporal dos sinais amostrados a 100Hz faz com que a marcação da posição do pico da onda R seja imprecisa, justificando a necessidade de uma etapa de interpolação da frequência de amostragem. O novo valor de frequência de amostragem foi escolhido pelo fato dos sinais da base de dados MIT-BIH *Atrial Fibrillation*, sobre os quais o algoritmo de segmentação foi validado, estarem amostrados a 250 Hz.

Conforme apresentado em (Borghi et al., 2020a), uma das características mais importantes para a identificação de episódios de AF são os RRI. Apesar disso, Borghi P. observou que a inclusão de informações a respeito das ondas P e T do sinal de ECG como características de entrada para o modelo de classificação resulta em um aumento significativo na exatidão do classificador (passando de 94,94% para 98,17%). Nesse sentido, a exatidão na detecção de episódios de AF do sistema proposto poderia ser melhorada substituindo o modelo de classificação utilizado por outro que operasse com características de entrada das ondas P e T e U, além dos intervalos RRI. O uso dos valores de entropia de Shannon das ondas P, T e U como características de entrada, aumentaram os resultados de exatidão (cerca de 3,2 %) de acordo com Borghi P.

Em trabalhos futuros, a estrutura do aplicativo poderia ser reformulada para que possa operar mesmo quando minimizado fazendo o uso das ferramentas de *services* disponíveis na programação para Android™. Além disso, adaptações poderiam ser feitas no sentido de incluir a aplicação em um sistema de telemedicina. Nesse sentido, o aplicativo além de notificar o utilizador poderia enviar os dados coletados e os resultados gerados para um servidor, onde estariam disponíveis a um profissional da saúde. Ainda, com os dados em um servidor, tem-se acesso a uma maior capacidade de processamento e uma nova análise sobre o sinal poderia ser conduzida, considerando algoritmos mais complexos e precisos. Alertas por SMS e/ou email também poderiam ser geradas para o profissional da saúde responsável a cada vez o que sistema identificar a presença de um episódio de AF.

Novas funções de processamento podem ser implementadas com relativa facilidade no aplicativo, uma vez que foi desenvolvido um fluxo de trabalho que possibilita a adição de

qualquer função já desenvolvida em linguagem MATLAB. Dessa forma, caso necessário, a segmentação de outros trechos de onda do sinal de ECG poderia ser facilmente implementada e a detecção de diferentes arritmias cardíacas poderia ser realizada com o emprego de outros modelos de classificação. Sendo assim, o aplicativo desenvolvido permite a rápida implementação e validação dos mais diversos algoritmos de processamento de sinais de ECG. Por utilizar um *smartphone*, é possível depurar os algoritmos em um ambiente com capacidade de processamento inferior àquela encontrada nos computadores. Ainda, é possível avaliar o desempenho desses algoritmos frente ao processamento de sinais de ECG reais adquiridos pelo sensor e plataforma BITalino. Essas características, aliadas a integração entre o software MATLAB[®] e a plataforma Android[™] Studio por meio da aplicação MATLAB Coder[™] e da interface JNI, são, portanto, as maiores contribuições do presente trabalho.

Referências

- Abibullaev, B., & Seo, H. D. (2011). A New QRS Detection Method Using Wavelets and Artificial Neural Networks. *Journal of Medical Systems*, 35(4). <https://doi.org/10.1007/s10916-009-9405-3>
- Acharya, U. R., Fujita, H., Adam, M., Oh Shu Lih, Tan Jen Hong, Sudarshan, V. K., & Koh, J. E. (2016, October). Automated characterization of arrhythmias using nonlinear features from tachycardia ECG beats. *2016 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. <https://doi.org/10.1109/SMC.2016.7844294>
- Acharya, U. R., Oh, S. L., Hagiwara, Y., Tan, J. H., Adam, M., Gertych, A., & Tan, R. S. (2017). A deep convolutional neural network model to classify heartbeats. *Computers in Biology and Medicine*, 89. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2017.08.022>
- Addison, P. S. (2005). Wavelet transforms and the ECG: a review. *Physiological Measurement*, 26(5). <https://doi.org/10.1088/0967-3334/26/5/R01>
- Afonso, V. X., Tompkins, W. J., Nguyen, T. Q., & Shen Luo. (1999). ECG beat detection using filter banks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(2). <https://doi.org/10.1109/10.740882>
- Alcaraz, R., Hornero, F., & Rieta, J. J. (2013). Dynamic time warping applied to estimate atrial fibrillation temporal organization from the surface electrocardiogram. *Medical Engineering & Physics*, 35(9). <https://doi.org/10.1016/j.medengphy.2013.03.004>
- Alcaraz, R., Sandberg, F., Sörnmo, L., & Rieta, J. J. (2011). Classification of Paroxysmal and Persistent Atrial Fibrillation in Ambulatory ECG Recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(5). <https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2112658>
- AlGhatrif, M., & Lindsay, J. (2012). A brief review: history to understand fundamentals of electrocardiography. *Journal of Community Hospital Internal Medicine Perspectives*, 2(1). <https://doi.org/10.3402/jchimp.v2i1.14383>
- Alickovic, E., & Subasi, A. (2015). Effect of Multiscale PCA De-noising in ECG Beat Classification for Diagnosis of Cardiovascular Diseases. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 34(2). <https://doi.org/10.1007/s00034-014-9864-8>
- Aljuaid, M., Marashly, Q., AlDanaf, J., Tawhari, I., Barakat, M., Barakat, R., Zobell, B., Cho, W., Chelu, M. G., & Marrouche, N. F. (2020). Smartphone ECG Monitoring System Helps

