

Universidade Federal do Maranhão
Centro de Ciências Exatas e Tecnologia
Programa de Pós Graduação em Engenharia de Eletricidade

CLASSIFICAÇÃO DE ARRITMIAS UTILIZANDO VARIAÇÕES DE
TENSÃO DO ELECTROCARDIOGRAMA

Jonathan Araujo Queiroz

São Luís
2018

Universidade Federal do Maranhão
Centro de Ciências Exatas e Tecnologia
Programa de Pós Graduação em Engenharia de Eletricidade

Jonathan Araujo Queiroz

CLASSIFICAÇÃO DE ARRITMIAS UTILIZANDO VARIAÇÕES DE TENSÃO DO ELECTROCARDIOGRAMA

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia de Eletricidade da Universidade
Federal do Maranhão para obtenção parcial do título
de Doutor em Engenharia de Eletricidade

Orientador: Ph.D. Allan Kardec Duailibe Barros
Filho

Durante o desenvolvimento deste trabalho o autor recebeu auxílio financeiro da Fundação de
Amparo à Pesquisa e ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico do Maranhão - FAPEMA

São Luís
2018

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Núcleo Integrado de Bibliotecas/UFMA

Araujo Queiroz, Jonathan.

Classificação de Arritmias Utilizando Variações de
Tensão do Electrocardiograma / Jonathan Araujo Queiroz. -
2018.

68 f.

Orientador(a): Allan Kardec Duailibe Barros Filho.
Tese (Doutorado) - Programa de Pós-graduação em
Engenharia de Eletricidade/ccet, Universidade Federal do
Maranhão, São Luís, 2018.

1. Ciclo cardíaco. 2. Estatística de alta ordem. 3.
Intervalo R-R. 4. Morfologia do ECG. I. Duailibe Barros
Filho, Allan Kardec. II. Título.

CLASSIFICAÇÃO DE ARRITMIAS UTILIZANDO VARIAÇÕES DE TENSÃO DO ELECTROCARDIOGRAMA

Jonathan Araujo Queiroz

Tese aprovada em 10 de dezembro 2018

Prof. Allan Kardec Duailibe Barros Filho, Ph.D.
(Orientador)

Prof. Ewaldo Eder Carvalho Santana, Dr.
(Membro interno da banca Examinadora-UFMA)

Prof. Francisco das Chagas de Souza, Dr.
(Membro interno da banca Examinadora-UFMA)

Prof. Hani Camille Yehia, Dr.
(Membro externo da banca Examinadora-UFMG)

Prof. Antonio Oseas de Carvalho Filho, Dr.
(Membro externo da banca Examinadora-UFPI)

Prof. Sidarta Tollendal Gomes Ribeiro, Dr.
(Membro externo da banca Examinadora-UFRN)

Dedicatória

Dedico,

Em primeiro lugar dedico a Deus minha fortaleza, meu refúgio e proteção. A Ele que em seu imenso amor nos concedeu o dom de desvendar os segredos da vida.
Muito obrigado!!!

À Thaise de Cassia Muniz Queiroz minha auxiliadora, minha amada, minha esposa. À minha filha Maria Luisa fonte de motivação e inspiração. À minha mãe Maria Antônia Araujo, exemplo de força e perseverança, ao meu Pai Francisco de Assis Queiroz, exemplo de senso crítico e busca do conhecimento, à minha irmã Tatiane por suas palavras de incentivo, à minha irmã Sarah por sempre estar disposta a me ajudar, à minha irmã caçula Raissa por toda a sua preocupação e amor a mim dedicado, e por fim à minha sobrinha Geovana por sua doçura a toda minha família por fazerem parte desta conquista!.

Agradecimentos

Agradeço,

Ao professor Allan Kardec Duailibe Barros Filho, por tudo que pacientemente me ensinou, pelas riquíssimas contribuições a minha formação acadêmica. Gostaria de lhe agradecer também por dividir comigo e com meus colegas de laboratório um pouquinho do seu amplo conhecimento. Mais do que um agradecimento deixo minha admiração.

Aos professores Ewaldo Eder Carvalho Santana e João Viana da Fonseca Neto pela motivação e dedicação, fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho de pesquisa.

Ao Programa de Pós Graduação em Engenharia de Eletricidade e a Fundação de Amparo à Pesquisa e ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico do Maranhão pela estrutura que oferece aos estudantes e pesquisadores.

E aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a elaboração deste trabalho.

A todos meu sincero, Obrigado!

Quanto + estudo, - acredito em acasos.

Jonathan Araujo Queiroz

Resumo

Com base no eletrocardiograma (ECG), vários autores utilizam o intervalo $R-R$ para propor sistemas de suporte para o diagnóstico de arritmias. Entretanto, a análise do intervalo $R-R$ não mede alterações na amplitude das ondas e também não detecta a ausência da onda P causada por doenças nos átrios como a fibrilação atrial. Neste contexto, propusemos um método capaz de medir a amplitude das ondas de ECG, utilizando janelas deslizantes. Neste estudo, investigamos a variação da tensão ocorrida em cada ciclo cardíaco usando momentos estatísticos. Ao contrário do intervalo $R-R$, no qual cada ciclo cardíaco está associado a um único número real, o método proposto associa cada ciclo cardíaco a um conjunto de pontos, isto é, um vetor. Os ciclos cardíacos foram obtidos nos seguintes bancos de dados: Ritmo Sinusal Normal MIT-BIH, Fibrilação Atrial (FA) MIT-BIH e Arritmia MIT-BIH, e os classificadores utilizados para avaliar o método proposto foram análise discriminante linear, k -vizinhos mais próximos e máquina de vetores suporte. Os experimentos foram realizados utilizando 88% dos pacientes para treinamento (16 pacientes saudáveis, 41 pacientes com arritmia e 20 pacientes com FA) e 12% dos pacientes para o teste (2 pacientes saudáveis, 6 pacientes com arritmia e 3 pacientes com FA). O método de janelamento para o sinal de ECG foi eficiente em ciclos cardíacos saudáveis (100% de acurácia média) em todos os casos avaliados (ciclo cardíaco, onda S , complexo QRS , onda T , segmento PQ). Além disso, o método proposto mostrou-se eficiente na resolução de problemas gerais (acurácia de até 99,78% na classificação de arritmias) e específicos (acurácia de 100% na classificação de FA). Os resultados obtidos pelo método proposto podem ser utilizados para subsidiar a tomada de decisão na prática clínica e também detectar arritmias autonomamente sem a necessidade de laudo médico, como uma espécie de alerta automático e, assim, informar o paciente e a equipe de saúde sobre a anormalidade encontrada.

Palavras-chave: Ciclo cardíaco; Intervalo $R-R$; Morfologia do ECG; Estatística de alta ordem.

Abstract

Based on the electrocardiogram (ECG), several authors use the R - R interval, to propose support systems for the diagnosis of arrhythmias. However, R - R interval analysis does not measure alterations in the amplitude of waves, and also does not detect the absence of the P -wave caused by atrial fibrillation. In this context, we proposed a method capable of measuring the amplitude of ECG waves. In this study we proposed to investigate the voltage variation occurring at each heartbeat interval using statistical moments. Unlike the R - R interval in which each heartbeat is associated with a single real number, the proposed method associates each heartbeat to a set of points, that is, a vector. The heartbeats were obtained from the following databases: MIT-BIH Normal Sinus Rhythm, MIT-BIH Atrial Fibrillation (AF), and MIT-BIH Arrhythmia, and the classifiers used to evaluate the proposed method were linear discriminant analysis, k-nearest neighbors, and support vector machine. The experiments were conducted using 80% of the patients for training (16 healthy patients, 41 patients with arrhythmia and 20 patients with AF) and 20% of the patients for testing (2 healthy patients, 6 patients with arrhythmia and 3 patients with AF). ECG window is efficient in healthy heartbeat (100% average accuracy) in all evaluated cases (heartbeat, P -wave, QRS complex, T -wave, PQ segment). In addition, the proposed method proved to be efficient in solving General (accuracy is up to 99.78% in the arrhythmia classification) and specific (accuracy of 100% in the AF classification) heartbeat problems. The results obtained by the proposed method can be used to support decision-making in clinical practice and also detect arrhythmia autonomously without the need for a medical report, as a kind of automatic alert and thus inform the patient and the health team about the abnormality found.

Keywords: Heartbeat; R - R interval; Morphological information; Statistical moments; Atrial fibrillation.

Lista de Figuras

1.1	Eletrofisiologia do músculo cardíaco. As diferentes formas de onda para cada uma das células e a resposta resultante no eletrocardiograma (Figura adaptada de [11]).	3
2.1	Segmentação do sinal de ECG. a) Janelas do sinal ECG com base na morfologia do sinal e o intervalo $R-R$, sendo b_m a m -ésima amostra de B , P_P , P_R e P_T são os picos das ondas P , R e T , respectivamente. $L_s(P)$ e $L_i(P)$ são os limites de posição superior e inferior da onda P , respectivamente. $L_s(QRS)$ e $L_i(QRS)$ são os limites de posição superior e inferior do complexo QRS , respectivamente. $L_s(T)$ e $L_i(T)$ são os limites de posição superior e inferior da onda T , respectivamente. $L_s(X)$ e $L_i(X)$ são arbitrariamente atribuídos. b) Zoom da onda P . c) Zoom do segmento PQ . d) Zoom do complexo QRS . e) Zoom do segmento ST . f) Zoom da onda T . g) Zoom do intervalo $R-R$	11
3.1	Janelas no sinal de ECG utilizando a metodologia proposta . a) Ilustra a janela de ECG com o limite superior $L_S(B) = 80$ e o limite inferior $L_I(B) = 0$ para pacientes saudáveis. b) Ilustra a janela de ECG com o limite superior $L_S(B) = 80$ e limite inferior $L_I(B) = 0$ para pacientes com arritmia. c) Ilustra a janela de ECG para onda P com o limite superior $L_S(P) = 20$ e limite inferior $L_I(P) = 0$ para pacientes saudáveis. d) Ilustra a janela de ECG para onda P com o limite superior $L_S(P) = 20$ e limite inferior $L_I(P) = 0$ para pacientes com arritmia. e) Ilustra a janela de ECG para o complexo QRS com o limite superior $L_S(QRS) = 60$ e limite inferior $L_I(QRS) = 25$ para pacientes saudáveis. f) Ilustra a janela de ECG para o complexo QRS com o limite superior $L_S(QRS) = 60$ e limite inferior $L_I(QRS) = 25$ para pacientes com arritmia. g) Ilustra a janela de ECG para onda T com o limite superior $L_S(T) = 80$ e limite inferior $L_I(T) = 65$ para pacientes saudáveis. h) Ilustra a janela de ECG para onda T com o limite superior $L_S(T) = 80$ e limite inferior $L_I(T) = 65$ para pacientes com arritmia. i) Ilustra a janela de ECG para PQ segmento com o limite superior $L_S(PQ) = 25$ e limite inferior $L_I(PQ) = 20$ para pacientes saudáveis. j) Ilustra a janela de ECG para o segmento PQ com o limite superior $L_S(PQ) = 25$ e limite inferior $L_I(PQ) = 20$ para pacientes com arritmia.	18

4.1	Comparação entre sinais de ECG saudáveis e com FA. a) ECG de um paciente saudável. b) ECG de um paciente com FA. c) ECG de um paciente com FA com zoom. d) Exemplo de gravação com zoom FA ECG. e) Histograma dos sinais de ECG obtidos da base de dados MIT-BIH Normal Sinus Rhythm. f) Histograma dos sinais de ECG obtidos da base de dados MIT-BIH FA.	22
4.2	Variabilidade das características (Variância (σ_x^2), Assimetria (γ_x) e Curtose (κ_x)) de pacientes saudáveis e com FA. a) Dispersão do intervalo <i>R-R</i> . b) Dispersão da variância. c) Dispersão da assimetria. d) Dispersão da curtose.	25
4.3	Análise de desempenho entre sensibilidade, especificidade e acurácia para diferentes tamanhos de janela do sinal de ECG (20-5 ciclos cardíacos).	27
4.4	Método de classificação para FA composto por dois métodos de triagem. a) Método de triagem baseado na média. b) Método de triagem baseado no desvio médio. c) Classificador para FA.	27
4.5	Método de triagem utilizando o intervalo <i>R-R</i> . a) Método de triagem baseado na média usando o intervalo <i>R-R</i> . b) Método de triagem baseado na variância usando o intervalo <i>R-R</i> . c) Método de triagem baseado na assimetria usando o intervalo <i>R-R</i> . d) Método de triagem baseado na curtose usando o intervalo <i>R-R</i>	28
5.1	Classificação de arritmia ciclo a ciclo. Inicialmente o sinal de ECG é coletado e pré-processado, posteriormente é feito a extração de dados, o passo seguinte é extrair as características que serão apresentadas aos classificadores (LDA, k-NN, SVM) a fim de diagnosticar os diferentes tipos de batimentos (Saudável, Arritmia, FA).	31
5.2	As Séries e os histogramas do grupo de pacientes saudáveis e com arritmia. a) Séries da variabilidade e da morfologia cardíaca para pacientes saudáveis. b) Séries da variabilidade e da morfologia cardíaca para pacientes com arritmia. c) Histogramas da variância de pacientes saudáveis. d) Histogramas da variância de pacientes com arritmia. e) Histogramas da assimetria de pacientes saudáveis. f) Histogramas da assimetria de pacientes com arritmia. g) Histogramas da curtose de pacientes saudáveis. h) Histogramas da curtose de pacientes com arritmia.	32
5.3	Ciclos cardíacos caracterizados pela Variância (σ_x^2), Assimetria (γ_x) e Curtose (κ_x) do método proposto. a) Ciclos cardíacos dos pacientes saudáveis e dos pacientes com arritmia. b) Ciclos cardíacos dos pacientes saudáveis e dos pacientes com FA.	33
6.1	Componentes utilizados no desenvolvimento do DAASINC. a) Arduíno Nano. b) Módulo AD8232. c) Módulo Leitor microSDcard. d) Bateria de 9V. e) Módulo Fonte de Alimentação 3v3/5v. f) Buzzer. g) Tela touch screen Nextion 3.2. h) Cabo USB.	38
6.2	Circuito impresso para prototipagem. a) Face superior do circuito com suas respectivas trilhas de conexões. b) Face inferior do circuito com suas respectivas trilhas de conexões. c) Panorama geral do circuito para prototipagem	39

6.3	Logomarca do Dispositivo de aquisição e acompanhamento de sinais cardíacos (DAASINC)	40
6.4	Hardware do DAASINC.	41
6.5	Gráfico do paciente teste em repouso e em exercício gerado pelo Arduino. a) Paciente teste em repouso. b) Paciente teste após atividade física.	42

Lista de Tabelas

2.1	Lista de sinais de ECG obtidos da base de dados MIT-BIH Ritmo Sinusal Normal, MIT-BIH Fibrilação Atrial e MIT-BIH Arritmia.	9
3.1	Parâmetros utilizados para janelar o sinal de ECG	17
3.2	Sensibilidade da metodologia proposta para janelar o sinal de ECG.	17
3.3	Janela no sinal de ECG utilizando o método proposto em 5 casos diferentes (Ciclos cardíacos, onda P , complexo QRS , onda T , segmento PQ).	19
3.4	Comparação da sensibilidade da metodologia proposta em relação à literatura para janelar o sinal ECG. O símbolo (-) representa valores não especificados nos trabalhos.	20
4.1	Análise dos pacientes saudáveis e dos pacientes com a FA para diferentes estatísticas.	24
4.2	Análise do janelamento para os sinais de ECG dos pacientes saudáveis e com FA. Δ é a diferença entre as medianas das curtose de pacientes saudáveis e com a FA.	26
4.3	Comparação de desempenho da metodologia proposta com a literatura em relação à sensibilidade, especificidade e acurácia. O símbolo (-) representa valores de sensibilidade, especificidade e acurácia não são especificados.	29
5.1	Acurácia média dos classificadores (LDA, k-NN, SVM) utilizando a Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$), Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$) e Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$).	34
5.2	Sensibilidade, especificidade e acurácia da metodologia proposta em comparação com a literatura. O símbolo (-) representa valores não especificados nos trabalhos.	36
6.1	Comparação do DAASINC com os ECG portáteis encontrados no mercado . . .	42

Sumário

1	Introdução	2
1.1	Trabalhos Relacionados	4
1.2	Motivação	7
1.3	Objetivo	7
1.3.1	Objetivo Geral	7
1.3.2	Objetivos específicos	7
1.4	Organização do Trabalho	7
2	Materiais e Métodos	9
2.1	Materiais	9
2.2	Métodos	10
2.2.1	Extração de dados do sinal de ECG	10
2.2.2	Extração de características do sinal de ECG	14
2.2.3	Avaliação de Desempenho	15
2.3	Conclusão	15
3	Janela do sinal de ECG	16
3.1	Introdução	16
3.2	Simulação	17
3.3	Resultados	17
3.4	Discussão	19
3.5	Conclusão	20
4	Diagnóstico de Arritmia: Fibrilação Atrial	22
4.1	Introdução	22
4.2	Método	23
4.2.1	Método de triagem baseado na média	23
4.2.2	Método de triagem baseado no desvio médio	23
4.2.3	Classificador para FA	23
4.3	Resultados	24
4.3.1	Análise estatística	24

4.3.2	Análise de janelamento do sinal de ECG	25
4.3.3	Classificação da Fibrilação Atrial	27
4.4	Discussão	28
4.5	Conclusão	30
5	Classificação de arritmia ciclo a ciclo	31
5.1	Introdução	31
5.2	Simulação	32
5.3	Resultados	32
5.4	Discussão	34
5.5	Conclusão	35
6	Dispositivo de aquisição e acompanhamento de sinais cardíacos	37
6.1	Introdução	37
6.2	Materiais e Método	37
6.2.1	Materiais	38
6.2.2	Método	39
6.3	Resultados	41
6.4	Discussões	42
6.5	Conclusões	43
7	Conclusão	44
8	Publicações	46

Introdução

As doenças cardiovasculares (DCVs), como as arritmias, cardiopatias isquêmicas e o infarto, continuam sendo a causa número um de morte no mundo. Dados da Organização Mundial da Saúde (OMS) ¹² indicam que, a cada ano, 17,3 milhões de pessoas morrem em todo o mundo vítimas de doenças cardiovasculares, sendo que, 80% desses óbitos são registrados em países de baixa e média renda [1, 2, 3]. A previsão é que o número de mortes no mundo passe de 16,7 milhões em 2002 para 23,3 milhões de mortes em 2030, o que colocará as doenças cardíacas em um grupo responsável por 70% de todas as mortes no mundo em 2030 [4].

No Brasil, as doenças cardiovasculares causam quase 30% das mortes, ou seja, 950 pessoas morrem diariamente por doenças cardiovasculares, segundo estimativa da Sociedade Brasileira de Cardiologia (SBC) [5]. O total de mortes, somente no ano de 2016, atribuídas as doenças cardiovasculares é de 349.938 pessoas. Os principais fatores de riscos no desenvolvimento de doenças cardiovasculares são a hipertensão, o tabagismo, o colesterol, o estresse, o sedentarismo e a diabetes.

Dentre as cardiopatias, o grupo das arritmias pode ser destacado devido ao número elevado de registros ambulatoriais [6]. Arritmias são doenças relacionadas ao ritmo cardíaco e podem ser divididas em bradicardia (ritmo cardíaco lento) e taquicardia (ritmo cardíaco acelerado). Muitos tipos de arritmia não apresentam sintomas, mas quando presentes podem incluir palpitações, tonturas, desmaio, falta de ar ou dor torácica. Alguns tipos de arritmia podem causar acidentes vasculares cerebrais, insuficiência cardíaca e até paradas cardiorrespiratórias.

A previsão para um único tipo de arritmia como a fibrilação atrial (FA), é que o número de casos de FA nos EUA subirá de 3,03 milhões em 2005 para 7,56 milhões em 2050 [7]. Em trabalhos mais recentes, como o desenvolvido por Collila et al. [8], esses números são mais alarmantes, saindo de 5,2 milhões em 2010 para 12,1 milhões em 2030. A previsão para a União Europeia diz que o número de casos de FA irá dobrar no período de 2010 a 2060 [9]. Estas estimativas são alarmantes, por isso, é crescente o interesse em técnicas de análise não invasivas para o diagnóstico de cardiopatias, dentre estes métodos, pode-se destacar o eletrocardiograma (ECG).

¹<http://www.brasil.gov.br/saude/2011/09/doencas-cardiovasculares-causam-quase-30-das-mortes-no-pais>

²<https://nacoesunidas.org/novo-relatorio-da-oms-traz-informacoes-sobre-estatisticas-de-saude-em-todo-o-mundo/>

O ECG é o exame não invasivo mais utilizado para verificar a condição de normalidade do músculo cardíaco. Serve para diagnosticar diversas doenças cardíacas, por exemplo, arritmia cardíaca, FA, insuficiência cardíaca, infarto, dentre outras. O ECG registra a variação dos potenciais elétricos do músculo cardíaco e é composto pela onda *P* que corresponde a atividade elétrica dos átrios, pelas ondas *Q*, *R* e *S* compondo o complexo *QRS* que corresponde a despolarização dos ventrículos, pela onda *T* que registra a repolarização dos ventrículos e por fim a repolarização dos músculos papilares é registrada pela onda *U* [10]. (Fig.1.1).