- Lower Emergency Room and Clinic Visits in Post–Atrial Fibrillation Ablation Patients. *Clinical Medicine Insights: Cardiology*, 14. <https://doi.org/10.1177/1179546820901508>
- An, X., & K. Stylios, G. (2020). Comparison of Motion Artefact Reduction Methods and the Implementation of Adaptive Motion Artefact Reduction in Wearable Electrocardiogram Monitoring. *Sensors*, 20(5). <https://doi.org/10.3390/s20051468>
- Andersen, R. S., Peimankar, A., & Puthusserypady, S. (2019). A deep learning approach for real-time detection of atrial fibrillation. *Expert Systems with Applications*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.08.011>
- Android. (2021, May 19). *Bluetooth overview*. <https://developer.android.com/guide/topics/connectivity/bluetooth>
- Antzelevitch, C., & Burashnikov, A. (2011). Overview of Basic Mechanisms of Cardiac Arrhythmia. *Cardiac Electrophysiology Clinics*, 3(1), 23–45. <https://doi.org/10.1016/J.CCEP.2010.10.012>
- Arafat, Md. A., & Hasan, Md. K. (2009, April). Automatic detection of ECG wave boundaries using empirical mode decomposition. *2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2009.4959620>
- Ardhapurkar, S., Manthalkar, R., & Gajre, S. (2012). ECG Denoising by Modeling Wavelet Sub-Band Coefficients using Kernel Density Estimation. *Journal of Information Processing Systems*, 8(4). <https://doi.org/10.3745/JIPS.2012.8.4.669>
- Banerjee, S., & Mitra, M. (2014). Application of Cross Wavelet Transform for ECG Pattern Analysis and Classification. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 63(2). <https://doi.org/10.1109/TIM.2013.2279001>
- Benitez, D., Gaydecki, P. A., Zaidi, A., & Fitzpatrick, A. P. (2001). The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. *Computers in Biology and Medicine*, 31(5). [https://doi.org/10.1016/S0010-4825\(01\)00009-9](https://doi.org/10.1016/S0010-4825(01)00009-9)
- Benitez, D. S., Gaydecki, P. A., Zaidi, A., & Fitzpatrick, A. P. (2020). A new QRS detection algorithm based on the Hilbert transform. *Computers in Cardiology 2000. Vol.27 (Cat. 00CH37163)*. <https://doi.org/10.1109/CIC.2000.898536>
- Berwal, D., C.R., V., Dewan, S., C.V., J., & Baghini, M. S. (2019). Motion Artifact Removal in Ambulatory ECG Signal for Heart Rate Variability Analysis. *IEEE Sensors Journal*, 19(24). <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2939391>
- BITalino. (2021). *Custom software*. <https://bitalino.com/downloads/apis>

- Borghi, P. H., Teixeira, J. P., & Borges, R. C. (2020a). *Classificação de Episódios de Fibrilação Atrial por Análise do ECG com Redes Neurais Artificiais MLP e LSTM*. Tese de Mestrado em Engenharia Industrial no Instituto Politécnico de Bragança
- Borghi, P. H., Teixeira, J. P., & Borges, R. C. (2020b). Atrial fibrillation classification based on MLP networks by extracting Jitter and Shimmer parameters. *Procedia Computer Science – Elsevier*, 181 (2021), pp. 931-939. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.249>.
- Bouaziz, F., Boutana, D., & Benidir, M. (2014). Multiresolution wavelet-based QRS complex detection algorithm suited to several abnormal morphologies. *IET Signal Processing*, 8(7). <https://doi.org/10.1049/iet-spr.2013.0391>
- Brucal, S. G. E., Clamor, G. K. D., Pasiliao, L. A. O., Soriano, J. P. F., & Varilla, L. P. M. (2016, August). Portable electrocardiogram device using Android smartphone. *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7590751>
- Castells, F., Laguna, P., Sörnmo, L., Bollmann, A., & Roig, J. M. (2007). Principal Component Analysis in ECG Signal Processing. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2007(1). <https://doi.org/10.1155/2007/74580>
- Celler, B., & de Chazal, P. (1997). Selection of parameters from power spectral density, wavelet transforms and other methods for the automated interpretation of the ECG. *Proceedings of 13th International Conference on Digital Signal Processing*. <https://doi.org/10.1109/ICDSP.1997.627970>
- Ceylan, R., & Özbay, Y. (2007). Comparison of FCM, PCA and WT techniques for classification ECG arrhythmias using artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 33(2). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.05.014>
- Chan, N., & Choy, C. (2017). Screening for atrial fibrillation in 13 122 Hong Kong citizens with smartphone electrocardiogram. *Heart*, 103(1). <https://doi.org/10.1136/heartjnl-2016-309993>
- Chauhan, S., Vig, L., & Ahmad, S. (2019). ECG anomaly class identification using LSTM and error profile modeling. *Computers in Biology and Medicine*, 109. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2019.04.009>
- Chi, Y. M., Jung, T.-P., & Cauwenberghs, G. (2010). Dry-Contact and Noncontact Biopotential Electrodes: Methodological Review. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 3. <https://doi.org/10.1109/RBME.2010.2084078>