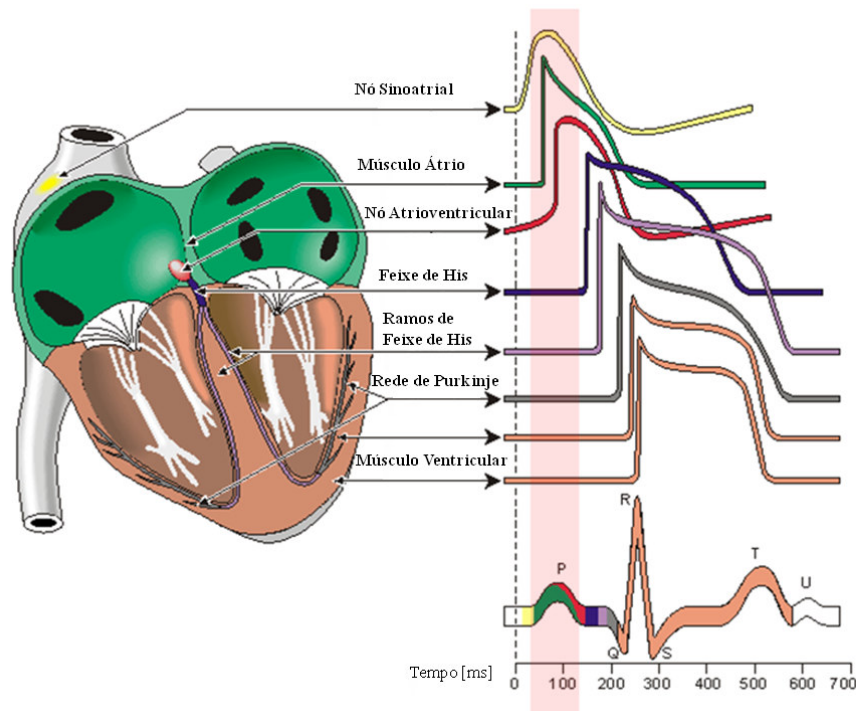


Figura 1.1: Eletrofisiologia do músculo cardíaco. As diferentes formas de onda para cada uma das células e a resposta resultante no eletrocardiograma (Figura adaptada de [11]).

O ECG pode apresentar polaridade positiva, negativa ou isodifásico podendo ser observado em até 12 pontos diferentes conhecidos como derivações. Quando a polaridade é positiva, a altura da maior onda positiva (*R*) é maior do que a profundidade da maior onda negativa (*Q* ou *S*), neste caso o impulso elétrico se aproxima da derivação de medição (elétrodo). Na polaridade negativa, a altura da maior onda positiva (*R*) é menor do que a profundidade da maior onda negativa (*Q* ou *S*), ou seja, o impulso se afasta da derivação de medição. Por fim, o ECG é isodifásico quando a altura da maior onda positiva e a profundidade da maior onda negativa são semelhantes, mostrando que a direção do impulso perpendicular à derivação.

Segundo a SBC para análise e emissão do laudo eletrocardiográfico, é necessário levar em consideração os seguintes itens [12]:

1. Análise do ritmo e quantificação da frequência cardíaca;
2. Análise da duração, amplitude e morfologia da onda *P* e duração do intervalo *PR*;
3. Determinação do eixo elétrico de *P*, *QRS* e *T*;

4. Análise da duração, amplitude e morfologia do *QRS*;
5. Análise da repolarização ventricular e descrição das alterações do *ST*, *QT* e *U* quando presentes.

Este trabalho se concentrou nos itens 1, 2 e 4, mais especificamente na análise da duração, amplitude e morfologia da onda *P* do complexo *QRS* e da onda *T*.

1.1 Trabalhos Relacionados

O desenvolvimento desta pesquisa está relacionado a trabalhos de diagnóstico e monitoramento de arritmia nas mais diversas áreas. Alguns deste trabalhos, bem como, uma descrição sucinta de seus métodos e resultados são elencados a seguir.

De acordo com a OMS, o tabagismo, a inatividade física, as dietas pouco saudáveis e o alcoolismo são os principais fatores de risco comportamental das DCVs [1, 2]. Estes fatores de risco, quando vivenciados por um longo prazo, podem causar pressão sanguínea elevada (hipertensão), aumento do nível de açúcar no sangue (diabetes), lipídios sanguíneos elevados e anormais (dislipidemia) e obesidade.

Segundo a SBC, depois da diminuição da mortalidade por DCVs nos anos de 1980-2006, a taxa de mortalidade das DCVs voltou a subir na última década, só no comparativo entre os anos de 2015 e 2016 chegou a 1,4%. Desse modo, a intensificação de políticas de saúde pública no controle dos principais fatores de risco faz-se necessária para retorno da tendência de queda na mortalidade por DCVs [6]³.

Beraza et al. [13], realizaram um estudo comparativo de algoritmos para segmentação de ECG. Os métodos probabilísticos apresentaram maior acurácia. Os métodos baseados na morfologia do sinal de ECG apresentaram melhor desempenho ao detectar picos das ondas *P* e *T*. Além disso, o estudo aponta que os métodos heurísticos têm um custo computacional significativamente menor do que os métodos probabilísticos.

Rodríguez et al. [14], utilizam filtro de passagem de banda e transformada de Hilbert para pré-processar o sinal de ECG e, posteriormente, é detectado o pico da onda *R* com um limiar adaptativo. Além disso, foi aplicada análise de componentes principais (do inglês, Principal Component Analysis (PCA)) para extração de característica. Este método obteve sensibilidade de 96,28% para detecção dos complexos *QRS* em pacientes saudáveis.

Di Marco et al. [15], desenvolveram um algoritmo que usa um filtro passa-baixa recursivo e a primeira derivada para melhorar do sinal de ECG. Em seguida, linhas dos picos das ondas até a linha de base são definidas. Os limites das ondas são determinados encontrando o deslocamento vertical máximo do sinal para as linhas definidas. O início e o fim do complexo *QRS* foi detectado de forma ideal com taxa de acerto de 100%.

Sun et al. [16], utilizam a morfologia do sinal de ECG, sendo os máximos e mínimos locais selecionados como potenciais pontos de referência para os picos e os limites das ondas. Um limiar adaptativo é calculado baseado no histograma das amostras em cada classe (onda *P*,

³<http://www.cardiol.br/>

complexo *QRS* e onda *T*). Em seguida, os picos das onda são identificados pela detecção dos máximos locais.

Martinez et al. [17], utilizam a transformada discreta de Wavelet (do inglês, Discrete Wavelet Transform (DWT)) para transformar o sinal de ECG em um domínio na escala de tempo, a fim de melhorar a informação do complexo *QRS*, da onda *P* e da onda *T*, filtrando o ruído e os artefatos. Em um segundo passo, um limiar adaptativo é aplicado para identificar os pontos de interesse. O detector *QRS* obteve uma sensibilidade de $Se = 99,66\%$.

Laguna et al. [18], propuseram um algoritmo de segmentação automática do sinal de ECG utilizando limiares adaptativos e cálculos de deflexão positiva e negativa, representando máximos e mínimos no sinal de ECG original. A maior taxa de acerto encontrada neste trabalho foi para detecção do complexo *QRS* (99,92% para o início e para o fim do complexo *QRS*).

Jovic et al. [19], utilizaram as informações obtidas pelo Alphabet Entropy (AlphEn) e variabilidade da frequência cardíaca (ou do inglês Heart Rate Variability-HRV) em um classificador de estrutura hierárquica conhecido como árvore de decisão (do inglês, Random Forests (RF)). O RF apresentou taxa de acerto de 91,20% no diagnóstico de arritmias.

Li et al. [20], filtram do sinal de ECG em tempo real para ruídos musculares e ruídos da rede elétrica em dispositivos móveis. A técnica foi aplicada em um sistema médico portátil multifuncional, que pode processar vários sinais fisiológicos simultaneamente e, também pôde armazenar esses dados para o diagnóstico posterior.

Katircioglu-Öztürk et al. [21], aplicam séries temporais para extrair característica do sinal de ECG dos pacientes com arritmia. As séries foram janeladas e é tomado a média das instâncias. A partir das janelas foi extraído um índice de similaridade, baseado na trajetória e na distância das janelas. Os resultados indicam que o DWT atinge um desempenho de classificação ligeiramente superior com um tempo de execução significativamente menor.

Zou et al. [22], propuseram um método de remoção dos artefatos de movimento com base na distribuição local dos segmentos RS e QR para monitoração de sinais ECG com sistemas portáteis. A taxa de recuperação do sinal é próxima dos 80%.

Elhaj et al. [23], desenvolveram um sistema de apoio ao diagnóstico de arritmia que utiliza PCA, Análise de Componentes Independentes (do inglês, Independent Component Analysis (ICA)), Espectros de Ordem Superior (do inglês, Higher Order Spectra (HOS)) e DWT para extração de característica do sinal de ECG. Estas características servem como dados de entrada para a Rede Neural (do inglês, Neural Network (NN)), que obteve uma taxa de acerto no diagnóstico de 98,90%.

Kim et al. [24], propõem classificar pacientes com arritmia utilizando um classificador baseado na geometria dos dados conhecido como Máquina de Vetor de Suporte (do inglês, Support Vector Machine (SVM)), para classificar arritmias. São aplicadas janelas de 5 segundos na HRV como dados de entrada para o classificador. O resultado obtido foi de 91,20% na classificação de arritmia.

Martis et al. [25], desenvolveram um sistema para apoiar o diagnóstico computadorizado da FA. Para isso, utilizaram os classificadores NN e SVM para entradas extraídas de diversas fontes como PCA, ICA, Análise de Discriminantes Lineares (do inglês, Linear discriminant analysis (LDA)) e DWT. Foi demonstrado que a combinação do ICA, na qual reduz dimensão e extrai

informação, juntamente com uma Rede Neural Probabilística (do inglês, probabilistic neural network (PNN)) proporcionou acurácia média, sensibilidade e especificidade de 99,28%, 97,97% e 99,83%, respectivamente.

R. J. Martis [26], aplicaram ICA para reduzir a dimensão dos dados extraídos utilizando estatística de alta ordem. Os dados com dimensões reduzidas são aplicados no classificador k -vizinhos mais próximos (do inglês, k -Nearest Neighbors (k -NN)) que obteve acurácia média de 99,50% na classificação de FA.

Martis et al. [27], classificaram automaticamente cinco tipos de batimentos cardíacos usando estatística de alta ordem. Os cinco tipos de batimentos de ECG são: saudável, bloqueio do ramo direito, bloqueio do ramo esquerdo, contração prematura auricular e contração ventricular prematura. Os melhores resultados foram obtidos utilizando PCA para reduzir a dimensão dos dados e, posteriormente, estes dados são aplicados NN. A acurácia média foi de 94,52%.

Sharma et al. [28, 29], apresentam um estudo que calcula a eficiência da contribuição de energia do sinal de ECG utilizando a curtose, uma estatística de alta ordem. É apontado que os picos ou as mudanças repentinas na frequência do sinal juntamente com o ruído dão um valor maior de curtose.

Yakup Kutlua e Damla Kuntalpb [30], extraíram características utilizando estatística de alta ordem e aplicaram no classificador k -NN. Os valores de sensibilidade e especificidade foram de 90% e 98%, respectivamente.

Lahdenoja et al. [31], propuseram detectar FA baseados em acelerômetro e giroscópio para Smartphone. O sinal é capturado em 5 (cinco) janelas de 10 minutos e extraídos 10 características baseado no intervalo R - R . As características são aplicadas no SVM, obtendo acurácia de 97,4%.

Kennedy et al. [32], processaram o sinal de ECG utilizando Coefficient of Sample Entropy (CoSEn), Coefficient of Variance (CV), Root Mean Square of the Successive Differences (RMSSD), Median Absolute Deviation (MAD). Ao término do processamento as informações obtidas foram aplicada em um RF que apresentaram taxa de acerto dos pacientes saudáveis de 98,30%, dos pacientes com arritmia de 92,80%.

Zhou et al. [33], apresentaram um classificador para FA que obteve, no melhor cenário, 98,16% de acerto no diagnóstico. Este classificador é composto por um filtro adaptativo, Dinâmica simbólica e entropia de Shannon (do inglês, Shannon Entropy (SE)).

Orchard et al.[34] e Huo et al.[35], investigaram a ausência da onda P no ECG para classificar FA. Os resultados apresentados por Orchard et al., foram de 95% no acerto dos saudáveis e 99% no acerto dos doentes. Já os resultados apresentados por Huo et al., foram de 41,50% no acerto dos saudáveis e 94,10% no acerto dos doentes.

Shuai et al. [36], mostraram que gravação do sinal ECG de 10s não forneceram estimativas clinicamente aceitas, o ECG deveria ser gravado pelo menos durante 30s nos pacientes com FA.

Petrenas et al. [37], propuseram um classificador de FA baseado nas irregularidades dos intervalos R - R . Este classificador filtra os batimentos ectópicos e suprimir o bigeminismo, uma doença na qual existem duas pulsações rápidas sucessivas, uma normal e outra ectópica. O classificador apresentou taxa de acerto dos pacientes saudáveis de 97,1%, dos pacientes com FA de 98,3%.

1.2 Motivação

Motivado pela análise não invasiva para o diagnóstico de arritmias, diversos autores utilizam o intervalo R - R , que é a diferença temporal entre duas ondas R consecutivas, como fonte de extração de dados. Este processo tornou-se um procedimento padrão para fisiologistas em pesquisas e estudos clínicos, pois, o exame pode detectar arritmias, aumento de cavidades cardíacas, patologias coronarianas, infarto do miocárdio, entre outros diagnósticos. No entanto, a análise do intervalo R - R não é capaz de medir mudanças em outras ondas do sinal de ECG, como as distorções na onda P para a FA e o aparecimento da onda F no flutter atrial [7, 38]. Assim, o desenvolvimento de métodos para extração de dados do ECG que avaliam as distorções em todas as ondas de ECG é um desafio a ser superado. Neste contexto, o presente trabalho propõe investigar a variação de tensão que ocorre em cada ciclo cardíaco usando estatística de alta ordem. Este método utiliza a diferença de potencial registrada pelo ECG para extrair informação (dados) de cada batimento cardíaco. A variabilidade da tensão em cada batimento cardíaco será investigada utilizando estatística de alta ordem. As estatísticas de alta ordem são indicadas para mensurar sinais espaços como do ECG [27, 39]

De fato, a motivação deste trabalho é desenvolver um trabalho interdisciplinar, envolvendo medicina (Cardiologia), computação (Aprendizado de Máquina) e engenharia elétrica (processamento de sinais biológicos) para o desenvolvimento de novos algoritmos e modelos computacionais que possam ser utilizados como sistemas de diagnóstico e monitoramento de doenças cardíacas por computador.

1.3 Objetivo

1.3.1 Objetivo Geral

Desenvolver um sistema de suporte ao diagnóstico de arritmias baseado na variação de tensão do eletrocardiograma.

1.3.2 Objetivos específicos

- Obter informações de todas ondas (P , complexo QRS , T) e, consecutivamente, do ciclo cardíaco;
- Investigar quais estatísticas separam com eficiência os sinais de ECG dos pacientes saudáveis dos pacientes com arritmia;
- Classificar doenças cardíacas, como a FA.

1.4 Organização do Trabalho

No Capítulo 2, é apresentado os materiais e os métodos para extração de dados do sinal de ECG, bem como, o método para extração de características do sinal de ECG e as métricas para avaliação de desempenho. As janelas para o sinal de ECG são apresentadas no Capítulo 3. No

Capítulo 4 é apresentado um método para diagnóstico da FA. Uma proposta para classificação ciclo a ciclo do sinal de ECG é exposto no Capítulo 5. A viabilização da implementação do método proposto é apresentado no Capítulo 6. A conclusão deste trabalho, bem como, as perspectivas de trabalhos futuros são apresentados no Capítulo 7. Os artigos referentes aos estudos descritos neste trabalho são apresentados nos Capítulo 8.

Materiais e Métodos

2.1 Materiais

Nesta seção, são apresentados os sinais de ECG obtidos a partir da base de dados MIT-BIH Ritmo Sinusal Normal (RSN) [40], MIT-BIH Fibrilação Atrial (FA) [41] e MIT-BIH Arritmia [42], como mostrado na Tabela 2.1.

Tabela 2.1: Lista de sinais de ECG obtidos da base de dados MIT-BIH Ritmo Sinusal Normal, MIT-BIH Fibrilação Atrial e MIT-BIH Arritmia.

Base de dados (MIT-BIH)		
Ritmo Sinusal Normal	Fibrilação Atrial	Arritmia
	100; 104; 108; 113; 117; 122;	00735; 03665; 04015; 04043;
	201; 207; 212; 217; 222; 231;	04048; 04126; 04746; 04908;
16265; 16272; 16273; 16420;	101; 105; 109; 114; 118; 123;	04936; 05091; 05121; 05261;
16483; 16539; 16773; 16786;	202; 208; 213; 219; 223; 232;	06426; 06453; 06995; 07162;
16795; 17052; 17453; 18177;	102; 106; 111; 115; 119; 124;	07859; 07879; 07910; 08215;
18184; 19088; 19090; 19093;	203; 209; 214; 220; 228; 233;	08219; 08378; 08405; 08434;
19140; 19830.	103; 107; 112; 116; 121; 200;	08455.
	205; 210; 215; 221; 230; 234;	

Os sinais de ECG obtidos a partir da MIT-BIH RSN contêm 18 gravações de ECG, com aproximadamente 24 horas de duração, sem encontrar episódios significativos de arritmia nos sujeitos incluídos nesta base. Os sujeitos incluem 5 homens, com idades entre 26 e 45 anos e, 13 mulheres, com idades entre 20 e 50 anos ¹. Os sinais obtidos do MIT-BIH Arritmia contêm 48 gravações de aproximadamente 30 min de duração, obtidos de 47 pacientes ². Os sinais obtidos do MIT-BIH FA contêm 319 episódios de fibrilação atrial, obtidos de 23 indivíduos ³.

Os registros das bases de dados contêm os seguintes tipos de ritmo: Bigeminismo atrial, Fibrilação atrial, Flutter atrial, Bigeminia ventricular, Bloqueio cardíaco, Ritmo idioventricular, Ritmo sinusal normal, Ritmo nodal, Ritmo estimulado, Pré-excitação, Bradicardia sinusal, Ta-

¹<https://physionet.org/physiobank/database/nsrdb/>

²<https://physionet.org/physiobank/database/mitdb/>

³<https://physionet.org/physiobank/database/afdb/>

quiarritmia supraventricular, Trigemínia ventricular, Flutter ventricular e Taquicardia ventricular. Dois ou mais cardiologistas avaliaram independentemente cada registro e suas divergências foram resolvidas para obter as anotações de referência legíveis por computador para cada batida (aproximadamente 110.000 anotações ao todo) incluídas na base de dados. Menos de 1%, no início e no final dos sinais de ECG foram excluídos por causa do erro de medição. Para todos os ciclos cardíacos, a frequência de amostragem é 256 Hz com resolução de 12 bits em uma faixa de ± 10 millivolt.

2.2 Métodos

Nesta seção é apresentado o método usual (intervalo $R-R$) para extração de dados do sinal de ECG, bem como, o método de extração de dados proposto baseado na morfologia do sinal de ECG. Ao contrário do intervalo $R-R$, no qual cada ciclo cardíaco está associado a um único número real, o método proposto associa cada ciclo cardíaco a um conjunto de pontos, ou seja, a um vetor. A Fig. 2.1 ilustra o intervalo $R-R$ e o proposto para extração de dados do sinal de ECG.

2.2.1 Extração de dados do sinal de ECG

Diversos autores utilizam o intervalo $R-R$, que é a diferença temporal entre duas ondas R consecutivas, como fonte de extração de dados. No entanto, a análise dos intervalos RR não é capaz de medir mudanças em outras ondas do sinal de ECG, como as distorções na onda P para a FA e o aparecimento da onda F no flutter atrial [7, 38]. Portanto, propor um método que analisa as deformações em cada batimento cardíaco e, conseqüentemente, no sinal de ECG é um desafio a ser superado. Neste contexto, propomos um método baseado na variabilidade de tensão do ECG [43]. A variabilidade da tensão em cada batimento cardíaco será investigada utilizando estatística de alta ordem. As estatísticas de alta ordem são indicadas para mensurar sinais espaços como do ECG [27, 39]

Extração de dados usual

Usualmente, é utilizado a variabilidade cardíaca para fornecer informação temporal do sinal de ECG. A variabilidade cardíaca é obtida pelo intervalo $R-R$ que é definido como

$$\text{intervalo } R-R = RR = R_m - R_{m-1}, \quad (2.1)$$

sendo m o instante de tempo do m -ésimo pico R .

Baseado no intervalo $R-R$ o ECG pode ser definido como

$$\mathbf{ecg}_{RR} = (RR_1, RR_2, \dots, RR_j), \quad (2.2)$$

em que j representa o j -ésimo intervalo $R-R$.