- Chi, Y. M., Ng, P., Kang, E., Kang, J., Fang, J., & Cauwenberghs, G. (2010). Wireless non-contact cardiac and neural monitoring. *Wireless Health 2010 on - WH '10*. <https://doi.org/10.1145/1921081.1921085>
- Chua, T. W., & Tan, W. W. (2011). Non-singleton genetic fuzzy logic system for arrhythmias classification. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24(2). <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.10.003>
- Chugh, S. S., Havmoeller, R., Narayanan, K., Singh, D., Rienstra, M., Benjamin, E. J., Gillum, R. F., Kim, Y.-H., McAnulty, J. H., Zheng, Z.-J., Forouzanfar, M. H., Naghavi, M., Mensah, G. A., Ezzati, M., & Murray, C. J. L. (2014). Worldwide Epidemiology of Atrial Fibrillation. *Circulation*, 129(8). <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.113.005119>
- Cosoli, G., Spinsante, S., Scardulla, F., D'Acquisto, L., & Scalise, L. (2021). Wireless ECG and cardiac monitoring systems: State of the art, available commercial devices and useful electronic components. *Measurement*, 177. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2021.109243>
- da Silva, H. P., Carreiras, C., Lourenço, A., Fred, A., das Neves, R. C., & Ferreira, R. (2015). Off-the-person electrocardiography: performance assessment and clinical correlation. *Health and Technology*, 4(4). <https://doi.org/10.1007/s12553-015-0098-y>
- Dang, H., Sun, M., Zhang, G., Qi, X., Zhou, X., & Chang, Q. (2019). A Novel Deep Arrhythmia-Diagnosis Network for Atrial Fibrillation Classification Using Electrocardiogram Signals. *IEEE Access*, 7. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2918792>
- Daskalov, I. K., & Christov, I. I. (1999). Electrocardiogram signal preprocessing for automatic detection of QRS boundaries. *Medical Engineering & Physics*, 21(1). [https://doi.org/10.1016/S1350-4533\(99\)00016-8](https://doi.org/10.1016/S1350-4533(99)00016-8)
- deChazal, P., O'Dwyer, M., & Reilly, R. B. (2004). Automatic Classification of Heartbeats Using ECG Morphology and Heartbeat Interval Features. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(7). <https://doi.org/10.1109/TBME.2004.827359>
- DESAI, U., MARTIS, R. J., ACHARYA, U. R., NAYAK, C. G., SESHIKALA, G., & SHETTY K, R. (2016). DIAGNOSIS OF MULTICLASS TACHYCARDIA BEATS USING RECURRENCE QUANTIFICATION ANALYSIS AND ENSEMBLE CLASSIFIERS. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 16(01). <https://doi.org/10.1142/S0219519416400054>