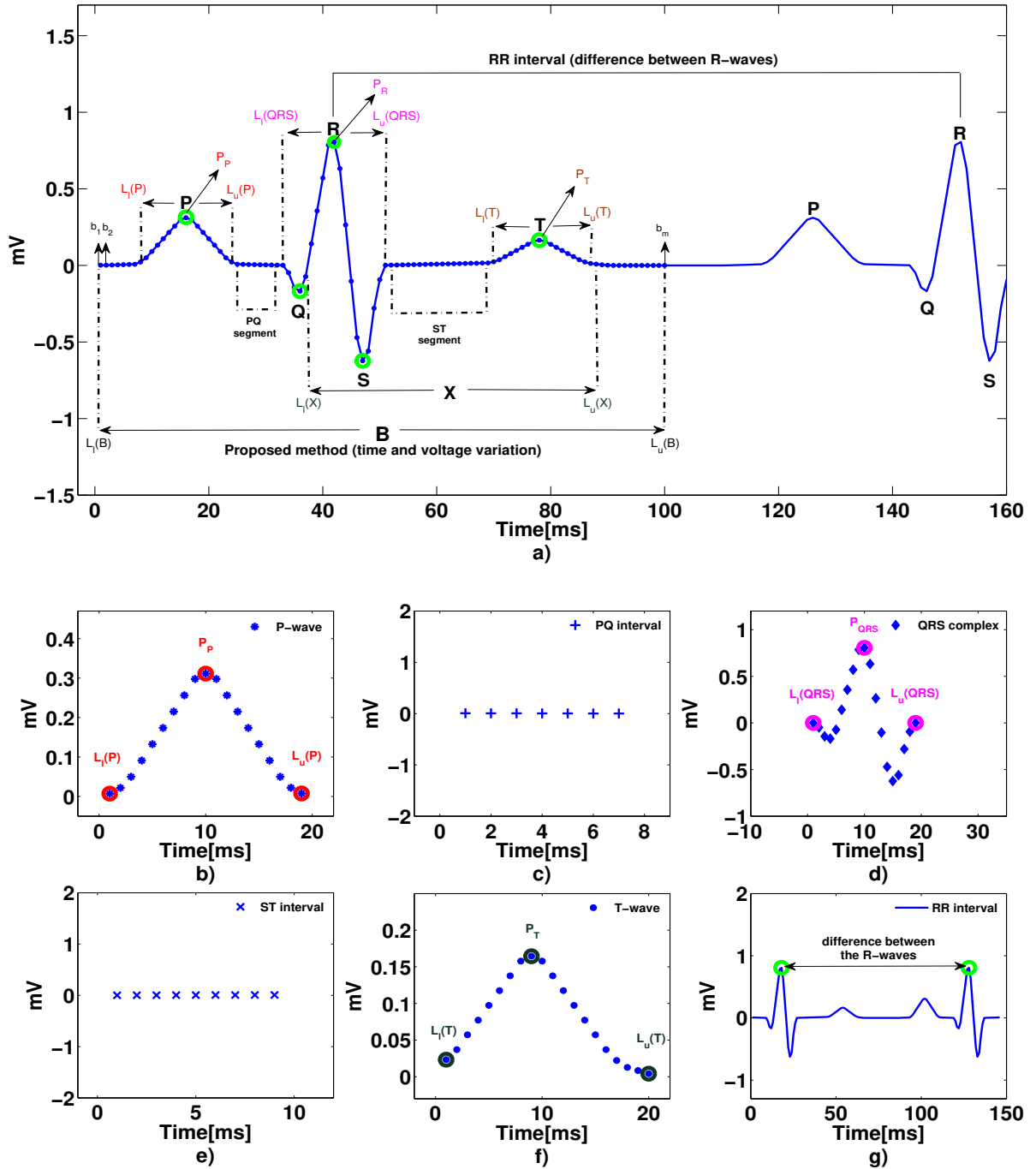


Figura 2.1: Segmentação do sinal de ECG. a) Janelas do sinal ECG com base na morfologia do sinal e o intervalo R - R , sendo b_m a m -ésima amostra de B , P_P , P_R e P_T são os picos das ondas P , R e T , respectivamente. $L_s(P)$ e $L_i(P)$ são os limites de posição superior e inferior da onda P , respectivamente. $L_s(QRS)$ e $L_i(QRS)$ são os limites de posição superior e inferior do complexo QRS , respectivamente. $L_s(T)$ e $L_i(T)$ são os limites de posição superior e inferior da onda T , respectivamente. $L_s(X)$ e $L_i(X)$ são arbitrariamente atribuídos. b) Zoom da onda P . c) Zoom do segmento PQ . d) Zoom do complexo QRS . e) Zoom do segmento ST . f) Zoom da onda T . g) Zoom do intervalo R - R .

Extração de dados proposta

A extração de dados do sinal de ECG proposto neste trabalho é realizada através da análise da variação de tensão⁴ em cada ciclo cardíaco e é definida como

$$\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_m), \quad (2.3)$$

sendo \mathbf{b} um ciclo cardíaco, b_m a m -ésima amostra em milivolt (mV) de \mathbf{b} com $L_I(\mathbf{b}) \leq m \leq L_S(\mathbf{b})$, de tal modo que $L_S(\mathbf{b})$ é o limite superior e $L_I(\mathbf{b})$ o limite inferior de m . O limite superior $L_S(\mathbf{b})$ e inferior $L_I(\mathbf{b})$ são dados por

$$L_S(\mathbf{b}) = P_R + F_s \lambda, \quad (2.4)$$

e

$$L_I(\mathbf{b}) = P_R - F_s \theta, \quad (2.5)$$

sendo L_S e L_I limites de posição, P_R a posição do pico R (P_R é encontrado usando o algoritmo Pan e Tompkins que tem uma taxa de sucesso de 99,3% dos complexos QRS para a base de dados de arritmia MIT-BIH), F_s a frequência de amostragem em segundos, λ e θ são parâmetros heurísticamente atribuídos e funcionando como janelas deslizantes no ciclo cardíaco. Baseado na duração da onda P ao Pico R (0.4s) e na duração do pico R a onda T (0.6s), os valores máximos, para ciclos cardíacos saudáveis, devem ser $\theta = 0.4$ e $\lambda = 0.6$, ou seja, $\lambda + \theta \leq 1$ [11].

Extração de dados onda a onda

Na seção anterior é apresentado uma análise para o ciclo cardíaco. No entanto, um ciclo cardíaco é composto por um conjunto de ondulações iniciadas pelo nódulo sinoatrial. Logo, para a extração de dados de cada onda no ciclo cardíaco é necessário reescrever Eq. 2.3 como

$$\begin{aligned} C &= P \langle \rangle QRS \langle \rangle T = \\ &= (p_1, p_2, \dots, p_i) \langle \rangle (qrs_1, qrs_2, \dots, qrs_j) \langle \rangle (t_1, t_2, \dots, t_k), \end{aligned} \quad (2.6)$$

sendo i , j e k os comprimentos e $\langle \rangle$ é a concatenação das onda P , QRS e T , respectivamente, e $P \cap QRS \cap T = \{\emptyset\}$.

Para isolar todas as ondas do sinal de ECG são definidos limites superiores e inferiores para cada onda. O Limite inferior da onda P ($L_I(P)$) é dado pela Eq. 2.5 e o limite superior ($L_S(P)$) é dado por

$$L_S(P) = \mathbf{t}_P F_s, \quad (2.7)$$

sendo \mathbf{t}_P o tempo de duração em segundos da onda P .

O Limite inferior ($L_I(QRS)$) e superior ($L_S(QRS)$) do complexo QRS são dados por

$$L_I(QRS) = L_S(P) + 1, \quad (2.8)$$

⁴Tensão elétrica é a diferença de potencial elétrico entre dois pontos. E, por sua vez, potencial elétrico mede a força de um campo elétrico sobre uma carga elétrica. Portanto, a tensão é a tendência que uma carga tem de ir de um ponto para o outro.

e

$$L_S(QRS) = \mathbf{t}_{QRS}F_s, \quad (2.9)$$

sendo \mathbf{t}_{QRS} o tempo de duração em segundos do complexo QRS.

O Limite inferior ($L_I(T)$) e superior ($L_S(T)$) da onda T são dados por

$$L_I(T) = L_s(QRS) + 1, \quad (2.10)$$

e

$$L_S(T) = \mathbf{t}_T F_s, \quad (2.11)$$

sendo \mathbf{t}_T o tempo de duração em segundos da onda T .

Generalização do método proposto

O método apresentado na seção 2.2.1 analisa especificamente as ondas P , QRS e T do sinal de ECG. No entanto, uma análise arbitrária do sinal de ECG é dado por

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (2.12)$$

sendo \mathbf{x} um trecho qualquer do ciclo cardíaco, \mathbf{x}_n é a n -ésima amostra de \mathbf{x} sendo $L_I(\mathbf{x}) \leq n \leq L_S(\mathbf{x})$. O limite inferior ($L_I(\mathbf{x})$) é dado pela Eq.2.4 (quando o seguimento a ser estudado é posterior ao pico R) ou Eq.2.5 (quando o seguimento a ser estudado é anterior ao pico R) e o limite superior ($L_S(\mathbf{x})$) é dado por

$$L_S(\mathbf{x}) = \mathbf{t}_a F_s, \quad (2.13)$$

sendo \mathbf{t}_a um período em segundos arbitrário no sinal de ECG. Assim, $L_S(\mathbf{x})$ e $L_I(\mathbf{x})$ fornecem janelas, não somente das ondas P , QRS e T , mas em qualquer parte do ciclo cardíaco. Por exemplo, o segmento entre o fim da onda P e o início do complexo QRS denominado de segmento PQ ou ainda, o segmento entre o fim da onda S e o início da onda T conhecido como segmento ST . Por fim, até a diferença entre ciclos cardíacos, o segmento $T-P$ pode ser modelado pelo método proposto. Desta forma, baseado no método proposto o segmento PQ é definido como

$$PQ = (pq_1, pq_2, \dots, pq_v), \quad (2.14)$$

sendo pq_v a v -ésima amostra de PQ sendo $L_I(PQ) \leq v \leq L_S(PQ)$. O Limite inferior ($L_I(PQ)$) e superior ($L_S(PQ)$) do segmento PQ são dados por

$$L_I(PQ) = L_s(P) + 1, \quad (2.15)$$

e

$$L_S(PQ) = \mathbf{t}_{PQ} F_s, \quad (2.16)$$

sendo \mathbf{t}_{PQ} o tempo de duração em segundos do segmento PQ .

O segmento ST é definido como

$$ST = (st_1, st_2, \dots, st_z), \quad (2.17)$$

sendo st_z é a z -ésima amostra de ST sendo $L_I(ST) \leq z \leq L_S(ST)$. O Limite inferior ($L_I(ST)$) e superior ($L_S(ST)$) do intervalo ST são dados por

$$L_I(ST) = L_s(S) + 1, \quad (2.18)$$

e

$$L_S(ST) = \mathbf{t}_{ST} F_s, \quad (2.19)$$

sendo \mathbf{t}_{ST} é o tempo de duração em segundos do intervalo ST .

Outro ponto de interesse dentro do ECG são os picos das ondas P , QRS e T . Portanto, são definidos os picos das ondas positivas como

$$P_{\mathbf{x}} = \max(\mathbf{x}). \quad (2.20)$$

Por fim, baseado na Eq.2.12 cada ciclo cardíaco pode ser definido por

$$\begin{aligned} C &= P \langle \rangle PQ \langle \rangle QRS \langle \rangle ST \langle \rangle T \langle \rangle U \langle \rangle \dots = \\ &= \dots \langle \rangle (p_1, p_2, \dots, P_P, \dots, p_n) \langle \rangle (pq_1, pq_2, \dots, pq_y) \langle \rangle (qr s_1, qr s_2, \dots, P_{QRS}, \dots, qr s_k) \\ &\quad \langle \rangle (st_1, st_2, \dots, st_i) \langle \rangle (t_1, t_2, \dots, P_T, \dots, t_z), \langle \rangle (u_1, u_2, \dots, P_U, \dots, u_j), \end{aligned} \quad (2.21)$$

sendo todas as janelas disjuntas dois a dois.

2.2.2 Extração de características do sinal de ECG

Para mensurar o método proposto são utilizadas as estatísticas de primeira a quarta ordem e são, respectivamente, média, variância, assimetria e curtose. As estatísticas de primeira a quarta ordem são definidas como:

- Média

$$\mu_{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (2.22)$$

$\mu_{\mathbf{x}}$ mostra em torno de qual ponto os x_n de cada ciclo cardíaco estão concentradas.

- Variância

$$\sigma_{\mathbf{x}}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2, \quad (2.23)$$

$\sigma_{\mathbf{x}}^2$ indica a distância dos x_n em relação a média.

- Assimetria

$$\gamma_{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3, \quad (2.24)$$

$\gamma_{\mathbf{x}}$ revela como os x_n estão deslocamento em relação a média.

- Curtose

$$\kappa_{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4 - 3 \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right)^2. \quad (2.25)$$

$\kappa_{\mathbf{x}}$ caracteriza o achatamento da curva da função de distribuição de probabilidade .

2.2.3 Avaliação de Desempenho

Como métrica para avaliar o desempenho do método proposto é utilizado a especificidade (SPEC) que mede o quão eficiente é o método para o diagnóstico de pacientes saudáveis, sensibilidade (SENS) que mostra o quão eficiente é o método para diagnosticar pacientes com FA) e acurácia (ACC) que avalia o quão eficiente é o método em relação ao diagnóstico. A SPEC e a SENS são definidas, respectivamente, como

$$\text{SPEC} = \frac{VN}{VN + FP} \times 100, \quad (2.26)$$

e

$$\text{SENS} = \frac{VP}{VP + FN} \times 100. \quad (2.27)$$

A ACC é definida como

$$\text{ACC} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FN + FP} \times 100, \quad (2.28)$$

sendo verdadeiro positivo (VP) o sinal de ECG não saudável que é classificado como não saudável, no verdadeiro negativo (VN) o sinal de ECG saudável é classificado como saudável, no falso negativo (FN) o sinal de ECG não saudável é classificado como saudável, e para o falso positivo (FP) o sinal de ECG saudável é classificado com não saudável.

2.3 Conclusão

Neste Capítulo foi apresentado o ECG e como é composto pela onda P , complexo QRS e pela onda T . Além disso, foi apresentado a extração de dados usual baseado na análise temporal do sinal de ECG (intervalo $R-R$) e a extração de dados proposta baseada na análise morfológica (variação de tensão) do sinal de ECG. A extração de dados do sinal de ECG, proposta neste trabalho, foi apresentado, primeiramente, para um ciclo cardíaco completo, depois onda a onda e, finalmente, para qualquer seguimento do sinal de ECG. O novo método de extração de dados apresentado neste trabalho, permitiu uma análise ciclo a ciclo e onda a onda do sinal de ECG. Por fim, neste Capítulo, foi apresentado as bases de dados e as métricas para avaliação de desempenho.

Janela do sinal de ECG

3.1 Introdução

O coração é um órgão que apresenta células com ritmo próprio, capazes de gerar potenciais de ação dos quais são registrados pelo ECG, ou seja, o ECG é um exame que registra a variação dos potenciais elétricos do músculo cardíaco e é composto pela onda P que corresponde à despolarização átrios, pelo complexo QRS que corresponde à despolarização dos ventrículos, e pela onda T que registra a repolarização dos ventrículos [10]. Do complexo QRS , especificamente as ondas R , pode-se obter os intervalos $R-R$, que é a diferença de tempo entre duas ondas R .

O intervalo $R-R$ desempenha um papel importante no diagnóstico e acompanhamento dos processos fisiológicos associados a mudança do ritmo cardíaco, tanto em condições normais quanto patológicas. Por esse motivo, diversos autores utilizam o intervalo $R-R$ para extração de dados do sinal de ECG a fim de diagnosticar diferentes tipos de arritmia [23, 24, 19, 44, 45]. Mudanças nos padrões da frequência cardíaca fornecem um indicador sensível e antecipado de comprometimentos na saúde. Alta frequência cardíaca é sinal de boa adaptação, caracterizando um indivíduo saudável com mecanismos autonômicos eficientes. Por outro lado, baixa frequência cardíaca é frequentemente um indicador de adaptação anormal ou insuficiente, o que pode indicar a presença de mau funcionamento fisiológico no indivíduo, necessitando de investigações adicionais de modo a encontrar um diagnóstico específico.

As mudanças nos padrões da frequência cardíaca foram amplamente avaliadas utilizando o intervalo $R-R$ [19, 32, 33, 37]. No entanto, o intervalo $R-R$ deixa de ser eficiente, quando há pouca ou nenhuma mudança na frequência cardíaca. Por exemplo, as distorções da onda P provocadas pela fibrilação atrial (FA) [46]. Nesse contexto, alguns trabalhos janelam o sinal do ECG a fim de avaliar deformações em todas as ondas [18, 17, 15, 16, 13]. Entretanto, as janelas no sinal de ECG ainda não atingem 100% de acurácia para detectar o início ou fim da janela.

Um novo método para janelar o sinal de ECG é proposto neste Capítulo 3. Este método é baseado na informação morfológica, isto é, na forma das ondas do sinal de ECG. A informação morfológica do sinal de ECG é obtida por meio da investigação da variação de tensão (mV) que ocorre em um trecho arbitrário do sinal de ECG. Portanto, neste capítulo serão apresentados os resultados do método proposto para janelar o sinal de ECG.

3.2 Simulação

Os 150.000 ciclos cardíacos foram obtidos nos bancos de dados Ritmo Sinusal Normal MIT-BIH, Fibrilação Atrial (FA) MIT-BIH e Arritmia MIT-BIH, conforme descrito na Seção 2.1. Os classificadores utilizados neste estudo foram: Análise discriminante linear (do inglês, Linear Discriminant Analysis (LDA)) com versão linear; k-vizinhos mais próximos (do inglês, k-Nearest Neighbors (k-NN)) com variação de 2-5 vizinhos mais próximos; máquina de vetores de suporte (do inglês, Support Vector Machine (SVM)) com a função de núcleo polinomial. A técnica de validação cruzada de 10 vezes foi usada para testar os classificadores. O desempenho geral dos classificadores foi avaliado tomando a média das validações cruzadas. Além disso, os parâmetros para as janelas do sinal de ECG são apresentados na Tab. 3.1:

Tabela 3.1: Parâmetros utilizados para janelar o sinal de ECG

Localização no coração	Terminologia de ECG	Tempo [ms]			Limite	
		Saudável [11]	Arritmia [1]	FA [46]	Superior	Inferior
Ciclo cardíaco	B	1000	<500 >1500	<500	80	0
Átrio	P	70-110	<60 >120	<60	20	0
Nó atrioventricular	PQ	120-200	<110 >210	<110	25	20
Despolarização Ventricular	QRS	60-100	<50 >120	<50	60	25
Repolarização Ventricular	T	90-130	<70 >150	<70	80	65

3.3 Resultados

A Tabela 3.2 mostra a sensibilidade do método proposto para janelas de ECG. Os resultados são apresentados com desvio padrão de ± 3 amostras.

Tabela 3.2: Sensibilidade da metodologia proposta para janelar o sinal de ECG.

	*Sensibilidade%							
	$L_S(P)$	P_P	$L_I(P)$	$L_S(QRS)$	$L_I(QRS)$	$L_S(T)$	P_T	$L_I(T)$
Saudável	99.98	100	99.98	99.99	99.99	99.97	100	99.98
Arritmia	99.98	100	99.95	99.90	99.85	98.91	100	97.88
FA	92.30	100	95.72	99.98	99.97	99.91	100	99.92

* Desvio padrão de ± 3 amostras; Fibrilação Atrial (FA); $L_S(P)$, $L_I(P)$ e P_P os limites de posição superior e inferior e o pico da onda P , respectivamente; $L_S(QRS)$ e $L_I(QRS)$ são os limites de posição superior e inferior do complexo QRS , respectivamente; $L_S(T)$, $L_I(T)$ e P_T são os limites de posição superior e inferior e o pico da onda T , respectivamente.

A Figura 3.3 ilustra as ondas P , QRS , T e o intervalo PQ processados pelo método proposto de acordo com os parâmetros descritos na Tabela 3.1.

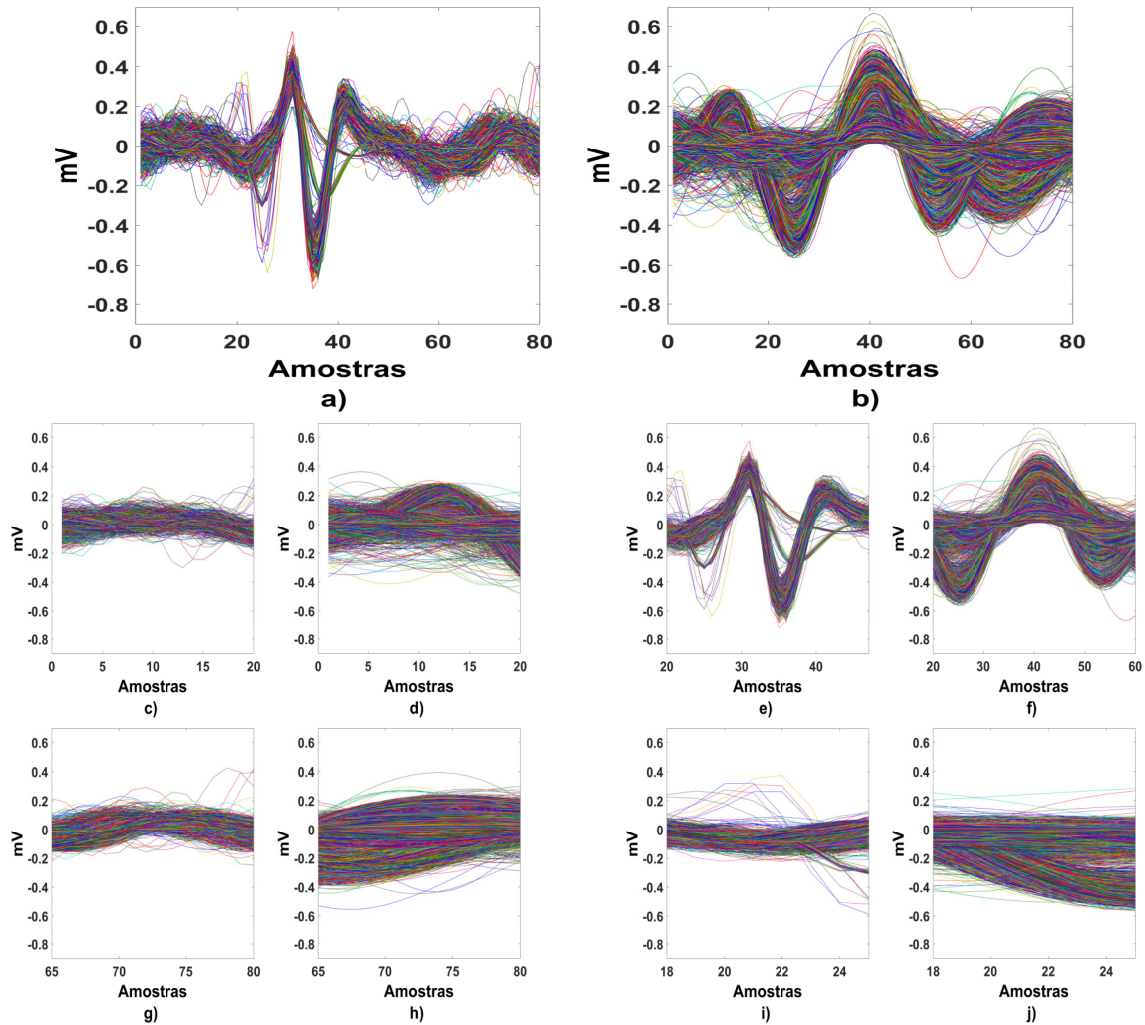


Figura 3.1: Janelas no sinal de ECG utilizando a metodologia proposta. a) Ilustra a janela de ECG com o limite superior $L_S(B) = 80$ e o limite inferior $L_I(B) = 0$ para pacientes saudáveis. b) Ilustra a janela de ECG com o limite superior $L_S(B) = 80$ e limite inferior $L_I(B) = 0$ para pacientes com arritmia. c) Ilustra a janela de ECG para onda P com o limite superior $L_S(P) = 20$ e limite inferior $L_I(P) = 0$ para pacientes saudáveis. d) Ilustra a janela de ECG para onda P com o limite superior $L_S(P) = 20$ e limite inferior $L_I(P) = 0$ para pacientes com arritmia. e) Ilustra a janela de ECG para o complexo QRS com o limite superior $L_S(QRS) = 60$ e limite inferior $L_I(QRS) = 25$ para pacientes saudáveis. f) Ilustra a janela de ECG para o complexo QRS com o limite superior $L_S(QRS) = 60$ e limite inferior $L_I(QRS) = 25$ para pacientes com arritmia. g) Ilustra a janela de ECG para onda T com o limite superior $L_S(T) = 80$ e limite inferior $L_I(T) = 65$ para pacientes saudáveis. h) Ilustra a janela de ECG para onda T com o limite superior $L_S(T) = 80$ e limite inferior $L_I(T) = 65$ para pacientes com arritmia. i) Ilustra a janela de ECG para PQ segmento com o limite superior $L_S(PQ) = 25$ e limite inferior $L_I(PQ) = 20$ para pacientes saudáveis. j) Ilustra a janela de ECG para o segmento PQ com o limite superior $L_S(PQ) = 25$ e limite inferior $L_I(PQ) = 20$ para pacientes com arritmia.

A Tabela 3.3 mostra a acurácia média dos classificadores (LDA, k-NN, SVM) para 5 janelas diferentes no sinal de ECG (Ciclos cardíacos, onda P , complexo QRS , onda T , segmento PQ).

Tabela 3.3: Janela no sinal de ECG utilizando o método proposto em 5 casos diferentes (Ciclos cardíacos, onda P , complexo QRS , onda T , segmento PQ).

		Acurácia média %						
	Treino	Teste	Classificadores	Ciclos cardíacos	P	QRS	T	PQ
Saudável	18h	4h	LDA	99.99	99.98	99.98	99.98	99.90
			k-NN	99.99	99.99	99.99	99.98	99.92
			SVM	99.99	99.98	99.98	99.98	99.92
Arritmia	18h	4h	LDA	99.97	99.52	99.57	99.03	99.02
			k-NN	99.97	99.97	99.97	99.95	99.80
			SVM	99.97	99.80	99.87	99.57	99.43
Fibrilação Atrial	7h	3h	LDA	99.97	99.30	99.80	99.02	98.07
			k-NN	99.97	99.97	99.92	99.42	99.03
			SVM	99.99	99.82	99.90	99.33	99.01

Linear Discriminant Analysis(LDA); k-Nearest Neighbors (k-NN); Support Vector Machine (SVM); Variance (σ_X^2); Skewness (γ_X); kurtosis (κ_X).

3.4 Discussão

O método proposto mostrou-se eficiente no reconhecimento do início e do fim das janelas (aplicadas ao sinal) no sinal de ECG. Para pacientes saudáveis, a acurácia média foi maior ou igual a 99,97%. Já para pacientes com arritmia, o melhor resultado encontrado foi de 99,98% para detecção do início da onda P e o pior resultado foi na detecção do fim da onda T , com taxa de acerto de 97,88%. Os sinais de ECG dos pacientes com FA apresentaram melhor taxa de acerto na detecção do início do complexo QRS com sensibilidade média de 99,98%. Já os piores resultados para este caso foram encontrados para o início da onda P , com taxa de acerto de 92,30%. Os picos de todas as ondas foram corretamente localizados.

A extração de dados dos ciclos cardíacos foi realizada utilizando o método proposto para pacientes saudáveis e pacientes com arritmia, os ciclos cardíacos com arritmia são completamente deformados (Fig. 3.3b) quando comparados aos ciclos cardíacos de pacientes saudáveis (Fig. 3.3a). A onda P com arritmia (Fig. 3.3d) apresenta alterações, em alguns casos é ausente, quando comparadas com a onda P de pacientes saudáveis (Fig. 3.3c), uma consequência da arritmia associada ao átrio (por exemplo, fibrilação atrial, flutter atrial). Doenças ventriculares, como o bloqueio ventricular, causam irregularidades na atividade elétrica dos ventrículos, o que é evidente em complexos QRS com arritmia (Fig. 3.3f), uma característica não observada em pacientes saudáveis (Fig. 3.3e). A morfologia da onda T é totalmente definida em ciclos cardíacos saudáveis (Fig. 3.3g) ao contrário dos ciclos cardíacos com arritmia em que a onda T é completamente alterada (Fig. 3.3h). Os segmentos PQ são completamente visíveis em ciclos cardíacos saudáveis (Fig. 3.3i), no entanto, devido ao aumento da frequência cardíaca provocado pelas taquicardias, os segmentos PQ estão ausentes nos ciclos cardíacos com arritmia (Fig. 3.3j).

Os classificadores foram treinados para reconhecer as diferentes janelas no sinal do ECG (ciclo cardíaco, onda P , complexo QRS , onda T , segmento PQ). Para pacientes saudáveis, a acurácia média foi maior ou igual a 99,90%. Este comportamento é uma consequência da uniformidade do sinal, na verdade, há pouca ou nenhuma diferença na morfologia do sinal. O sinal de ECG com arritmia teve acurácia média de até 99,97% na classificação dos batimentos cardíacos da onda P e do complexos QRS ; por outro lado, a menor acurácia média foi na segmentação do segmento PQ utilizando LDA (99,02%). Isso se deve ao fato de que em algumas cardiopatias a contração dos átrios e ventrículos ocorre de forma não sincronizada, prejudicando as fases de enchimento e ejeção das câmaras cardíacas, dificultando assim, a distinção entre atividade elétrica atrial e ventricular no sinal do ECG [1]. Para AF, a acurácia média é semelhante ao sinal de ECG com arritmia, no entanto, a acurácia da onda P utilizando o k-NN foi de 99,97%, uma hipótese para este resultado é que as arritmias são na sua grande maioria, relacionadas aos ventrículos, por exemplo, trigeminia ventricular, flutter ventricular e taquicardia ventricular.

A Tabela 3.4 compara a metodologia proposta com desempenho da literatura para janelar o sinal de ECG [13].

Tabela 3.4: Comparação da sensibilidade da metodologia proposta em relação à literatura para janelar o sinal ECG. O símbolo (-) representa valores não especificados nos trabalhos.

Autores	Método	Sensibilidade%								
		$L_s(P)$	P_P	$L_i(P)$	$L_s(QRS)$	$L_i(QRS)$	$L_s(T)$	P_T	$L_i(T)$	
Este Trabalho	Varição de tempo e tensão	S	99.98	100	99.98	99.99	99.99	99.97	100	99.98
		A	99.98	100	99.95	99.90	99.85	98.91	100	97.88
		FA	92.30	100	95.72	99.98	99.97	99.91	100	99.92
Laguna et al. [18]	Limiar		97.70	97.70	97.70	99.92	99.92	-	99.00	99.00
Martinez et al. [17]	DWT		98.87	98.75	98.75	99.97	97.48	-	99.77	99.77
Marco et al. [15]	DWT		98.15	98.15	98.15	100	100	-	99.72	99.77
Sun et al. [16]	MMD		98.17	-	94.8	100	100	99.80	-	99.6

Saudável (S); Arritmia (A); Fibrilação Atrial (FA); Wavelet Transform (DWT); Multi-scale Morphological Derivate (MMD); Phasor Transform (PT); $L_s(P)$ e $L_i(P)$ e P_P são os limites de posição superior e inferior e pico da onda- P , respectivamente; $L_s(QRS)$ e $L_i(QRS)$ são os limites de posição superior e inferior do complexo QRS , respectivamente; $L_s(T)$ e $L_i(T)$ e P_T são os limites de posição superior e inferior e o pico da onda T, respectivamente.

O método de janelar do sinal de ECG proposto neste trabalho, apresentou resultados superiores para todos os parâmetros analisados. Mesmo com a morfologia alterada, devido à redução na capacidade de contração muscular causado pela arritmia, os picos de todas as ondas apresentaram sensibilidade de 100%. A superioridade do método proposto é consequência da utilização não só das informações temporais, da qual grande parte dos métodos são baseados, mas também da informação morfológica do sinal de ECG. Uma consequência direta do método proposto é a análise batimento a batimento, onda a onda, segmento a segmento e trecho a trecho do sinal de ECG (Tab. 3.4).

3.5 Conclusão

Neste capítulo, foi apresentado um novo método para segmentação do sinal de ECG. Este novo método possibilita análise de trechos arbitrários no sinal de ECG. Ao contrário do intervalo $R-R$, no qual cada ciclo cardíaco está associada a um único número real, o método proposto

associa cada ciclo a um conjunto de pontos, ou seja, a um vetor. Esse sistema será capaz de detectar arritmias de forma autônoma, como uma espécie de alerta automático e assim informar o paciente e a equipe de saúde sobre a anormalidade encontrada. Nos próximos capítulos, este novo método será avaliado de maneira específica (classificação de FA) e generalista (classificação de arritmia).

Diagnóstico de Arritmia: Fibrilação Atrial

4.1 Introdução

A fibrilação atrial (FA) é uma arritmia em que há uma desordem completa na atividade elétrica atrial, fazendo com que os átrios fibrilem e não contraíam, dificultando o fluxo sanguíneo correto para os ventrículos não gerando sistematismo atrial. A FA é apresentada no sinal de ECG com padrão rápido e irregular [47, 48, 49, 46] (Fig. 4.1).

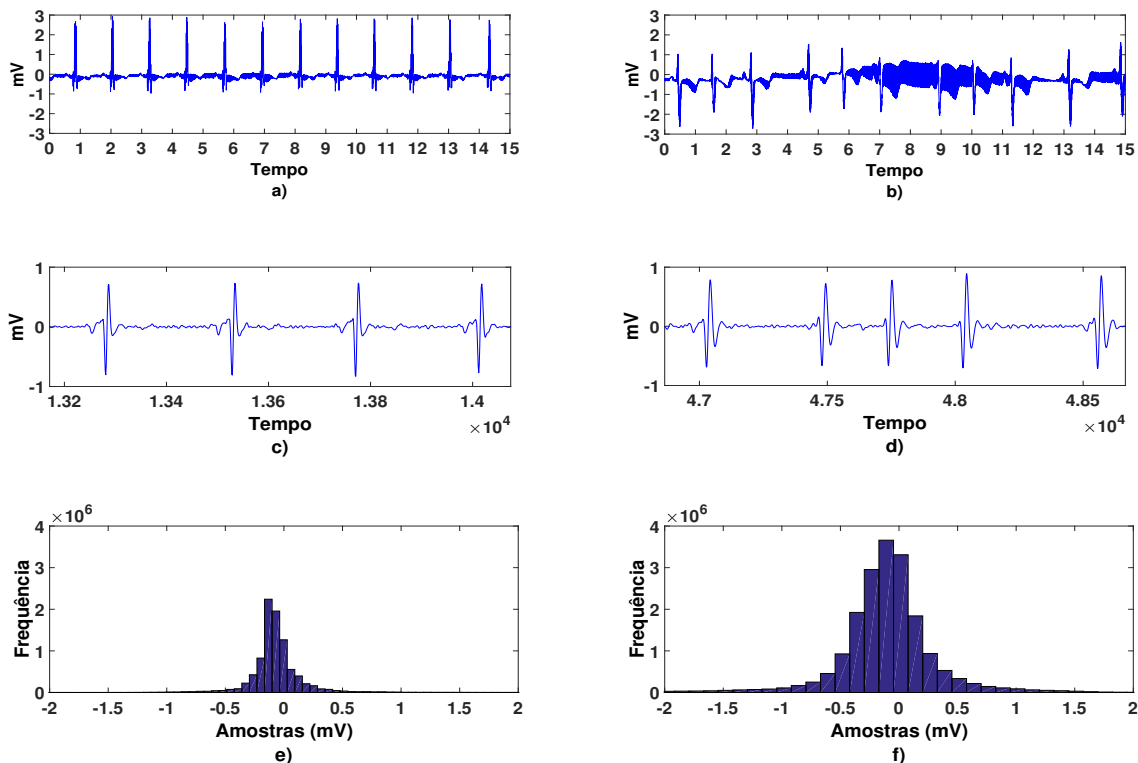


Figura 4.1: Comparação entre sinais de ECG saudáveis e com FA. a) ECG de um paciente saudável. b) ECG de um paciente com FA. c) ECG de um paciente com FA com zoom. d) Exemplo de gravação com zoom FA ECG. e) Histograma dos sinais de ECG obtidos da base de dados MIT-BIH Normal Sinus Rhythm. f) Histograma dos sinais de ECG obtidos da base de dados MIT-BIH FA.

Para realizar o diagnóstico FA é necessário efetuar algumas etapas, entre elas, está o desenvolvimento de métodos de triagem que apoiem o diagnóstico clínico. Portanto, este trabalho propõe o uso de dois métodos de triagem como estágios para um classificador de FA.

4.2 Método

Os métodos de triagem, bem como, os de classificação de FA apresentados na literatura utilizam limiares de decisão [37, 33]. No entanto, os limiares de decisão propostos na literatura são heurísticamente atribuídos. Portanto, o desafio é desenvolver limites de decisão que não precisam ser ajustados. Neste contexto, é proposto limiares baseados na dispersão do grupo com FA. Para garantir os resultados e a generalização do método, além da definição dos limites de decisão, é estabelecido um intervalo de confiança (IC) de 99,73% [50].

4.2.1 Método de triagem baseado na média

A região de aceitação adaptativa do método de triagem baseado na média é definido como

$$\varphi - 3\sigma \leq S_m \leq \varphi + 3\sigma, \quad (4.1)$$

onde φ e σ são calculados a partir dos pacientes com FA e representa a média e o desvio padrão das características (Média, Variância, Assimetria, Curtose), respectivamente.

4.2.2 Método de triagem baseado no desvio médio

A região de aceitação adaptativa do método de triagem baseado no desvio médio é definido como

$$[\Lambda_\omega - \varphi_{\Lambda_\omega}] + 3\sigma \leq S_{dm} \leq [\Lambda_\omega + \varphi_{\Lambda_\omega}] + 3\sigma \quad (4.2)$$

sendo Λ a característica da ω -ésima janela do sinal de ECG.

4.2.3 Classificador para FA

Os métodos de triagem são indicadores para o diagnóstico da FA. No entanto, o ideal é desenvolver um método capaz de classificar e não apenas realizar o rastreamento de pacientes com FA. Assim, a seguinte função de decisão será usada como método de classificação para FA

$$C_{FA} = \begin{cases} \text{FA}, & S_m \text{ e } S_{dm} \\ \text{Saudável}, & \text{Caso contrário.} \end{cases} \quad (4.3)$$

Portanto, o paciente é diagnosticado com FA, se e somente se, satisfaz os dois métodos de triagem. Caso contrário, o paciente é classificado como saudável.

4.3 Resultados

Os resultados são apresentados para um conjunto de 100.000 ciclos cardíacos pré-processados conforme descrito no Capítulo 2.1. Para selecionar a onda que sofre deformações no episódio FA, ou seja, onda P , foram utilizados os limites inferior $L_I(P) = 0$ e o superior $L_S(P) = 25$ para pacientes saudáveis e para pacientes com FA. O diagnóstico é avaliado em relação à sensibilidade, especificidade e acurácia.

4.3.1 Análise estatística

Como critério para avaliar a separabilidade entre os grupos, utilizou-se o valor de Δ , que é a diferença entre as medianas das características (Variância (σ_x^2), Assimetria (γ_x) e Curtose (κ_x)) de pacientes saudáveis e com a FA. A mediana é uma medida de posição que divide o conjunto de dados ao meio, no contexto deste trabalho, quanto mais distantes estão as medianas dos pacientes saudáveis em relação aos pacientes com FA, mais distantes estão esses grupos. A avaliação das características (Variância (σ_x^2), Assimetria (γ_x) e Curtose (κ_x)) que apresenta maior separação entre os sinais de ECG saudáveis e os sinais com FA, bem como, o intervalo R - R é apresentado na Tab. 4.1.

Tabela 4.1: Análise dos pacientes saudáveis e dos pacientes com a FA para diferentes estatísticas.

Análise		Saudáveis	Fibrilação Atrial	$ \Delta $	$ \Delta_r $
Intervalo R - R	Limite superior	2,0625	2,3600		
	Mediana	1,3120	1,4160	0,104	0,2430
	Limite inferior	0,6000	0,3640		
Variância (σ_x^2)	Limite superior	0,2054	1,3018		
	Mediana	0,062	0,086	0,024	0,0115
	Limite inferior	0,022	0,007		
Assimetria (γ_x)	Limite superior	4,9496	1,6949		
	Mediana	2,3241	-0,4535	2,7776	0,4304
	Limite inferior	-0,9574	-2,3424		
Curtose (κ_x)	Limite superior	36,9601	10,91		
	Mediana	18,6701	7,2407	11,4294	3,4574
	Limite inferior	8,1533	5,6508		

Δ é a diferença entre as medianas dos grupos e para o intervalo R - R ; $ \Delta_r $ é a diferença das medianas dividido pela desvio padrão de cada grupo (saudáveis e FA)

Uma comparação entre o intervalo $R-R$ e a variância, assimetria e a curtose é apresentada na Tab 4.1, e ilustrada na Fig. 4.2.