- do Vale Madeiro, J. P., Cortez, P. C., da Silva Monteiro Filho, J. M., & Rodrigues, P. R. F. (2019). Chapter 3 - Techniques for Noise Suppression for ECG Signal Processing. In J. P. do Vale Madeiro, P. C. Cortez, J. M. da Silva Monteiro Filho, & A. R. A. Brayner (Eds.), *Developments and Applications for ECG Signal Processing* (pp. 53–87). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814035-2.00009-8>
- do Vale Madeiro, J. P., Cortez, P. C., Salinet, J. L., Pedrosa, R. C., da Silva Monteiro Filho, J. M., & Brayner, A. R. A. (2019). Chapter 1 - Classical and Modern Features for Interpretation of ECG Signal. In J. P. do Vale Madeiro, P. C. Cortez, J. M. da Silva Monteiro Filho, & A. R. A. Brayner (Eds.), *Developments and Applications for ECG Signal Processing* (pp. 1–28). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814035-2.00007-4>
- do Vale Madeiro, J. P., da Silva Monteiro Filho, J. M., & Rodrigues, P. R. F. (2019). Chapter 4 - Techniques for QRS Complex Detection. In J. P. do Vale Madeiro, P. C. Cortez, J. M. da Silva Monteiro Filho, & A. R. A. Brayner (Eds.), *Developments and Applications for ECG Signal Processing* (pp. 89–118). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814035-2.00010-4>
- Dokur, Z., & Ölmez, T. (2001). ECG beat classification by a novel hybrid neural network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 66(2–3). [https://doi.org/10.1016/S0169-2607\(00\)00133-4](https://doi.org/10.1016/S0169-2607(00)00133-4)
- Doquire, G., de Lannoy, G., François, D., & Verleysen, M. (2011). Feature Selection for Interpatient Supervised Heart Beat Classification. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2011. <https://doi.org/10.1155/2011/643816>
- Drew, B. J., Califf, R. M., Funk, M., Kaufman, E. S., Krucoff, M. W., Laks, M. M., Macfarlane, P. W., Sommargin, C., Swiryn, S., & van Hare, G. F. (2004). Practice Standards for Electrocardiographic Monitoring in Hospital Settings. *Circulation*, 110(17). <https://doi.org/10.1161/01.CIR.0000145144.56673.59>
- Dulli, D. A., Stanko, H., & Levine, R. L. (2003). Atrial Fibrillation Is Associated with Severe Acute Ischemic Stroke. *Neuroepidemiology*, 22(2). <https://doi.org/10.1159/000068743>
- Dupre Anthony and Vincent, S. and I. P. A. (2005). Basic ECG Theory, Recordings, and Interpretation. In P. A. Iaizzo (Ed.), *Handbook of Cardiac Anatomy, Physiology, and Devices* (pp. 191–201). Humana Press. https://doi.org/10.1007/978-1-59259-835-9_15
- Einthoven, W., Fahr, G., & de Waart, A. (1950). 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*, 40(2).
[https://doi.org/10.1016/0002-8703\(50\)90165-7](https://doi.org/10.1016/0002-8703(50)90165-7)
- Elgendi, M., Eskofier, B., Dokos, S., & Abbott, D. (2014). Revisiting QRS Detection Methodologies for Portable, Wearable, Battery-Operated, and Wireless ECG Systems. *PLoS ONE*, 9(1). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0084018>
- Evans, G. F., Shirk, A., Muturi, P., & Soliman, E. Z. (2017). Feasibility of Using Mobile ECG Recording Technology to Detect Atrial Fibrillation in Low-Resource Settings. *Global Heart*, 12(4). <https://doi.org/10.1016/j.gheart.2016.12.003>
- Faust, O., Hagiwara, Y., Hong, T. J., Lih, O. S., & Acharya, U. R. (2018). Deep learning for healthcare applications based on physiological signals: A review. In *Computer Methods and Programs in Biomedicine* (Vol. 161, pp. 1–13). <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.04.005>
- Ferrara, E. R., & Widrow, B. (1982). Fetal Electrocardiogram Enhancement by Time-Sequenced Adaptive Filtering. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-29(6). <https://doi.org/10.1109/TBME.1982.324973>
- Friesen, G. M., Jannett, T. C., Jadallah, M. A., Yates, S. L., Quint, S. R., & Nagle, H. T. (1990). A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 37(1). <https://doi.org/10.1109/10.43620>
- Fuster, V., Rydén, L. E., Cannom, D. S., Crijns, H. J., Curtis, A. B., Ellenbogen, K. A., Halperin, J. L., le Heuzey, J. Y., Kay, G. N., Lowe, J. E., Olsson, S. B., Prystowsky, E. N., Tamargo, J. L., Wann, S., Smith, S. C., Jacobs, A. K., Adams, C. D., Anderson, J. L., Antman, E. M., ... Zamorano, J. L. (2006). ACC/AHA/ESC 2006 guidelines for the management of patients with atrial fibrillation: A report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on practice guidelines and the European Society of Cardiology Committee for practice. In *Circulation* (Vol. 114, Issue 7, pp. 257–354). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.106.177292>
- Garabelli, P., Stavrakis, S., & Po, S. (2017). Smartphone-based arrhythmia monitoring. *Current Opinion in Cardiology*, 32(1). <https://doi.org/10.1097/HCO.0000000000000350>
- Güler, İ., & Übeyli, E. D. (2005). ECG beat classifier designed by combined neural network model. *Pattern Recognition*, 38(2). <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2004.06.009>
- Hagiwara, Y., Fujita, H., Oh, S. L., Tan, J. H., Tan, R. S., Ciaccio, E. J., & Acharya, U. R. (2018). Computer-aided diagnosis of atrial fibrillation based on ECG Signals: A review. *Information Sciences*, 467. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2018.07.063>