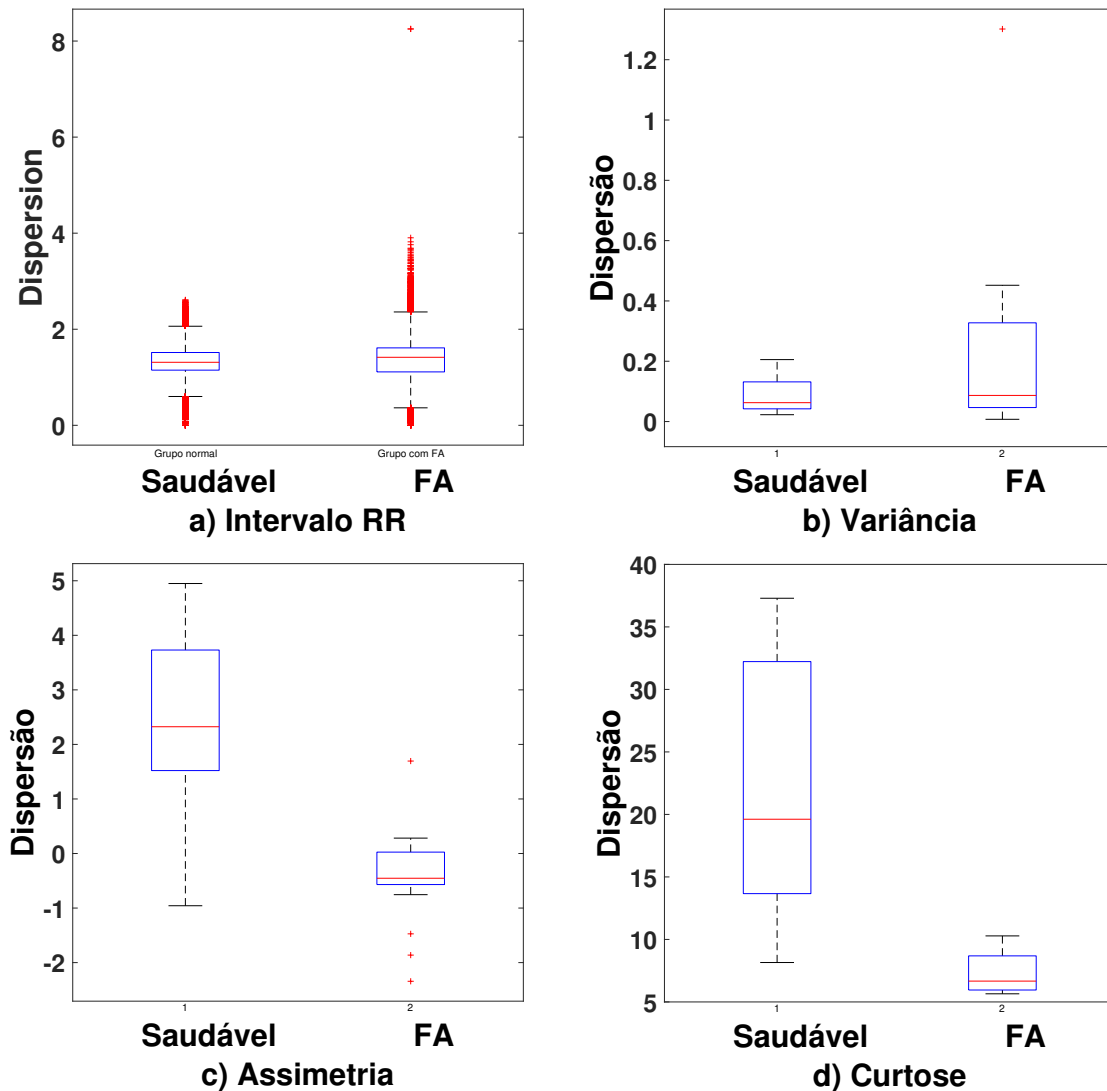


Figura 4.2: Variabilidade das características (Variância (σ_x^2), Assimetria (γ_x) e Curtose (κ_x)) de pacientes saudáveis e com FA. a) Dispersão do intervalo $R-R$. b) Dispersão da variância. c) Dispersão da assimetria. d) Dispersão da curtose.

Baseado na Tab. 4.1 e na Fig. 4.2 a estatística que apresenta maior Δ (ou ainda, Δ_r), ou seja, maior distância entre as medianas é a curtose.

4.3.2 Análise de janelamento do sinal de ECG

Alguns estudos mostram que o tamanho em que os sinais de ECG são janelados influencia sua análise [36, 22, 13]. Então, neste trabalho, a análise da janela para classificar a FA, baseado na curtose, é apresentada na Tab. 4.2.

Tabela 4.2: Análise do janelamento para os sinais de ECG dos pacientes saudáveis e com FA. Δ é a diferença entre as medianas das curtos de pacientes saudáveis e com a FA.

Pacientes	Ciclo Cardíaco										
	100	90	80	70	60	50	40	30	20	10	5
Saudáveis											
Limite superior	36,96	37,00	37,00	37,01	36,96	36,96	36,96	36,72	36,54	36,39	35,03
Mediana	18,45	19,03	18,81	18,87	18,67	19,09	19,13	18,78	19,15	18,97	18,01
Limite inferior	8,37	8,87	8,87	8,86	8,84	8,86	8,88	8,31	8,13	7,77	7,05
Fibrilação Atrial											
Limite superior	10,77	10,88	10,79	10,91	10,75	10,84	10,84	10,69	11,24	11,02	10,57
Mediana	8,60	8,12	8,02	7,79	7,24	7,26	7,08	6,75	6,72	7,03	6,14
Limite inferior	5,83	5,73	5,75	5,78	5,78	5,75	5,75	5,81	5,50	4,82	5,83
Δ	9,85	10,91	10,79	11,08	11,43	11,83	12,05	12,03	12,43	11,93	11,87

4.3.3 Classificação da Fibrilação Atrial

Para o método de triagem (Eq. 4.1 e Eq.4.2), bem como, para o classificador de FA (Eq. 4.3), o sinal de ECG é caracterizado pela curtose de acordo com Tab. 4.1 e o janelado em 20-5 ciclos cardíacos de acordo com Tab. 4.2. Os resultados são apresentados na Fig. 4.3 e avaliados com respeito à sensibilidade, especificidade e acurácia.

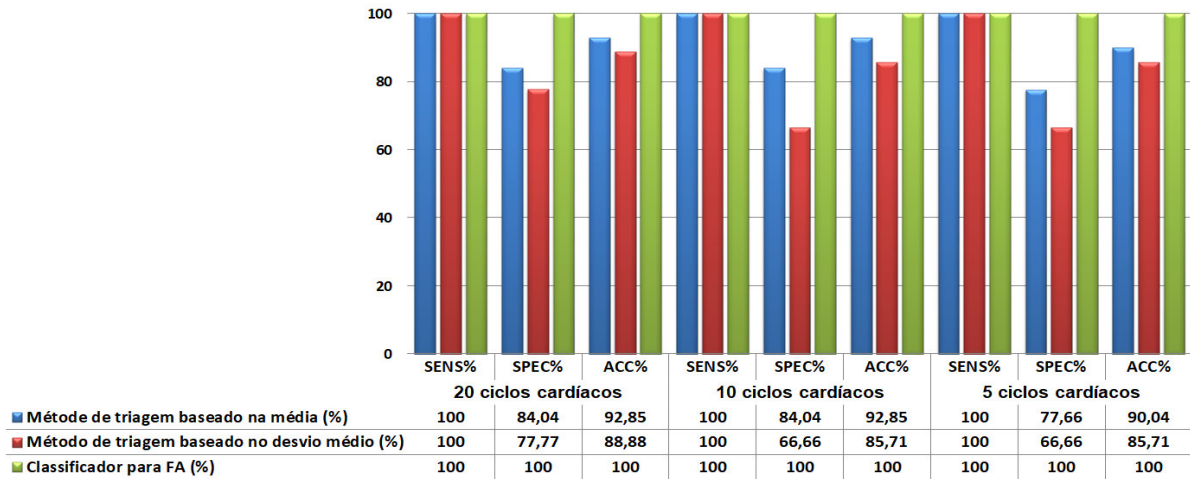


Figura 4.3: Análise de desempenho entre sensibilidade, especificidade e acurácia para diferentes tamanhos de janela do sinal de ECG (20-5 ciclos cardíacos).

A Fig. 4.4 ilustra a região de aceitação dos métodos de triagem e do classificador de FA, levando em consideração um IC de 99.73%.

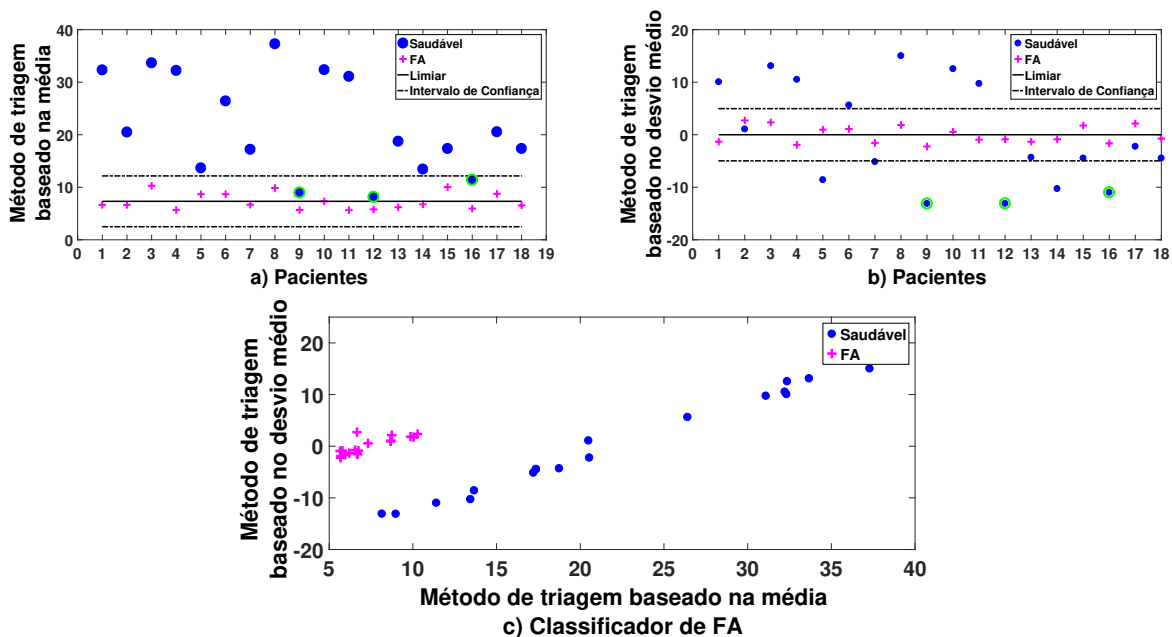


Figura 4.4: Método de classificação para FA composto por dois métodos de triagem. a) Método de triagem baseado na média. b) Método de triagem baseado no desvio médio. c) Classificador para FA.

As investigações utilizando o intervalo $R-R$ no método proposto também foram realizadas para verificar a separabilidade entre os sinais de ECG saudáveis e com FA.

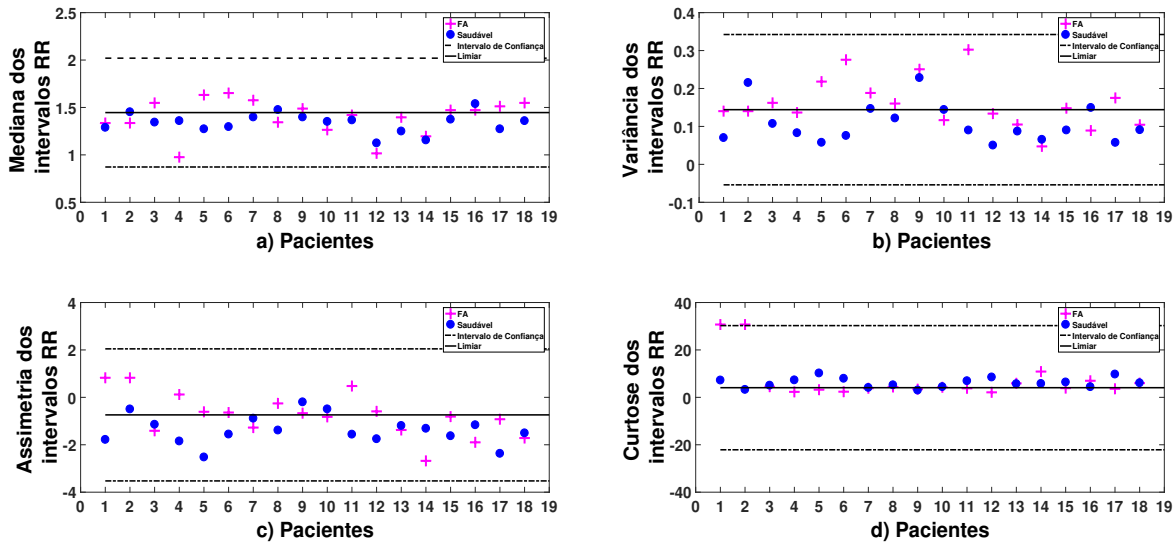


Figura 4.5: Método de triagem utilizando o intervalo $R-R$. a) Método de triagem baseado na média usando o intervalo $R-R$. b) Método de triagem baseado na variância usando o intervalo $R-R$. c) Método de triagem baseado na assimetria usando o intervalo $R-R$. d) Método de triagem baseado na curtose usando o intervalo $R-R$.

4.4 Discussão

O método proposto permite a seleção de partes específicas do sinal de ECG, neste caso a onda P (Fig.3.3). Esta nova abordagem, foi capaz de separar os sinais saudáveis dos sinais com FA. O método proposto se mostrou mais eficiente que o intervalo $R-R$ quando utilizado estatísticas superiores a segunda ordem (Tab. 4.1). Entre as estatísticas avaliadas, a que mais separa os pacientes saudáveis dos pacientes com FA é a curtose, reafirmando os estudos de Martis et al. [27] e Lucena et al. [39]. Em valor absoluto, a curtose é até 476 vezes superior a outras estatísticas avaliadas como a variância e até 110 vezes superior ao intervalo $R-R$. A dispersão das características (Variância (σ_x^2), Assimetria (γ_x) e Curtose (κ_x)) para pacientes saudáveis e pacientes com FA, é superior ao intervalo $R-R$ para todas as estatística avaliadas (Fig.4.2).

Depois de estabelecer a curtose como o momento estatístico que caracteriza o sinal de ECG, foi investigado o tamanho da janela, ou seja, a quantidade de subconjuntos do sinal de ECG que proporciona maior acurácia na classificação da FA. As investigações mostraram que as melhores janelas da curtose foram as 20-40 ciclos cardíacos. Esse comportamento era esperado por dois motivos: um aspecto clínico e outro analítico. O primeiro aborda o período de recuperação da frequência cardíaca, que é de 30 ± 12 ciclos cardíacos, períodos inferiores a 15 ciclos cardíacos podem não ser suficientes para diferenciar uma arritmia com a FA de uma resposta do sistema nervoso autônomo a um estímulo externo como o término de uma atividade física intensa [51,

52, 53, 54]. O outro é o aspecto analítico que levado em consideração é a quantidade de janelas onde o sinal de ECG é seccionado, esse processo evita que curtos períodos com FA sejam diluídos por um longo sinal saudável.

Para todos os tamanhos de janelas testados (5-40 ciclos cardíacos), os métodos de triagem obtiveram sensibilidade igual a 100% e a especificidade é de até 84,04%. Os dois métodos de seleção combinados forneceram um classificador FA com uma taxa de acerto no diagnóstico de 100%. Mesmo para janelas inferiores (5 ciclos cardíacos), o resultado do classificador proposto não foi alterado. Os resultados foram baseados em um IC de 99,73%.

Para o classificador, cada paciente será diagnosticado com FA, se e somente se, forem identificados em ambos os métodos de triagem. O primeiro método de triagem serve para identificar os verdadeiros positivos. O segundo método de triagem serve, primordialmente, para identificar falsos positivos do primeiro método de triagem. Por exemplo, os pacientes saudáveis 9, 12 e 16 são falsos positivos na Fig. 4.4a, mas verdadeiros negativos na Fig. 4.4b e, conseqüentemente, classificado como saudáveis em Fig. 4.4c.

Os métodos de triagem, bem como o classificador FA proposto neste trabalho, foram avaliados utilizando o intervalo $R-R$. No entanto, o intervalo $R-R$ não apresentou resultados significativos na separação dos sinais de pacientes saudáveis e com FA (Fig. 4.5).

A Tab. 4.3 compara a metodologia proposta com o melhor desempenho na literatura em relação à sensibilidade, especificidade e acurácia.

Tabela 4.3: Comparação de desempenho da metodologia proposta com a literatura em relação à sensibilidade, especificidade e acurácia. O símbolo (-) representa valores de sensibilidade, especificidade e acurácia não são especificados.

Autor (Ano)	Base de Dados	Característica	Janela	Classificador	SENS%	SPEC%	ACC%
Primeiro Método de triagem (2018)	AFDB	Morfologia da onda P	5 ciclo	ATD+CI	100	77,77	90,04
			10 ciclo		100	84,04	92,85
			20 ciclo		100	77,77	90,04
Segundo método de triagem (2018)	AFDB	Morfologia da onda P	5 ciclo	ATD+ CI	100	66,66	85,75
			10 ciclo		100	66,66	85,75
			20 ciclo		100	77,77	88,88
Classificador Proposto (2018)	AFDB	Morfologia da onda P	5 ciclo	ATD+ CI	100	100	100
			10 ciclo		100	100	100
			20 ciclo		100	100	100
Kennedy et al. (2016)[32]	AFDB	CoSEn+ CV+RMSSD +MAD	30 RR	Árvore de decisão	92,80	98,30	-
Orchard et al. (2016)[34]	44 pacientes	Ausência da onda P	30 s	Algoritmo proposto	95,00	99,00	-
Huo et al. (2015)[35]	70 pacientes	Ausência da onda P	250 ms	MLR	41,50	94,10	-
Petrenas et al. (2015) [37]	AFDB	RR	8 ciclo	TD	97,10	98,30	-
Zhou et al. (2014) [33]	AFDB	SD+SE	17 RR	TD	97,53	98,26	98,16

Coefficient of Sample Entropy (CoSEn); Coefficient of Variance (CV); Root Mean Square of the Successive Differences (RMSSD); Median Absolute Deviation (MAD); Symbolic Dynamics (SD); Shannon Entropy (SE); RR intervals (RR); Second (S); Milliseconds (Ms); Adaptive Threshold Detection (ATD); Threshold (TD); Confidence Interval (CI); Multivariate Logistic Regression (MLR).

A Tab. 4.3 mostra que mesmo quando comparado com técnicas mais complexas para extração de características, como as usadas por Kennedy et al. [32] e por Zhou et al. [33], o método proposto supera a taxa de sensibilidade (100%) e acurácia (100%) em todas as comparações de desempenho. No entanto, a especificidade dos métodos de triagem é menor em todas as comparações de desempenho. Mesmo em métodos semelhantes aos propostos nesse artigo, como em Orchard et al. [34] e Huo et al. [35], que são baseados na ausência da onda P , o resultado do classificador proposto é superior. Ainda quando comparado a Petrenas et al. [37], que classifica o FA com taxa de 97,10% usando simplesmente as irregularidades do intervalo $R-R$, é vantajoso usar o método proposto, pois usa o limiar de decisão adaptativa e IC (Eq. 4.1 e Eq.4.2) o que possibilita a aplicação do método proposto em outras populações com FA.

4.5 Conclusão

O classificador de FA proposto é composto por duas etapas de triagem, que podem ser usadas na tomada de decisões em práticas clínicas, com taxa de acerto no diagnóstico de 91,67%. Contudo, para tomada de decisões em prática clinicas o mais indicado é o classificador de FA que obteve taxa de acerto de 100% no diagnóstico de FA. No próximo capítulo (Capítulo 5) será proposto um método para classificação de arritmia ciclo a ciclo.

Classificação de arritmia ciclo a ciclo

5.1 Introdução

Mais de 20 milhões de brasileiros sofrem com algum tipo de arritmia cardíaca, provocando mais de 320 mil mortes súbitas todos os anos. Neste contexto, é indispensável o desenvolvimento de método e/ou técnicas para o diagnóstico e monitoramento clínico. As arritmias cardíacas são alterações elétricas que provocam modificações no ritmo cardíaco. Durante uma arritmia o coração bate de forma irregular. Quando os ciclos cardíacos estão muito rápidos, denomina-se taquicardia, e quando muito devagar, chama-se bradicardia. Além disso, as arritmias cardíacas podem ser classificadas, de acordo com a sua origem, como arritmias ventriculares (originadas nos ventrículos) ou arritmias supra-ventriculares (originadas habitualmente nos átrios) [12].

Um método para diagnóstico de arritmia (neste caso a fibrilação atrial) é desenvolvido no Capítulo 4. Aqui, será apresentado uma proposta para classificação de arritmia ciclo a ciclo. O método proposto, baseia-se na observação de que os episódios de arritmias alteram a morfologia do sinal do ECG. Um diagrama de blocos é mostrado na Fig. 5.1, e cada bloco de processamento é descrito no que se segue

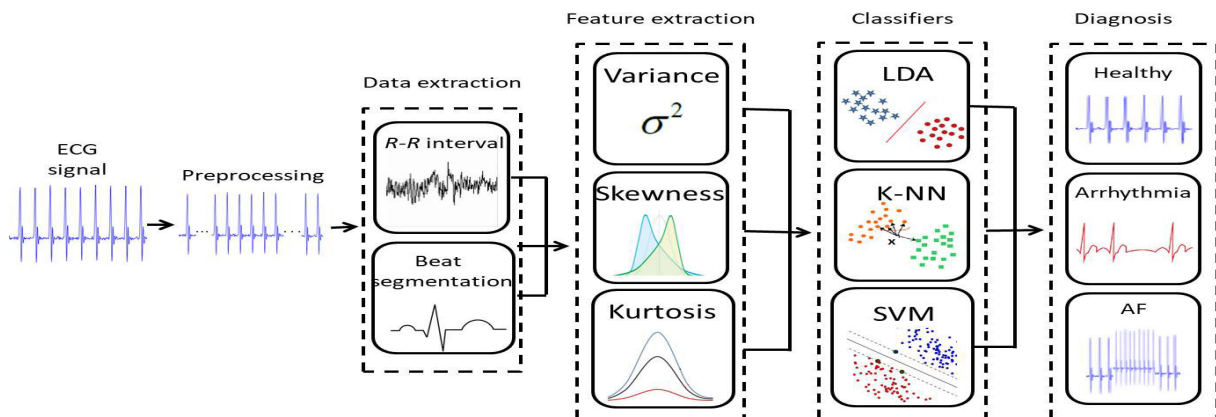


Figura 5.1: Classificação de arritmia ciclo a ciclo. Inicialmente o sinal de ECG é coletado e pré-processado, posteriormente é feita a extração de dados, o passo seguinte é extrair as características que serão apresentadas aos classificadores (LDA, k-NN, SVM) a fim de diagnosticar os diferentes tipos de batimentos (Saudável, Arritmia, FA).

5.2 Simulação

Os experimentos foram realizados utilizando 88% dos pacientes para treinamento (16 pacientes saudáveis, 41 pacientes com arritmia e 20 pacientes com FA) e 12% dos pacientes para teste (2 pacientes saudáveis, 6 pacientes com arritmia e 3 pacientes com FA). Os classificadores utilizados neste estudo foram: Análise discriminante linear (do inglês, Linear discriminant analysis (LDA)) com versão linear; k-vizinhos mais próximos (do inglês, k-Nearest Neighbors (k-NN)) com variação de 2-5 vizinhos mais próximos; máquina de vetores de suporte (do inglês, Support Vector Machine (SVM)) com a função de núcleo polinomial. A técnica de validação cruzada de 10 vezes foi usada para testar os classificadores. O desempenho geral dos classificadores foi avaliado tomando a média das validações cruzadas.

5.3 Resultados

As Séries e os histogramas da Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$), Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$) e Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$), para pacientes saudáveis e com arritmia (Fig. 5.2).

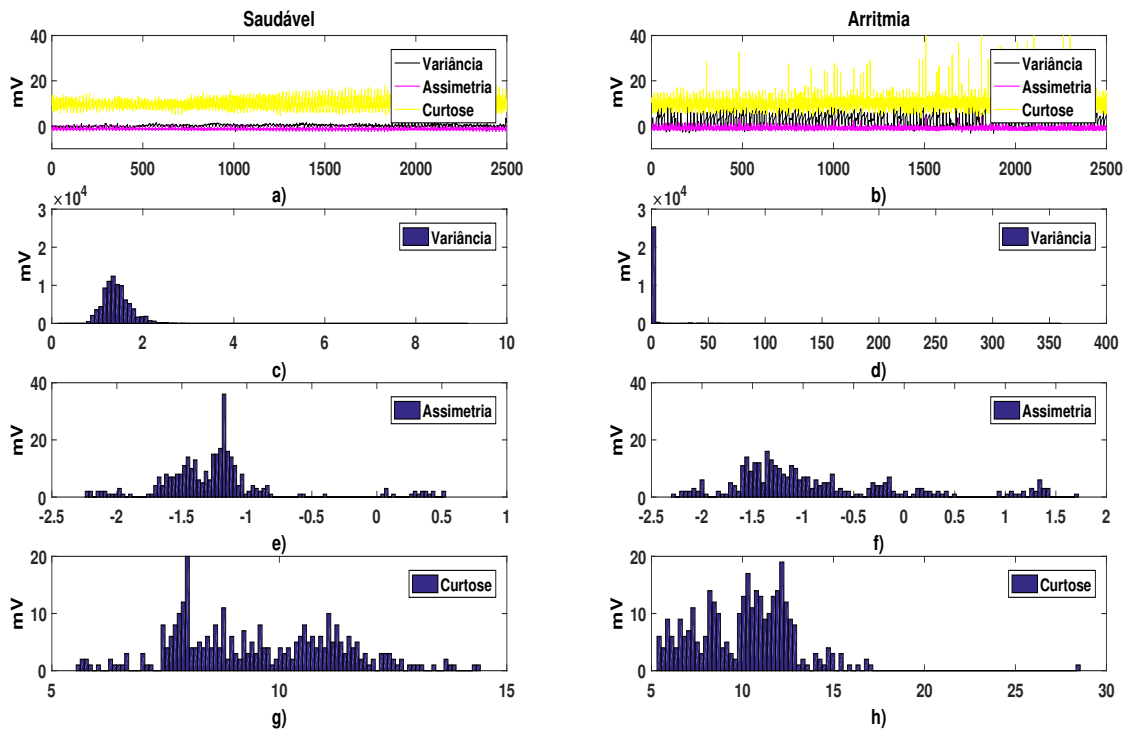


Figura 5.2: As Séries e os histogramas do grupo de pacientes saudáveis e com arritmia. a) Séries da variabilidade e da morfologia cardíaca para pacientes saudáveis. b) Séries da variabilidade e da morfologia cardíaca para pacientes com arritmia. c) Histogramas da variância de pacientes saudáveis. d) Histogramas da variância de pacientes com arritmia. e) Histogramas da assimetria de pacientes saudáveis. f) Histogramas da assimetria de pacientes com arritmia. g) Histogramas da curtose de pacientes saudáveis. h) Histogramas da curtose de pacientes com arritmia.

A Fig. 5.3 ilustra a dispersão das características extraídas pelo método proposto para cada ciclo cardíaco.

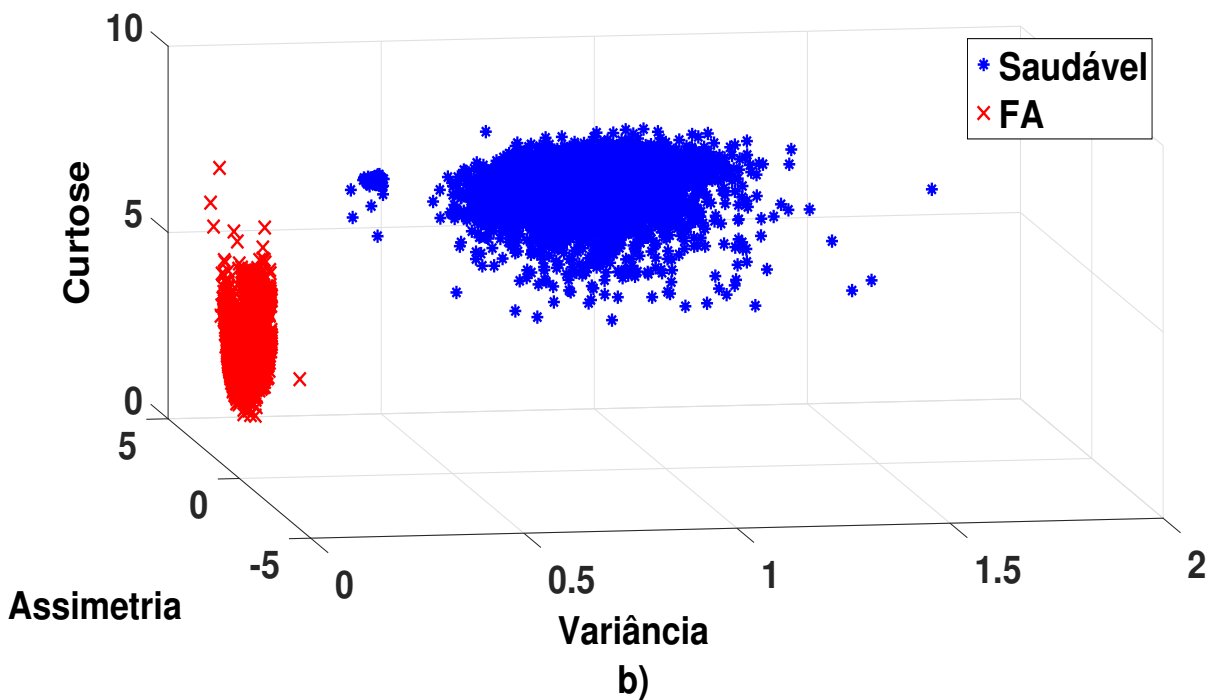
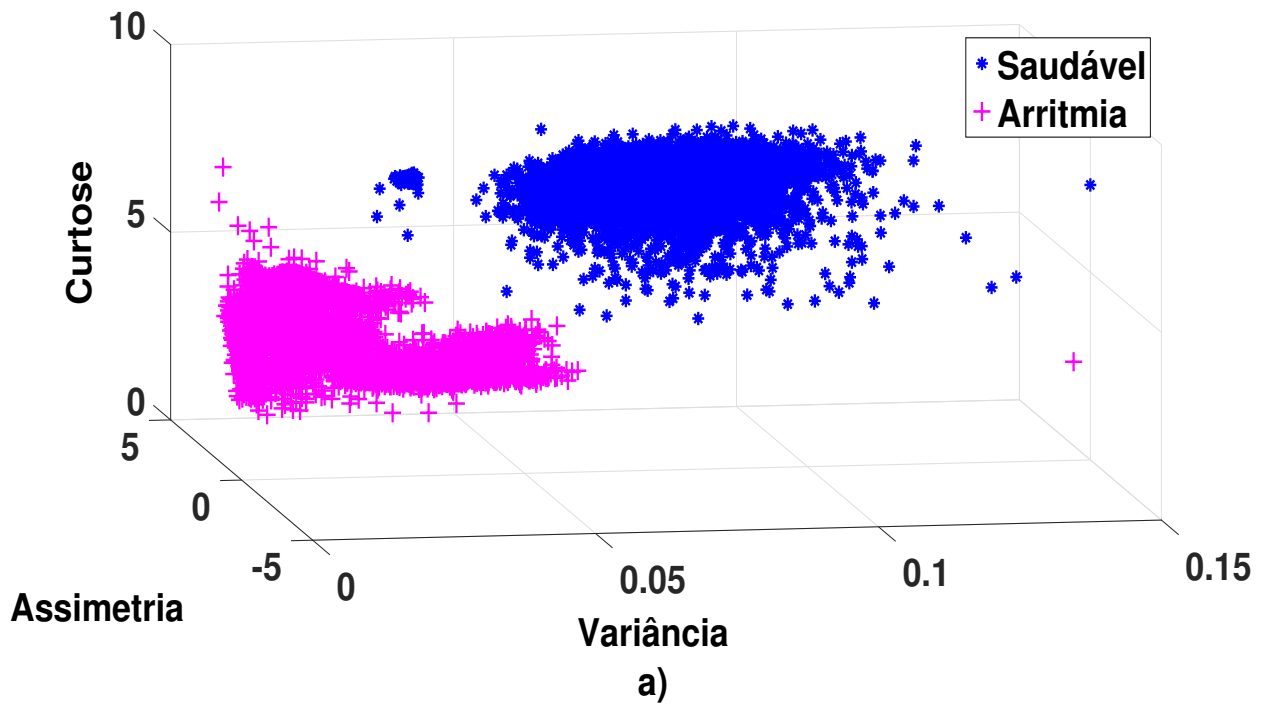


Figura 5.3: Ciclos cardíacos caracterizados pela Variância ($\sigma_{\mathbf{x}}^2$), Assimetria ($\gamma_{\mathbf{x}}$) e Curtose ($\kappa_{\mathbf{x}}$) do método proposto. a) Ciclos cardíacos dos pacientes saudáveis e dos pacientes com arritmia. b) Ciclos cardíacos dos pacientes saudáveis e dos pacientes com FA.

A Tabela 5.1 apresenta uma comparação de desempenho entre os diferentes classificadores para combinação das distintas características (Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$), Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$) e Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$)). Os resultados apresentados são validados utilizando a validação cruzada com 10 conjuntos.

Tabela 5.1: Acurácia média dos classificadores (LDA, k-NN, SVM) utilizando a Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$), Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$) e Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$).

Acurácia Média %								
RR	$\sigma_{\mathbf{X}}^2$	$\gamma_{\mathbf{X}}$	$\kappa_{\mathbf{X}}$	$\sigma_{\mathbf{X}}^2$	$\sigma_{\mathbf{X}}^2$	$\gamma_{\mathbf{X}}$	$\sigma_{\mathbf{X}}^2$	
				+	+	+	$\gamma_{\mathbf{X}}$	
				$\gamma_{\mathbf{X}}$	$\kappa_{\mathbf{X}}$	$\kappa_{\mathbf{X}}$	+	
							$\kappa_{\mathbf{X}}$	
Arritmia								
LDA	84,40	92,07	91,43	93,02	96,73	99,45	99,28	99,78
k-NN	84,40	92,07	91,43	93,02	96,73	99,45	99,28	99,78
SVM	84,40	92,07	91,43	93,02	96,73	99,45	99,28	99,78
Fibrilação Atrial								
LDA	85,70	94,73	93,45	95,52	97,72	99,97	99,78	100
k-NN	85,70	94,73	93,45	95,52	97,72	99,97	99,78	100
SVM	85,70	94,73	93,45	95,52	97,72	99,97	99,78	100

Linear Discriminant Analysis (LDA); k-Nearest Neighbors (k-NN); Support Vector Machine (SVM); Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$); Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$); Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$).

5.4 Discussão

A dispersão das variáveis (Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$); Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$); Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$) apresenta características diferentes entre o grupo de pacientes saudáveis (Fig. 5.2a)) e com arritmia (Fig. 5.2b)). A variância do grupo com arritmia (Fig. 5.2d)) é assimétrico a esquerda quando comparado à variância do grupo saudável (Fig. 5.2c)), levando a crê que a capacidade de variação do ritmo cardíaco para os pacientes saudáveis é maior que a capacidade dos pacientes com arritmia. A assimetria do grupo com arritmia (Fig. 5.2f)) é mais dispersa que a do grupo saudável (Fig. 5.2e)), mostrando que os ciclos cardíacos dos pacientes saudáveis são mais uniformes do que os ciclos de pacientes com arritmia, este fenômeno ocorre devido as deformações nas ondas do sinal de ECG provocadas por arritmias como a FA que sofre deformações na onda P ou pelo flutter atrial com o aparecimento da onda F [46, 55, 56]. A variabilidade da curtose dos pacientes com arritmia (Fig. 5.2g)) é maior que os pacientes saudáveis (Fig. 5.2h)), este comportamento é reflexo do maior número de picos R que estão distantes da média para os pacientes com arritmia do que para os pacientes saudáveis, ou seja, existem uma maior variação na amplitude do sinal de ECG para pacientes com arritmia do que para pacientes saudáveis.

O método proposto mostrou-se eficiente na solução de problemas globais (acurácia é de até 99,78% na classificação de arritmia) e locais (acurácia de 100% na classificação FA) no sinal

de ECG (Tab. 5.1). As características (Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$); Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$); Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$), separadamente, são em até 9,82% superior ao intervalo $R-R$. Quando combinadas, as características apresentam taxa de acerto superior, em relação ao intervalo $R-R$, em até 15,38%. A invariância dos classificadores utilizados (LDA, k-NN, SVM) deve-se a alta separabilidade entre os grupos de pacientes saudáveis e com arritmia (Fig. 5.3a) e dos grupos de pacientes saudáveis e com FA (Fig. 5.3b).

A separabilidade entre os pacientes saudáveis e aqueles com arritmia (Fig. 5.3a), também entre os pacientes saudáveis e aqueles com FA (Fig. 5.3b) é devido às informações obtidas a partir da variabilidade de tensão e da morfologia do sinal de ECG. Ou seja, além da informação de modulação de frequência usada na variabilidade da frequência cardíaca (VFC), adicionamos a modulação de amplitude. Assim, para classificar diferentes tipos de arritmias, usamos duas informações de modulação do sinal de ECG (frequência e amplitude). Além disso, o valor na parte direita da imagem (Fig. 5.3a) corresponde a uma única batida que está localizada no início do sinal de ECG. Certamente, a janela de rejeição de 1% usada neste trabalho não foi grande o suficiente para excluir esse ciclo cardíaco.

A Tabela 5.2 compara o método proposto com os melhores desempenhos na literatura, a respeito da sensibilidade, especificidade e acurácia na classificação de arritmia e na classificação de FA.

A Tabela 5.2 mostra que mesmo quando comparado com técnicas lineares iguais como o SVM ou técnicas não lineares como Neural Network (NN), os classificadores (LDA, k-NN, SVM) utilizados neste trabalho apresentaram resultados superiores na classificação de arritmia (acurácia de 99,78%) e na classificação de FA (acurácia de 100%).

A FA pode não só suprimir a onda P , mas também deformá-la [47, 49]. Logo, as abordagens que são apresentadas por Orchard et al. [34] e Huo et al. [35] podem não realizar a detecção de todos os ciclos cardíacos com FA. Por outro lado, o método proposto mostrou-se eficiente na classificação de ciclos cardíacos com FA como apresentados na Tabela 5.2.

5.5 Conclusão

Neste capítulo, foi mostrado que a combinação dos momentos estatísticos (Variância ($\sigma_{\mathbf{X}}^2$), Assimetria ($\gamma_{\mathbf{X}}$) e Curtose ($\kappa_{\mathbf{X}}$)) apresentou melhor acurácia média na detecção de ciclos não saudáveis (com taxas de 99,78% e 100% para arritmia e FA, respectivamente), quando comparado com os momentos estatísticos isolados. Mostramos que a curtose e a assimetria são características que fornecem alta precisão na classificação da arritmia. Nós mostramos que é eficiente usar a curtose para avaliar se o sinal de ECG tem uma distribuição normal (ou gaussiana). Os pacientes saudáveis têm uma distribuição gaussiana e os pacientes com arritmia têm uma distribuição super gaussiana. Nós também mostramos que arritmias modificam a morfologia da forma de onda do sinal de ECG, causando um deslocamento na distribuição. Este deslocamento é medido pela assimetria eficientemente. No próximo capítulo (Capítulo 6) será apresentado a conclusão deste trabalho, bem como, as perspectivas de trabalhos futuros.

Tabela 5.2: Sensibilidade, especificidade e acurácia da metodologia proposta em comparação com a literatura. O símbolo (-) representa valores não especificados nos trabalhos.

Autor (Ano)	Característica^α	Classificador^β	SENS%	SPEC%	ACC%
Arritmia					
Método Proposto (2018)	Variação de Tensão	LDA	99,64	99,91	99,78
		k-NN	99,64	99,91	99,78
		SVM	99,64	99,91	99,78
Jovic et al. (2017) [19]	AlphEn, HRV	Árvore de decisão	91,10	97,01	91,20
Kim et al. (2016) [24]	HRV de 5s	SVM	-	-	91,69
Elhaj et al. (2016) [23]	PCA, DWT, ICA, HOS	NN	98,90	98,90	98,90
Fibrilação Atrial					
Método Proposto (2018)	Variação de Tensão da onda <i>P</i>	LDA	100	100	100
		k-NN	100	100	100
		SVM	100	100	100
Kennedy et al. (2016)[32]	CoSEn+ CV+RMSSD +MAD	Árvore de decisão	92,80	98,30	-
Petrenas et al. (2015) [37]	RR	Threshold	97.10	98.30	-
Zhou et al. (2014) [33]	SD+SE	Threshold	97.53	98.26	98.16

^α Alphabet Entropy (AlphEn); Heart Rate Variability (HRV); Principal Component Analysis (PCA); Discrete Wavelet Transform (DWT); Independent Component Analysis (ICA); Higher Order Spectra (HOS); Coefficient of Sample Entropy (CoSEn); Coefficient of Variance (CV); Root Mean Square of the Successive Differences (RMSSD); Median Absolute Deviation (MAD);

^β Análise Discriminante Linear (LDA); k-Nearest Neighbors (k-NN); Support Vector Machine (SVM); Multivariate Logistic Regression (MLR).

Dispositivo de aquisição e acompanhamento de sinais cardíacos

6.1 Introdução

No Brasil, as doenças cardiovasculares causam quase 30% das mortes, ou seja, 950 pessoas morrem diariamente por doenças cardiovasculares, segundo estimativa da Sociedade Brasileira de Cardiologia (SBC) [5].

O mercado de eletrocardiogramas portáteis (ECGp) vendidos no Brasil conta com vários aparelhos, por exemplo, Ecafix, Prince-180B, Ecafix, Wincardio, EX-03, TEB, Cardiocare, ECG-600G entre outros. Todos estes aparelhos têm sido vendidos em larga escala em todo o Brasil. No entanto, nenhum destes dispositivos é de licença aberta, ou seja, não é possível adicionar nem mesmo modificar quaisquer item nos aparelhos, seja hardware ou software. Além disso, poucos destes aparelhos fazem classificação de pontos críticos no sinal de ECG.