- Hashim, F. R., Petropoulakis, L., Soraghan, J., & Safie, S. I. (2012, December). Wavelet based motion artifact removal for ECG signals. *2012 IEEE-EMBS Conference on Biomedical Engineering and Sciences*. <https://doi.org/10.1109/IECBES.2012.6498019>
- Hindricks, G., Potpara, T., Dagres, N., Arbelo, E., Bax, J. J., Blomström-Lundqvist, C., Boriani, G., Castella, M., Dan, G.-A., Dilaveris, P. E., Fauchier, L., Filippatos, G., Kalman, J. M., la Meir, M., Lane, D. A., Lebeau, J.-P., Lettino, M., Lip, G. Y. H., Pinto, F. J., ... Watkins, C. L. (2021). 2020 ESC Guidelines for the diagnosis and management of atrial fibrillation developed in collaboration with the European Association for Cardio-Thoracic Surgery (EACTS). *European Heart Journal*, *42*(5). <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaa612>
- Hotradat, M., Balasundaram, K., Masse, S., Nair, K., Nanthakumar, K., & Umapathy, K. (2019). Empirical mode decomposition based ECG features in classifying and tracking ventricular arrhythmias. *Computers in Biology and Medicine*, *112*. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2019.103379>
- Ji, T. Y., & Wu, Q. H. (2013). Broadband noise suppression and feature identification of ECG waveforms using mathematical morphology and embedding theorem. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *112*(3). <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2013.08.006>
- Jinseok Lee, Yunyoung Nam, McManus, D. D., & Chon, K. H. (2013). Time-Varying Coherence Function for Atrial Fibrillation Detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, *60*(10). <https://doi.org/10.1109/TBME.2013.2264721>
- Jørgensen, H. S., Nakayama, H., Reith, J., Raaschou, H. O., & Olsen, T. S. (1996). Acute Stroke With Atrial Fibrillation: The Copenhagen Stroke Study. *Stroke*, *27*(10). <https://doi.org/10.1161/01.STR.27.10.1765>
- Kaplan Berkaya, S., Uysal, A. K., Sora Gunal, E., Ergin, S., Gunal, S., & Gulmezoglu, M. B. (2018). A survey on ECG analysis. In *Biomedical Signal Processing and Control* (Vol. 43, pp. 216–235). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.03.003>
- Karunadas, C. P., & Mathew, C. (2020). Comparison of arrhythmia detection by conventional Holter and a novel ambulatory ECG system using patch and Android App, over 24 h period. *Indian Pacing and Electrophysiology Journal*, *20*(2). <https://doi.org/10.1016/j.ipej.2019.12.013>
- Kaur, A., Agarwal, A., Agarwal, R., & Kumar, S. (2019). A Novel Approach to ECG R-Peak Detection. *Arabian Journal for Science and Engineering*, *44*(8). <https://doi.org/10.1007/s13369-018-3557-8>

- Khorrami, H., & Moavenian, M. (2010). A comparative study of DWT, CWT and DCT transformations in ECG arrhythmias classification. *Expert Systems with Applications*, 37(8). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.02.033>
- Kligfield, P., Gettes, L. S., Bailey, J. J., Childers, R., Deal, B. J., Hancock, E. W., van Herpen, G., Kors, J. A., Macfarlane, P., Mirvis, D. M., Pahlm, O., Rautaharju, P., & Wagner, G. S. (2007). Recommendations for the Standardization and Interpretation of the Electrocardiogram. *Circulation*, 115(10). <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.106.180200>
- Korürek, M., & Doğan, B. (2010). ECG beat classification using particle swarm optimization and radial basis function neural network. *Expert Systems with Applications*, 37(12). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.04.087>
- Krijthe, B. P., Kunst, A., Benjamin, E. J., Lip, G. Y. H., Franco, O. H., Hofman, A., Witteman, J. C. M., Stricker, B. H., & Heeringa, J. (2013). Projections on the number of individuals with atrial fibrillation in the European Union, from 2000 to 2060. *European Heart Journal*, 34(35). <https://doi.org/10.1093/eurheartj/eh280>
- Kumar, R. G., & Kumaraswamy, Y. S. (2013, February). Investigation and classification of ECG beat using Input Output Additional Weighted Feed Forward Neural Network. *2013 International Conference on Signal Processing , Image Processing & Pattern Recognition*. <https://doi.org/10.1109/ICSIIPR.2013.6497988>
- Kutlu, Y., & Kuntalp, D. (2012). Feature extraction for ECG heartbeats using higher order statistics of WPD coefficients. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 105(3). <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2011.10.002>
- Laguna, P., Jané, R., & Caminal, P. (1994). Automatic Detection of Wave Boundaries in Multilead ECG Signals: Validation with the CSE Database. *Computers and Biomedical Research*, 27(1). <https://doi.org/10.1006/cbmr.1994.1006>
- Lazaretti, G. S., Kuhn, E. V e Teixeira, J. P. R. (29 de outubro 2021). Códigos referentes a implementação proposta e video ilustrativo [Online]. Disponível em: http://lapse.td.utfpr.edu.br/downloads/TCC_Lazaretti_2021.zip
- Lin, H.-J., Wolf, P. A., Kelly-Hayes, M., Beiser, A. S., Kase, C. S., Benjamin, E. J., & D'Agostino, R. B. (1996). Stroke Severity in Atrial Fibrillation. *Stroke*, 27(10). <https://doi.org/10.1161/01.STR.27.10.1760>