A impossibilidade de adicionar ou modificar funções nos ECGp vendidos no Brasil motivou o desenvolvimento do Dispositivo de Aquisição e Acompanhamento de SINAis Cardíacos (DAASINC). Portanto, o objetivo do DAASINC é proporcionar um instrumento de baixo custo (Hardware e Software) capaz de classificar pontos críticos no sinal de ECG baseado nos métodos propostos nos Capítulos 2, e 4 deste estudo.

6.2 Materiais e Método

O processo elétrico do coração, iniciado no nódulo sinoatrial, é propagado até a superfície do corpo, onde pode ser medido. As medições em diferentes pontos do corpo são denominadas como derivações. O ECG pode ser analisado em até 12 derivações, sendo 6 periféricas e 6 precordiais. Das 6 periféricas, 3 são unipolares (aVR, aVF e aVL) e 3 bipolares (DI, DII e DIII) [11]. O DAASINC se concentra nas derivações bipolares que mede a diferença de potencial dos elétrodos positivo e negativo colocados equidistantes do coração. A DI mede, em um plano horizontal, a diferença de potencial entre os ombros. A DII mede a diferença de potencial entre o ombro direito e a perna esquerda. A DIII mede a diferença de potencial entre o ombro esquerdo e a perna esquerda.

6.2.1 Materiais

O DAASINC é composto por um microcontrolador (ATmega328/P) que é utilizado para realizar tarefas de processamento de dados, além de auxiliar nas outras atividades de outros dispositivos que compõem o sistema embarcado. O bloco de condicionamento integrado para ECG utilizado é o AD8232, um conversor A/D que amplifica o sinal, com a função de filtrar e enviar o sinal cardíaco tratado para que o microcontrolador. Uma tela sensível permite que o usuário possa iniciar, reiniciar ou pausar a aquisição do sinal cardíaco. Para salvar as informações coletadas foi utilizado o módulo leitor de cartão micro SD. A comunicação entre microcontrolador e módulo é feita através do protocolo SPI. A alimentação do dispositivo é feita por uma bateria de 9V, tensão na qual é convertida para 5V e 3.3V por um circuito regulador de tensão simples. Para indicar os picos R do sinal foi utilizado um buzzer, indicador sonoro de baixo custo baseado em piezoelétrico.

A Fig. 6.2.1 ilustra todos os componentes utilizados no desenvolvimento do DAASINC.

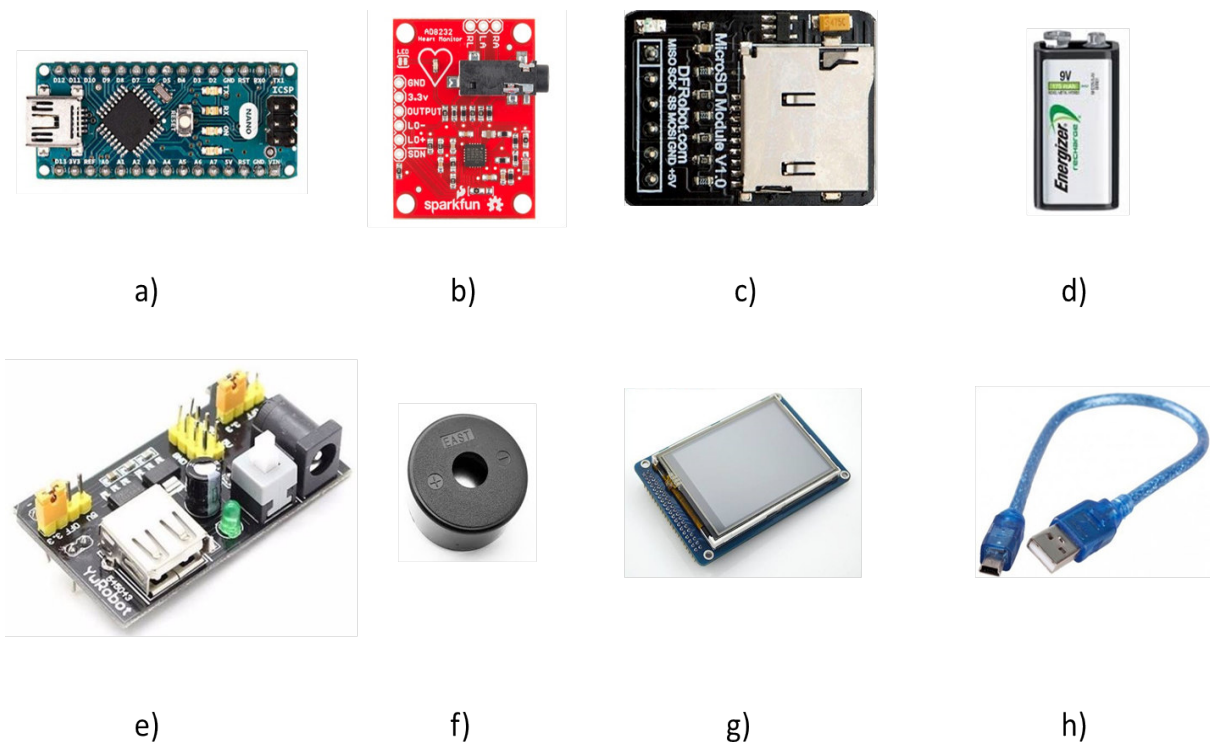


Figura 6.1: Componentes utilizados no desenvolvimento do DAASINC. a) Arduíno Nano. b) Módulo AD8232. c) Módulo Leitor microSDcard. d) Bateria de 9V. e) Módulo Fonte de Alimentação 3v3/5v. f) Buzzer. g) Tela touch screen Nextion 3.2. h) Cabo USB.

O circuito impresso para prototipagem em ambos os lados da placa, bem como, as trilhas de conexões dos componentes apresentados na Fig. 6.2.1 são descritos na Fig. 6.2.1.

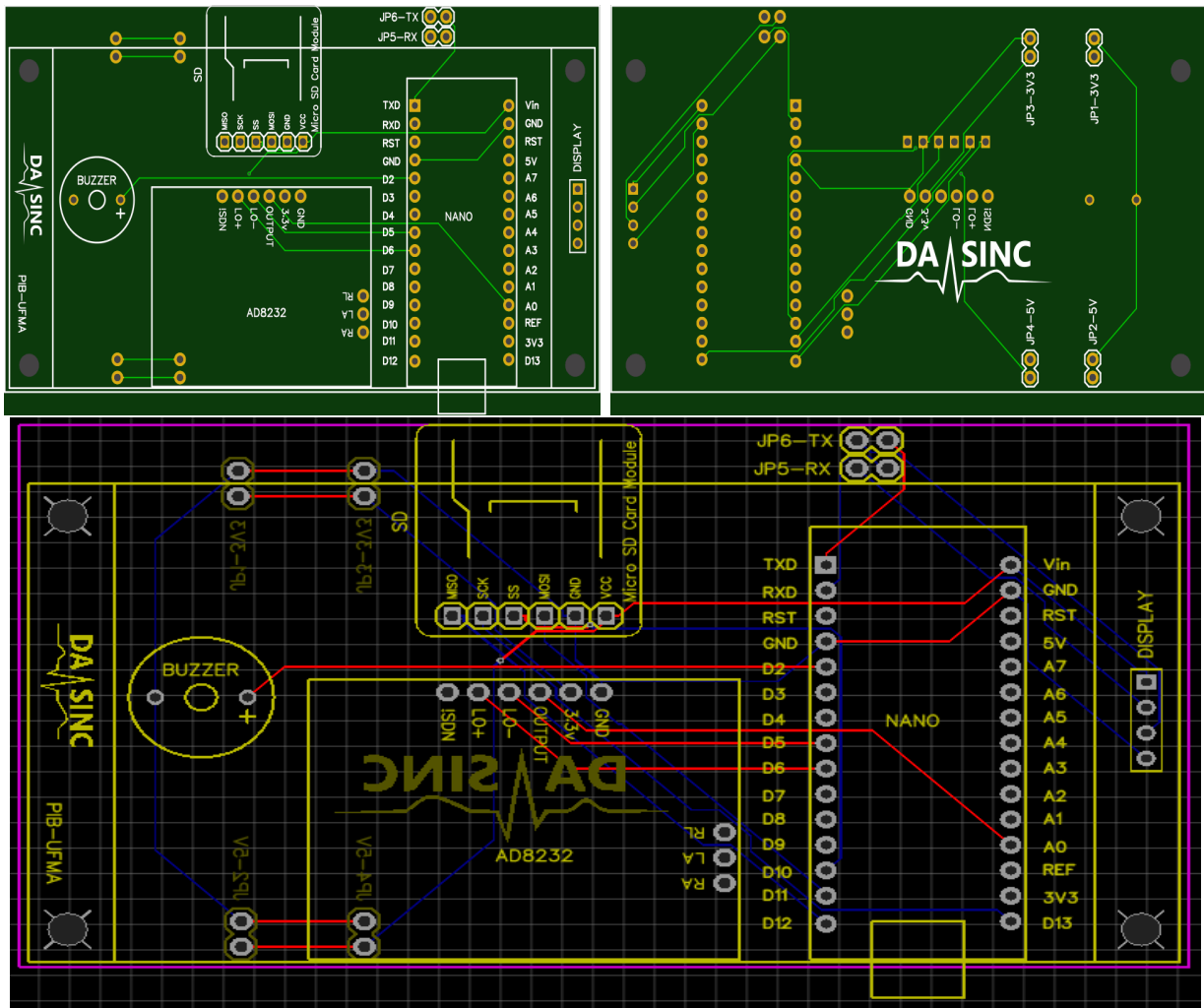


Figura 6.2: Circuito impresso para prototipagem. a) Face superior do circuito com suas respectivas trilhas de conexões. b) Face inferior do circuito com suas respectivas trilhas de conexões. c) Panorama geral do circuito para prototipagem

6.2.2 Método

Nesta seção, são apresentados Logo, a aquisição do sinal, o pré-processamento e as condições de operação.

Logo

A logo, é a identidade visual de um produto, marca ou empresa e tem como objetivo facilitar o seu reconhecimento. Neste contexto, é apresentado na Fig. 6.2.2 a logo referente ao DAASINC.



Figura 6.3: Logomarca do Dispositivo de aquisição e acompanhamento de sinais cardíacos (DA-ASINC)

Aquisição do sinal e pré-processamento

O sinal de ECG será recolhido com 10 bits de resolução e precisão de ± 2 a uma taxa de amostragem de até 16MHz, ou seja, até 9600 amostras por segundo. O sinal será coletado durante um período de 10 minutos com o participante em decúbito dorsal e cabeça elevada em 30° na linha de base. Isso foi feito usando um protocolo com três derivações. Além disso, o AD8232 que é o bloco de condicionamento de sinal integrado utilizado neste estudo. É projetado para extrair, amplificar e filtrar pequenos sinais biopotenciais na presença de condições ruidosas, como aquelas criadas pelo movimento ou posicionamento do eletrodo.

O AD8232 contém um filtro passa-alta bipolar para eliminar artefatos de movimento. Este filtro é acoplado à arquitetura de instrumentação do amplificador para permitir a filtragem de grandes ganhos em um único estágio, economizando espaço e custo. Um filtro passa-baixa de três polos para remover ruído também é adicional. O usuário pode selecionar o corte de frequência de todos os filtros para diferentes tipos de aplicativos. Por fim, a temperatura de operação é de -40°C a $+85^\circ\text{C}$ ¹.

Condições de operação

O aparelho de eletrocardiografia deve permitir o registro da atividade elétrica do coração em pacientes dos mais diversos biótipos e com quaisquer conformações da caixa torácica.

Os aspectos fundamentais que devem ser avaliados são:

1. Estabilidade da linha de base e movimentação do paciente;
2. Filtro muscular e filtro de frequência;
3. Registros em pacientes críticos;
4. Influência de ruído e de campo eletromagnético aceitável;

¹<http://pdf1.alldatasheet.com/datasheet-pdf/view/527942/AD/AD8232.html>

5. Influência do posicionamento dos eletrodos;
6. Proteção contra descarga de desfibrilador ou sobrecarga de corrente elétrica;
7. Outros recursos: envio (transmissão de arquivos), sistema de laudo automático e portabilidade.

Implementação do método

O código para aquisição e processamento dos sinais de ECG é feito utilizando o Arduino. Arduino é uma plataforma eletrônica de código aberto baseada em hardware e software fáceis de usar. Arduino nasceu no Ivrea Interaction Design Institute como uma ferramenta fácil para prototipagem rápida. O software e o hardware do Arduino são completamente de código aberto (do inglês, open-source), dando ao usuários a liberdade para construí-las de forma independente e eventualmente adaptá-las às suas necessidades particulares ².

6.3 Resultados

Os resultados apresentam o protótipo DAASINC. As informações resultantes da aquisição e processamento do sinal são demonstradas com conteúdo gráfico e numérico. O conteúdo gráfico deverá contemplar o registro das 3 derivações bipolares (DI, DII e DIII), uma por vez e por padrão a DII é apresentada. Já o conteúdo numérico é determinação da frequência cardíaca em batimentos por minuto e contém a frequência, tempo e amplitude do sinal de ECG.

A Fig. 6.3 ilustra o protótipo do DAASINC com todos os componestes acoplados na placa com o circuito impresso.



Figura 6.4: Hardware do DAASINC.

²<https://www.arduino.cc/en/Guide/Introduction>

A Fig. 6.3 ilustra o sinal de ECG coletado em um indivíduo teste em repouso e após atividade física moderada.

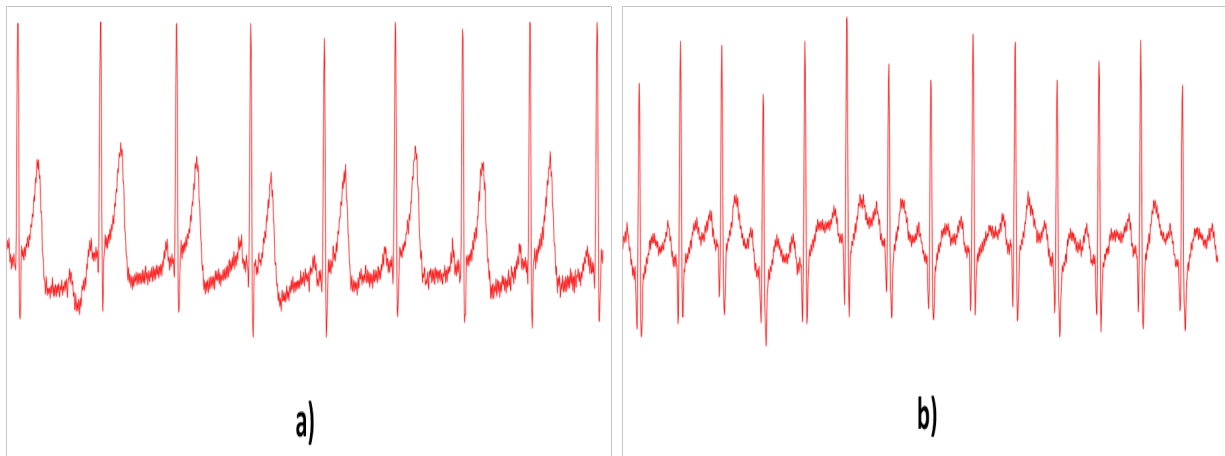


Figura 6.5: Gráfico do paciente teste em repouso e em exercício gerado pelo Arduino. a) Paciente teste em repouso. b) Paciente teste após atividade física.

6.4 Discussões

O Hardware proposto é de fácil reprodução devido ao seu baixo custo, em torno de 500 reais e acessibilidade de seus componentes. A frequência de amostragem foi avaliada até 1032 amostras por segundo com uma resolução de 8 bits. A interação do usuário se dá por uma tela lcd touch 3.2 polegadas (Nextion) com resolução de 400*240.

Os resultados apresentam diferentes padrões no sinal de ECG. O que mostra a eficiência do método em diagnosticar diferentes condições em que o coração é submetido.

A Tabela 6.1 compara o DAASINC com diferentes ECGp em relação ao preço, interface, derivações, leitura (Digital ou analógica) e suporte ao diagnóstico.

Tabela 6.1: Comparação do DAASINC com os ECG portáteis encontrados no mercado

ECG	Preço (R\$)	Interface	Derivações	Leitura	Suporte ao Diagnóstico
DAASINC	1500	Tela touch	3	Digital	Possui
Ecafix	6.999,00	Teclado	3	Analógico	Possui
Prince-180B	799,90	Monitor+Teclado	1	Digital	Não Possui
Ecafix	4.397,40	Não Possui	12	Digital	Não Possui
Wincardio	1	Não Possui	12	Digital	Não Possui
Ex-03	4.890,00	Monitor+Teclado	10	Digital	Não Possui
TEB	8.320,00	Não Possui	12	Digital	Não Possui
Cardiocare	6.690,72	Monitor+Teclado	12	Digital	Não Possui
ECG-600G	1.608,22	Monitor+Teclado	12	Digital+Analógico	Possui

O DAASINC apresenta o maior custo benefício entre todos os ECGp encontrados no mercado. O preço estimado para o DAASINC é até 5,5 vezes menor aos ECGp encontrados no mercado

brasileiro. A tela lcd touch proporciona uma maior interatividade com o usuário quando comprado com os ECGp do mercado (monitor e ou teclado). Um outro aspecto em que o DAASINC é superior, a maior parte, dos ECGp é que oferece suporte ao diagnóstico. No entanto, entre as deficiências apresentadas pelo DAASINC estão a quantidade inferior de derivações (3 canais) e incapacidade de impressão em papel térmico. Portanto, ampliar a quantidade de canais e possibilitar a impressão em papel térmico é nosso próximo desafio.

6.5 Conclusões

Neste Capítulo foi apresentado um dispositivo (Hardware e Software) para implementação do método proposto. Os resultados preliminares mostraram que o DAASINC é eficiente para mensuras as deformações nas ondas do sinal de ECG, bem como, em mudanças no ritmo cardíaco. Posteriormente, o DAASINC deve ser capaz de fazer adaptações em seu código original ou upload e download de novos software.

Conclusão

Neste trabalho, foi proposto uma nova abordagem para análise do sinal de ECG, a fim de apoiar o diagnóstico e monitoramento de arritmias cardíacas. A principal implicação deste trabalho é completa análise do sinal de ECG. Para isso, basta conhecer a frequência de amostragem e o tempo de duração da região de interesse. Ao contrário do intervalo $R-R$ em que cada ciclo cardíaco está associado a um único número real, o método proposto associa cada ciclo cardíaco a um conjunto de pontos, ou seja, a um vetor.

O método proposto proporcionou taxa de acerto de até 100% no diagnóstico e monitoramento de arritmias cardíacas. Os resultados levaram em consideração um intervalo de confiança de 99,73%. Portanto, a metodologia proposta torna-se uma alternativa para detectar arritmias autonomamente sem a necessidade de laudo médico, como uma espécie de alerta automático e, assim, informar o paciente e a equipe de saúde sobre a anormalidade encontrada. Além disso, a simplicidade do método proposto permitirá aplicações em sistemas embarcados, similar ao 24-h Holter. No entanto, esse sistema será capaz de não só registrar a atividade elétrica do coração e suas variações, mas também fornecer o prognóstico para determinadas arritmias como FA.

A implementação da metodologia proposta mostra-se relevante, sobretudo, em países de baixa e média renda onde acontece 80% dos óbitos por arritmias [1], ou ainda, em países de grande extensão territorial, como o Brasil, em que a concentração do número de médicos é de 2,09 médico para cada 1000 habitantes e em determinados estados como o Maranhão, não passa de 0,79 para cada 1000 habitantes. As estatísticas tendem a piorar quando se referem a médicos especialistas (cardiologistas), pois existem apenas 13.420 mil de 419.224 mil médicos registrados no conselho nacional (Brasil) de medicina em uma população de 201.032,714 milhões de habitantes [57]. Portanto, o método proposto poderá apoiar o diagnóstico remoto, como por exemplo, em locais de difícil acesso e/ou onde não existem médicos especializados. Neste contexto é apresentado o Dispositivo de Aquisição e Acompanhamento de SINais Cardíacos (DAASINC). O objetivo do DAASINC é avaliar a condição cardíaca utilizando a metodologia proposta neste trabalho (Capítulo 6).

Este trabalho apresentou alta taxa no diagnóstico de arritmia, sobretudo no diagnóstico de FA. No entanto, pelo menos dois pontos devem ser desenvolvidos para aumentar ainda mais a eficácia do método. Primeiro, a frequência de amostragem é inversamente proporcional ao tamanho do sinal de ECG a ser analisado, ou seja, quanto menor a região de interesse a ser

estudada maior deverá ser a frequência em que o sinal de ECG é amostrado, este aspecto dificulta a implementação em dispositivos embarcados com hardware de baixa complexidade. Um outro ponto importante a ser levado em consideração é o fato de que a extração de dados proposta neste trabalho é mensurada utilizando estatística de alta ordem. As estatísticas são dependentes das médias amostrais, como consequência a presença de outliers pode prejudicar a análise dos dados.