- Lin, H.-Y., Liang, S.-Y., Ho, Y.-L., Lin, Y.-H., & Ma, H.-P. (2014). Discrete-wavelet-transform-based noise removal and feature extraction for ECG signals. *IRBM*, 35(6). <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2014.10.004>
- Liu, Y., & Pecht, M. G. (2006, August). Reduction of Skin Stretch Induced Motion Artifacts in Electrocardiogram Monitoring Using Adaptive Filtering. *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2006.260006>
- Llamedo, M., & Martínez, J. P. (2011). Heartbeat Classification Using Feature Selection Driven by Database Generalization Criteria. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(3). <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2068048>
- Luz, E. J. da S., Schwartz, W. R., Cámara-Chávez, G., & Menotti, D. (2016). ECG-based heartbeat classification for arrhythmia detection: A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 127. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2015.12.008>
- Lynn, H. M., Pan, S. B., & Kim, P. (2019). A Deep Bidirectional GRU Network Model for Biometric Electrocardiogram Classification Based on Recurrent Neural Networks. *IEEE Access*, 7. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2939947>
- Manikandan, M. S., & Soman, K. P. (2012). A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7(2). <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2011.03.004>
- Mar, T., Zauneder, S., Martínez, J. P., Llamedo, M., & Poll, R. (2011). Optimization of ECG Classification by Means of Feature Selection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(8). <https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2113395>
- Marini, C., De Santis, F., Sacco, S., Russo, T., Olivieri, L., Totaro, R., & Carolei, A. (2005). Contribution of Atrial Fibrillation to Incidence and Outcome of Ischemic Stroke. *Stroke*, 36(6). <https://doi.org/10.1161/01.STR.0000166053.83476.4a>
- Martinez, J. P., Almeida, R., Olmos, S., Rocha, A. P., & Laguna, P. (2004). A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(4). <https://doi.org/10.1109/TBME.2003.821031>
- Martis, R. J., Acharya, U. R., Prasad, H., Chua, C. K., Lim, C. M., & Suri, J. S. (2013). Application of higher order statistics for atrial arrhythmia classification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 8(6). <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2013.08.008>

- Merone, M., Soda, P., Sansone, M., & Sansone, C. (2017). ECG databases for biometric systems: A systematic review. *Expert Systems with Applications*, 67. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.09.030>
- Minami, K., Nakajima, H., & Toyoshima, T. (1999). Real-time discrimination of ventricular tachyarrhythmia with Fourier-transform neural network. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 46(2). <https://doi.org/10.1109/10.740880>
- Mithun, P., Pandey, P. C., Sebastian, T., Mishra, P., & Pandey, V. K. (2011, August). A wavelet based technique for suppression of EMG noise and motion artifact in ambulatory ECG. *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091791>
- Mittal, S., Movsowitz, C., & Steinberg, J. S. (2011). Ambulatory External Electrocardiographic Monitoring. *Journal of the American College of Cardiology*, 58(17). <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2011.07.026>
- Miyasaka, Y., Barnes, M. E., Bailey, K. R., Cha, S. S., Gersh, B. J., Seward, J. B., & Tsang, T. S. M. (2007). Mortality Trends in Patients Diagnosed With First Atrial Fibrillation. *Journal of the American College of Cardiology*, 49(9). <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2006.10.062>
- Nagai, S., Anzai, D., & Wang, J. (2017). Motion artefact removals for wearable ECG using stationary wavelet transform. *Healthcare Technology Letters*, 4(4). <https://doi.org/10.1049/htl.2016.0100>
- Oh, S. L., Ng, E. Y. K., Tan, R. S., & Acharya, U. R. (2019). Automated beat-wise arrhythmia diagnosis using modified U-net on extended electrocardiographic recordings with heterogeneous arrhythmia types. *Computers in Biology and Medicine*, 105. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2018.12.012>
- Oresko, J. J., Zhanpeng Jin, Jun Cheng, Shimeng Huang, Yuwen Sun, Duschl, H., & Cheng, A. C. (2010). A Wearable Smartphone-Based Platform for Real-Time Cardiovascular Disease Detection Via Electrocardiogram Processing. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 14(3). <https://doi.org/10.1109/TITB.2010.2047865>
- Ott, A., Breteler, M. M. B., de Bruyne, M. C., van Harskamp, F., Grobbee, D. E., & Hofman, A. (1997). Atrial Fibrillation and Dementia in a Population-Based Study. The Rotterdam Study. *Stroke*, 28(2). <https://doi.org/10.1161/01.STR.28.2.316>

- Özbay, Y. (2009). A New Approach to Detection of ECG Arrhythmias: Complex Discrete Wavelet Transform Based Complex Valued Artificial Neural Network. *Journal of Medical Systems*, 33(6). <https://doi.org/10.1007/s10916-008-9205-1>
- Pan, J., & Tompkins, W. J. (1985). A Real-Time QRS Detection Algorithm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-32(3). <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>
- Qiao Li, Rajagopalan, C., & Clifford, G. D. (2014). Ventricular Fibrillation and Tachycardia Classification Using a Machine Learning Approach. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 61(6). <https://doi.org/10.1109/TBME.2013.2275000>
- Rahman, M. Z. U., Shaik, R. A., & Rama Koti Reddy, D. V. (2011). Efficient sign based normalized adaptive filtering techniques for cancelation of artifacts in ECG signals: Application to wireless biotelemetry. *Signal Processing*, 91(2). <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2010.07.002>
- Rodrigues, P. R. F., da Silva Monteiro Filho, J. M., & do Vale Madeiro, J. P. (2019). Chapter 7 - The Issue of Automatic Classification of Heartbeats. In J. P. do Vale Madeiro, P. C. Cortez, J. M. da Silva Monteiro Filho, & A. R. A. Brayner (Eds.), *Developments and Applications for ECG Signal Processing* (pp. 169–193). Academic Press. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814035-2.00013-X>
- Rodríguez-Sotelo, J. L., Cuesta-Frau, D., & Castellanos-Dominguez, G. (2009). Unsupervised classification of atrial heartbeats using a prematurity index and wave morphology features. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 47(7). <https://doi.org/10.1007/s11517-009-0435-2>
- Roth, G. A., Mensah, G. A., Johnson, C. O., Addolorato, G., Ammirati, E., Baddour, L. M., Barengo, N. C., Beaton, A., Benjamin, E. J., Benziger, C. P., Bonny, A., Brauer, M., Brodmann, M., Cahill, T. J., Carapetis, J. R., Catapano, A. L., Chugh, S., Cooper, L. T., Coresh, J., ... Fuster, V. (2020). Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk Factors, 1990–2019: Update From the GBD 2019 Study. *Journal of the American College of Cardiology*, 76(25), 2982–3021. <https://doi.org/10.1016/J.JACC.2020.11.010>
- Saadatnejad, S., Oveisi, M., & Hashemi, M. (2020). LSTM-Based ECG Classification for Continuous Monitoring on Personal Wearable Devices. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 24(2). <https://doi.org/10.1109/JBHI.2019.2911367>
- Salim S. Virani, Alvaro Alonso, Hugo J Aparicio, Emelia J Benjamin, & Marcio S Bittencourt. (2021). Heart Disease and Stroke Statistics-2021 Update A Report from the American

- Heart Association. In *Circulation* (pp. E254–E743). Lippincott Williams and Wilkins. <https://doi.org/10.1161/CIR.0000000000000950>
- Sarfraz, M., Khan, A. A., & Li, F. F. (2014, November). Using independent component analysis to obtain feature space for reliable ECG Arrhythmia classification. *2014 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*. <https://doi.org/10.1109/BIBM.2014.6999249>
- Satija, U., Ramkumar, B., & Manikandan, M. S. (2018). A Review of Signal Processing Techniques for Electrocardiogram Signal Quality Assessment. *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, *11*. <https://doi.org/10.1109/RBME.2018.2810957>
- Sayadi, O., & Shamsollahi, M. B. (2007). Multiadaptive Bionic Wavelet Transform: Application to ECG Denoising and Baseline Wandering Reduction. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, *2007*(1). <https://doi.org/10.1155/2007/41274>
- Shufni, S. A., & Mashor, Mohd. Y. (2015, March). ECG signals classification based on discrete wavelet transform, time domain and frequency domain features. *2015 2nd International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE)*. <https://doi.org/10.1109/ICoBE.2015.7235914>
- Statista. (2021). *Number of Smartphone Users from 2016 to 2021*. <https://www.statista.com/statistics/330695/number-of-smartphone-users-worldwide/>
- Stewart, S., Hart, C. L., Hole, D. J., & McMurray, J. J. V. (2002). A population-based study of the long-term risks associated with atrial fibrillation: 20-year follow-up of the Renfrew/Paisley study. *The American Journal of Medicine*, *113*(5). [https://doi.org/10.1016/S0002-9343\(02\)01236-6](https://doi.org/10.1016/S0002-9343(02)01236-6)
- Szilagyi, L. (1999). Wavelet-transform-based QRS complex detection in on-line Holter systems. *Proceedings of the First Joint BMES/EMBS Conference. 1999 IEEE Engineering in Medicine and Biology 21st Annual Conference and the 1999 Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society (Cat. No.99CH37015)*. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.1999.802340>
- T. Hickey, K., B. Biviano, A., Garan, H., Sciacca, R. R., Riga, T., Warren, K., Frulla, A. P., Hauser, N. R., Wang, D. Y., & Whang, W. (2017). Evaluating the Utility of mHealth ECG Heart Monitoring for the Detection and Management of Atrial Fibrillation in Clinical Practice. *Journal of Atrial Fibrillation*, *9*(5). <https://doi.org/10.4022/jafib.1546>

- Tantawi, M. M., Revett, K., Salem, A., & Tolba, M. F. (2013). Fiducial feature reduction analysis for electrocardiogram (ECG) based biometric recognition. *Journal of Intelligent Information Systems*, 40(1). <https://doi.org/10.1007/s10844-012-0214-7>
- Tarakji, K. G., Wazni, O. M., Callahan, T., Kanj, M., Hakim, A. H., Wolski, K., Wilkoff, B. L., Saliba, W., & Lindsay, B. D. (2015). Using a novel wireless system for monitoring patients after the atrial fibrillation ablation procedure: The iTransmit study. *Heart Rhythm*, 12(3). <https://doi.org/10.1016/j.hrthm.2014.11.015>
- Teixeira, J. P., & Lopes, V. (2011a). *Electrocardiogram Events Detection*. In: Cruz-Cunha M.M., Varajão J., Powell P., Martinho R. (eds) ENTERprise Information Systems. CENTERIS 2011. Communications in Computer and Information Science, vol 221. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24352-3_33
- Teixeira, J. P., & Lopes, V. (2011b). Help System for Medical Diagnosis of the Electrocardiogram. *1st International Conference on Serious Games and Applications for Health*, 95–102.
- Thakor, N. V., & Zhu, Y.-S. (1991a). Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 38(8). <https://doi.org/10.1109/10.83591>
- Thakor, N. V., & Zhu, Y.-S. (1991b). Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 38(8). <https://doi.org/10.1109/10.83591>
- Thomas, M., Das, M. K., & Ari, S. (2015). Automatic ECG arrhythmia classification using dual tree complex wavelet based features. *AEU - International Journal of Electronics and Communications*, 69(4). <https://doi.org/10.1016/j.aeue.2014.12.013>
- Tsamis, G., Grammatikakis, M. D., Papagrorgiou, A., Petrakis, P., Piperaki, V., Mouzakitis, A., & Coppola, M. (2017, June). Soft real-time smartphone ECG processing. *2017 12th IEEE International Symposium on Industrial Embedded Systems (SIES)*. <https://doi.org/10.1109/SIES.2017.7993395>
- Turner, J., Zellner, C., Khan, T., & Yelamarthi, K. (2017, May). Continuous heart rate monitoring using smartphone. *2017 IEEE International Conference on Electro Information Technology (EIT)*. <https://doi.org/10.1109/EIT.2017.8053379>
- Übeyli, E. D. (2009). Statistics over features of ECG signals. *Expert Systems with Applications*, 36(5). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.11.015>

- Varella, F. A., de Lima, G. L., Iochpe, C., & Roesler, V. (2011, June). A method for the automatic classification of ECG beat on mobile phones. *2011 24th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*. <https://doi.org/10.1109/CBMS.2011.5999107>
- Vullings, R., de Vries, B., & Bergmans, J. W. M. (2011). An Adaptive Kalman Filter for ECG Signal Enhancement. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(4). <https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2099229>
- Wang, T. J., Larson, M. G., Levy, D., Vasani, R. S., Leip, E. P., Wolf, P. A., D'Agostino, R. B., Murabito, J. M., Kannel, W. B., & Benjamin, E. J. (2003). Temporal Relations of Atrial Fibrillation and Congestive Heart Failure and Their Joint Influence on Mortality. *Circulation*, 107(23). <https://doi.org/10.1161/01.CIR.0000072767.89944.6E>
- Wolf, P. A., Abbott, R. D., & Kannel, W. B. (1991). Atrial fibrillation as an independent risk factor for stroke: the Framingham Study. *Stroke*, 22(8). <https://doi.org/10.1161/01.STR.22.8.983>
- Wolf, P. A., Mitchell, J. B., Baker, C. S., Kannel, W. B., & D'Agostino, R. B. (1998). Impact of Atrial Fibrillation on Mortality, Stroke, and Medical Costs. *Archives of Internal Medicine*, 158(3). <https://doi.org/10.1001/archinte.158.3.229>
- World Health Organization. (2021, June 11). *Cardiovascular diseases (CVDs)*. [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds))
- WU, Z., & HUANG, N. E. (2009). ENSEMBLE EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION: A NOISE-ASSISTED DATA ANALYSIS METHOD. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 01(01). <https://doi.org/10.1142/S1793536909000047>
- Xing, H., & Huang, M. (2008, May). A New QRS Detection Algorithm Based on Empirical Mode Decomposition. *2008 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. <https://doi.org/10.1109/ICBBE.2008.169>
- Yelderian, M., Widrow, B., Cioffi, J. M., Hesler, E., & Leddy, J. A. (1983). ECG Enhancement by Adaptive Cancellation of Electrosurgical Interference. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, BME-30(7). <https://doi.org/10.1109/TBME.1983.325039>
- Yildirim, Ö. (2018). A novel wavelet sequence based on deep bidirectional LSTM network model for ECG signal classification. *Computers in Biology and Medicine*, 96. <https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2018.03.016>

- YU, S., & CHOU, K. (2008). Integration of independent component analysis and neural networks for ECG beat classification. *Expert Systems with Applications*, 34(4). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.05.006>
- Yu, S.-N., & Chen, Y.-H. (2007). Electrocardiogram beat classification based on wavelet transformation and probabilistic neural network. *Pattern Recognition Letters*, 28(10). <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2007.01.017>
- Yu, S.-N., & Chou, K.-T. (2009). Selection of significant independent components for ECG beat classification. *Expert Systems with Applications*, 36(2). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2007.12.016>
- Zhang, C., Wang, G., Zhao, J., Gao, P., Lin, J., & Yang, H. (2017). Patient-Specific ECG Classification Based on Recurrent Neural Networks and Clustering Technique. *Biomedical Engineering*. <https://doi.org/10.2316/P.2017.852-029>
- Zhang, Z., Dong, J., Luo, X., Choi, K.-S., & Wu, X. (2014). Heartbeat classification using disease-specific feature selection. *Computers in Biology and Medicine*, 46. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2013.11.019>