Portanto, nossos próximos desafios, a curto prazo, são verificar técnicas que sofram menos influência dos outliers. Para médio e longo prazo, pretendemos utilizar a metodologia proposta não só para avaliação de outras anormalidades cardíacas como infarto do miocárdio, bloqueio dos ramos, entre outros, mas também como preditor de paroxismos epileptiformes.

Publicações

Os artigos relacionados a seguir são referentes aos estudos descritos nesse trabalho:

Jornal:

Publicado:

- QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; BARROS, ALLAN KARDEC; OLIVEIRA JUNIOR, A.; LUCENA, F. Diagnostic decision support systems for atrial fibrillation based on a novel electrocardiogram approach, *Journal of Electrocardiology*, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022073617304259>. Fator de Impacto (2016 JCR): 1,5140, 2017. [43]
- QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; BORRALHO, GABRIEL SOUSA; BARROS, ALLAN KARDEC. Low Cost Electrocardiogram and Easy Manipulation. *Biomed J Sci Tech Res* 4(4)-2018. BJSTR.MS.ID.0001088. DOI:10.26717/BJSTR2018.04.0001088. Fator de Impacto (2017 JCR): 0,548.

Aceito:

- QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; BARROS, ALLAN KARDEC; SOUSA, GEAN; BARREIROS, MARTA; SANTANA, E. EWALDO. Arrhythmia Classification Based on Variability and Morphology of Electrocardiogram, 2018. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. Fator de Impacto (2016 JCR): 1,49.

Revisão (Menor):

- QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; AZOBEL, LUANA M. ANAISSE BARROS, ALLAN KARDEC; Support Systems for Classification of Beat-to-Beat arrhythmia Based on Variability and Morphology of Electrocardiogram, *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2018. Fator de Impacto (2016 JCR): 1.639.

Congresso:

- BORRALHO, GABRIEL SOUSA; QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; BARROS, ALLAN KARDEC. DAASINC: Dispositivo de aquisição e acompanhamento de sinais cardíacos, Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica, 2018, Búzios, Rio de Janeiro, Brasil.

- OLIVEIRA JUNIOR, A.; LUCENA, F.; QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; BARROS, ALLAN KARDEC. Classification of Atrial Fibrillation Based on ECG Signal Amplitude In: International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI), 2017, Orlando. Bioinformatics-Late Breaking Papers. , 2017.
- OLIVEIRA JUNIOR, A.; QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; LUCENA, FAUSTO; BARROS, ALLAN KARDEC. Atrial Fibrillation Classification Based on Kurtosis In: 2017 Int.Conf. on Applied Mathematics and Computer Science, 2017, Rome. ICAMCS '17: Applications of Technology of Informatics and Engineering in Human Activities. , 2017.
- OLIVEIRA, ALFREDO; QUEIROZ, JONATHAN ARAUJO; LUCENA, FAUSTO; BARROS, ALLAN KARDEC Method to characterize and classify atrial fibrillation based on kurtosis In: 2016 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Taipei. 2016 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). , 2016. p.1028. [58]

Referências Bibliográficas

- [1] *The Atlas of Heart Disease and Stroke*, 1st ed. World Health Organization. [Online]. Available: <http://www.amazon.com/exec/obidos/redirect?tag=citeulike07-20&path=ASIN/9241562765>
- [2] S. Mendis, P. Puska, B. Norrving, W. H. Organization, W. H. Federation, and W. S. Organization, *Global atlas on cardiovascular disease prevention and control*. World Health Organization in collaboration with the World Heart Federation and the World Stroke Organization, 2011. [Online]. Available: <http://www.worldcat.org/isbn/9789241564373>
- [3] A. Steptoe and M. Kivimäki, “Stress and cardiovascular disease.” *Nature reviews. Cardiology*, vol. 9, no. 6, pp. 360–370, Jun. 2012. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1038/nrcardio.2012.45>
- [4] C. D. Mathers and D. Loncar, “Projections of global mortality and burden of disease from 2002 to 2030,” *PLOS Medicine*, vol. 3, no. 11, pp. 1–20, 11 2006. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pmed.0030442>
- [5] AF, D. Precoma, J. Andrade, H. Correa Filho, J. Saraiva, G. Oliveira, A. Murro, A. Campos, A. Alessi, A. Avezum Junior, A. Achutti, A. Miguel, A. Sousa, A. Lotemberg, A. Lins, A. Falud, A. Brandão, A. Sanjuliani, A. Sbissa, A. Alencar Filho, A. Herdy, C. Polanczyk, C. Lantieri, C. Machado, C. Scherr, C. Stoll, C. Amodeo, C. , D. Saraiva, E. Moriguchi, E. Mesquita, F. Cesena, F. Fonseca, G. Campos, G. Soares, G. Feitosa, H. Xavier, I. Castro, I. Giuliano, I. Rivera, I. Guimaraes, J. Issa, J. Souza, J. Faria Neto, L. Cunha, L. Pellanda, L. Bortolotto, M. Bertolami, M. Miname, M. Gomes, M. Tambascia, M. Malachias, M. Silva, M. Izar, M. , M. Bacellar, M. Milani, M. Wajngarten, N. Ghorayeb, O. Coelho, P. Villela, P. Jardim, R. Santos Filho, R. Stein, R. Cassani, R. D’Avila, R. Ferreira, R. Barbosa, R. Povia, S. Kaiser, S. Ismael, T. Carvalho, V. Giraldez, W. Coutinho, and W. Souza, “I Diretriz Brasileira de Prevenção Cardiovascular,” *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 101, pp. 1 – 63, 12 2013.
- [6] A. d. P. Mansur and D. A. Favarato, “Trends in Mortality Rate from Cardiovascular Disease in Brazil, 1980-2012,” *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 107, pp. 20 – 25, 07 2016. [Online]. Available: http://www.scielo.br/scielo.phpscript=sci_arttext&pid=S0066-782X2016004000020&nrm=iso

- [7] G. V. Naccarelli, H. Varker, J. Lin, and K. L. Schulman, “Increasing prevalence of atrial fibrillation and flutter in the united states,” *The American Journal of Cardiology*, vol. 104, no. 11, pp. 1534 – 1539, 2009. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0002914909013885>
- [8] S. Colilla, A. Crow, W. Petkun, D. E. Singer, T. Simon, and X. Liu, “Estimates of current and future incidence and prevalence of atrial fibrillation in the u.s. adult population,” *The American Journal of Cardiology*, vol. 112, no. 8, pp. 1142 – 1147, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0002914913012885>
- [9] B. P. Krijthe, A. Kunst, E. J. Benjamin, G. Y. Lip, O. H. Franco, A. Hofman, J. C. Witteman, B. H. Stricker, and J. Heeringa, “Projections on the number of individuals with atrial fibrillation in the european union, from 2000 to 2060,” *European Heart Journal*, vol. 34, no. 35, pp. 2746–2751, 2013. [Online]. Available: <http://eurheartj.oxfordjournals.org/content/34/35/2746>
- [10] J. Hall, *Guyton and Hall Textbook of Medical Physiology*, ser. Guyton Physiology. Elsevier Health Sciences, 2015. [Online]. Available: <https://books.google.com.br/books?id=krLSCQAAQBAJ>
- [11] J. Malmivuo and R. Plonsey, *Bioelectromagnetism: Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields*. Oxford University Press, 1995. [Online]. Available: <https://books.google.com.br/books?id=H9CFM0TqWwsC>
- [12] C. Pastore, J. Pinho, C. Pinho, N. Samesima, H. Pereira Filho, J. Kruse, A. Paixão, A. P. Copyrightez-Riera, A. Ribeiro, C. Oliveira, C. Gomes, E. Kaiser, F. Galvão, F. Darrieux, F. França, G. Feitosa Filho, H. Germiniani, J. Aziz, M. Leal, M. Molina, N. Oliveira, P. Oliveira, P. Sanches, R. Almeida, R. Barbosa, R. Teixeira, R. Douglas, R. Gundim, and S. Atanes, “III DIRETRIZES DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE CARDIOLOGIA SOBRE ANÁLISE E EMISSÃO DE LAUDOS ELETROCARDIOGRÁFICOS,” *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 106, pp. 1 – 23, 04 2016. [Online]. Available: <http://www.scielo.br/scielo.phpscript=sciarttext&pid=S0066782X2016003000001&nrm=iso>
- [13] I. Beraza and I. Romero, “Comparative study of algorithms for ecg segmentation,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 34, no. Supplement C, pp. 166 – 173, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809417300216>
- [14] R. Rodríguez, A. Mexicano, J. Bila, S. Cervantes, and R. Ponce, “Feature extraction of electrocardiogram signals by applying adaptive threshold and principal component analysis,” *Journal of Applied Research and Technology*, vol. 13, no. 2, pp. 261 – 269, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1665642315000103>
- [15] L. Y. Di Marco and L. Chiari, “A wavelet-based ecg delineation algorithm for 32-bit integer online processing,” *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 10, no. 1, p. 23, Apr 2011. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1186/1475-925X-10-23>

- [16] Y. Sun, X. Zheng, and W. Hao, *China Water and Wastewater*, vol. 21, 2005, cited By 3.
- [17] J. P. Martinez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, and P. Laguna, “A wavelet-based ecg delineator: evaluation on standard databases,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 4, pp. 570–581, April 2004.
- [18] P. Laguna, R. JanÅ©, and P. Caminal, “Automatic detection of wave boundaries in multilead ecg signals: Validation with the cse database,” *Computers and Biomedical Research*, vol. 27, no. 1, pp. 45 – 60, 1994. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010480984710068>
- [19] A. Jovic and F. Jovic, “Classification of cardiac arrhythmias based on alphabet entropy of heart rate variability time series,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 31, pp. 217 – 230, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809416301112>
- [20] J. Li, G. Deng, W. Wei, H. Wang, and Z. Ming, “Design of a real-time ecg filter for portable mobile medical systems,” *IEEE Access*, vol. 5, pp. 696–704, 2017.
- [21] D. Katircioglu-Ozturk, H. A. Guvenir, U. Ravens, and N. Baykal, “A window-based time series feature extraction method,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 89, no. Supplement C, pp. 466 – 486, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482517302706>
- [22] C. Zou, Y. Qin, C. Sun, W. Li, and W. Chen, “Motion artifact removal based on periodical property for ecg monitoring with wearable systems,” *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 40, no. Supplement C, pp. 267 – 278, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1574119217303395>
- [23] F. A. Elhaj, N. Salim, A. R. Harris, T. T. Swee, and T. Ahmed, “Arrhythmia recognition and classification using combined linear and nonlinear features of {ECG} signals,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 127, pp. 52 – 63, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260715301097>
- [24] Y. J. Kim, J. Heo, K. S. Park, and S. Kim, “Proposition of novel classification approach and features for improved real-time arrhythmia monitoring,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 75, pp. 190 – 202, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482516301482>
- [25] R. J. Martis, U. R. Acharya, K. Mandana, A. Ray, and C. Chakraborty, “Cardiac decision making using higher order spectra,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 2, pp. 193 – 203, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809412000869>
- [26] R. J. Martis, U. R. Acharya, H. Prasad, C. K. Chua, C. M. Lim, and J. S. Suri, “Application of higher order statistics for atrial arrhythmia classification,” *Biomedical*

- Signal Processing and Control*, vol. 8, no. 6, pp. 888 – 900, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1746809413001213>
- [27] R. J. Martis, U. R. Acharya, C. M. Lim, K. M. Mandana, A. K. Ray, and C. Chakraborty, “Application of higher order cumulant features for cardiac health diagnosis using ecg signals.” *Int. J. Neural Syst.*, vol. 23, no. 4, 2013. [Online]. Available: <http://dblp.uni-trier.de/db/journals/ijns/ijns23.html#MartisALMRC13>
- [28] L. Sharma, S. Dandapat, and A. Mahanta, “ECG signal denoising using higher order statistics in wavelet subbands,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 5, no. 3, pp. 214–222, 2010.
- [29] L. N. Sharma, S. Dandapat, and A. Mahanta, “Kurtosis-based noise estimation and multiscale energy to denoise ecg signal,” *Signal, Image and Video Processing*, vol. 7, no. 2, pp. 235–245, Mar 2013. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1007/s11760-011-0227-7>
- [30] Y. Kutlu and D. Kuntalp, “Feature extraction for ecg heartbeats using higher order statistics of wpd coefficients,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 105, no. 3, pp. 257 – 267, 2012. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169260711002665>
- [31] O. Lahdenoja, T. Hurnanen, Z. Iftikhar, S. Nieminen, T. Knuutila, A. Saraste, T. Kiviniemi, T. Vasankari, J. Airaksinen, M. Pankaala, and T. Koivisto, “Atrial fibrillation detection via accelerometer and gyroscope of a smartphone,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. PP, no. 99, pp. 1–1, 2017.
- [32] A. Kennedy, D. D. Finlay, D. Guldenring, R. R. Bond, K. Moran, and J. McLaughlin, “Automated detection of atrial fibrillation using r-r intervals and multivariate-based classification,” *Journal of Electrocardiology*, vol. 49, no. 6, pp. 871 – 876, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002207361630111X>
- [33] X. Zhou, H. Ding, B. Ung, E. Pickwell-MacPherson, Y. Zhang *et al.*, “Automatic online detection of atrial fibrillation based on symbolic dynamics and shannon entropy,” *Biomedical engineering online*, vol. 13, no. 1, p. 18, 2014.
- [34] J. Orchard, N. Lowres, S. B. Freedman, L. Ladak, W. Lee, N. Zwar, D. Peiris, Y. Kamaladasa, J. Li, and L. Neubeck, “Screening for atrial fibrillation during influenza vaccinations by primary care nurses using a smartphone electrocardiograph (iecg): A feasibility study,” *European Journal of Preventive Cardiology*, vol. 23, no. 2_suppl, pp. 13–20, 2016, pMID: 27892421. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1177/2047487316670255>
- [35] Y. Huo, F. Holmqvist, J. Carlson, T. Gaspar, G. Hindricks, C. Piorkowski, A. Bollmann, and P. G. Platonov, “Variability of p-wave morphology predicts the outcome of circumferential pulmonary vein isolation in patients with recurrent atrial fibrillation,” *Journal of Electrocardiology*, vol. 48, no. 2, pp. 218 – 225, 2015. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022073614004865>

- [36] W. Shuai, X. xing Wang, K. Hong, Q. Peng, J. xiang Li, P. Li, J. Chen, X. shu Cheng, and H. Su, “Is 10-second electrocardiogram recording enough for accurately estimating heart rate in atrial fibrillation,” *International Journal of Cardiology*, vol. 215, pp. 175 – 178, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167527316308403>
- [37] L. S. Andrius Petrėnas, Marozas Vaidotas, “Low-complexity detection of atrial fibrillation in continuous long-term monitoring,” *Computers in Biology and Medicine*, pp. 1–8, 2015.
- [38] A. Maan, M. Mansour, J. N. Ruskin, and E. K. Heist, “Impact of catheter ablation on p-wave parameters on 12-lead electrocardiogram in patients with atrial fibrillation,” *Journal of Electrocardiology*, vol. 47, no. 5, pp. 725 – 733, 2014. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022073614001332>
- [39] F. Lucena, A. K. Barros, J. C. Príncipe, and N. Ohnishi, “Statistical coding and decoding of heartbeat intervals,” *PloS one*, vol. 6, no. 6, p. e20227, 2011.
- [40] A. L. Goldberger, L. A. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, “Physiobank, physiotoolkit, and physionet components of a new research resource for complex physiologic signals,” *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. 215–220, 2000.
- [41] G. B. Moody and R. G. Mark, “A new method for detecting atrial fibrillation using R-R intervals,” pp. 227–230, 1983.
- [42] A. L. Goldberger, L. A. N. Amaral, L. Glass, J. M. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. G. Mark, J. E. Mietus, G. B. Moody, C.-K. Peng, and H. E. Stanley, “Physiobank, physiotoolkit, and physionet,” *Circulation*, vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000. [Online]. Available: <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215>
- [43] J. A. Queiroz, A. Junior, F. Lucena, and A. K. Barros, “Diagnostic decision support systems for atrial fibrillation based on a novel electrocardiogram approach,” *Journal of Electrocardiology*, 2017. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022073617304259>
- [44] Y. ozbay and G. Tezel, “A new method for classification of ecg arrhythmias using neural network with adaptive activation function,” *Digital Signal Processing*, vol. 20, no. 4, pp. 1040 – 1049, 2010. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200409001948>
- [45] M. Korurek and A. Nizam, “Clustering mit-bih arrhythmias with ant colony optimization using time domain and pca compressed wavelet coefficients,” *Digital Signal Processing*, vol. 20, no. 4, pp. 1050 – 1060, 2010. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1051200409001973>
- [46] C. T. January, L. S. Wann, J. S. Alpert, H. Calkins, J. E. Cigarroa, J. C. Cleveland, J. B. Conti, P. T. Ellinor, M. D. Ezekowitz, M. E. Field, K. T. Murray, R. L. Sacco, W. G.

- Stevenson, P. J. Tchou, C. M. Tracy, and C. W. Yancy, “2014 aha/acc/hrs guideline for the management of patients with atrial fibrillation,” *Circulation*, vol. 130, no. 23, pp. e199–e267, 2014. [Online]. Available: <http://circ.ahajournals.org/content/130/23/e199>
- [47] L. Zimerman, G. Fenelon, M. Martinelli Filho, C. Grupi, and A. Jacob, “Diretrizes brasileiras de fibrilação atrial,” *Arq. bras. cardiol*, vol. 92, no. 6 supl. 1, pp. 1–42, 2009.
- [48] A. Lorga Filho, A. M. Lorga, A. N. G. Lopes, Â. A. de Paola, Á. B. d. Costa, A. K. Péres, C. J. Grupi, C. Halperin, D. A. R. Moreira, E. A. Sousa *et al.*, “Diretriz de fibrilação atrial,” *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 81, pp. 2–24, 2003.
- [49] L. Magalhães, M. Figueiredo, F. Cintra, E. Saad, R. Kuniyoshi, R. Teixeira, A. Lorga Filho, A. D’Avila, A. de Paola, C. Kalil, D. Moreira, D. Sobral Filho, E. Sternick, F. Darrioux, G. Fenelon, G. Lima, J. Atiã, J. Mateos, J. Moreira, J. Vasconcelos, L. Zimerman, L. Silva, M. Silva, M. Scanavacca, and O. Souza, “II Diretrizes Brasileiras de Fibrilação Atrial,” *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 106, pp. 1 – 22, 04 2016.
- [50] C. Dytham, *Choosing and using statistics: a biologist’s guide*. John Wiley & Sons, 2011.
- [51] I. Antelmi, E. Y. Chuang, C. J. A. Grupi, M. d. R. A. D. d. O. Latorre, and A. J. A. Mansur, “Heart rate recovery after treadmill electrocardiographic exercise stress test and 24-hour heart rate variability in healthy individuals,” *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, vol. 90, pp. 413 – 418, 06 2008. [Online]. Available: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0066-782X2008000600005&nrm=iso
- [52] M. Gayda, M. G. Bourassa, J.-C. Tardif, A. Fortier, M. Juneau, and A. Nigam, “Heart rate recovery after exercise and long-term prognosis in patients with coronary artery disease,” *Canadian Journal of Cardiology*, vol. 28, no. 2, pp. 201 – 207, 2012. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0828282X11014346>
- [53] H. Itoh, R. Ajisaka, A. Koike, S. Makita, K. Omiya, Y. Kato, H. Adachi, M. Nagayama, T. Maeda, A. Tajima, N. Harada, and K. Taniguchi, “Heart rate and blood pressure response to ramp exercise and exercise capacity in relation to age, gender, and mode of exercise in a healthy population,” *Journal of Cardiology*, vol. 61, no. 1, pp. 71 – 78, 2013. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0914508712002687>
- [54] P. J. Kannankeril, F. K. Le, A. H. Kadish, and J. J. Goldberger, “Parasympathetic effects on heart rate recovery after exercise,” *Journal of Investigative Medicine*, vol. 52, no. 6, pp. 394–401, 2016. [Online]. Available: <http://jim.bmj.com/content/52/6/394>
- [55] F. Rahman, N. Wang, X. Yin, P. T. Ellinor, S. A. Lubitz, P. A. LeLorier, D. D. McManus, L. M. Sullivan, S. Seshadri, R. S. Vasan, E. J. Benjamin, and J. W. Magnani, “Atrial flutter: Clinical risk factors and adverse outcomes in the framingham heart study,” *Heart Rhythm*, vol. 13, no. 1, pp. 233 – 240, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1547527115009443>

- [56] K. Wahbi, F. A. Sebag, N. Lellouche, A. Lazarus, H.-M. BÃ©cane, G. Bassez, T. Stojkovic, A. Fayssoil, P. LaforÃªt, A. BÃ©hin, C. Meune, B. Eymard, and D. Duboc, "Atrial flutter in myotonic dystrophy type 1: Patient characteristics and clinical outcome," *Neuromuscular Disorders*, vol. 26, no. 3, pp. 227 – 233, 2016. [Online]. Available: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0960896615301231>
- [57] M. e. a. Scheffer, "Demografia mÃ©dica no brasil 2015," *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*.
- [58] A. Oliveira, J. A. Queiroz, F. Lucena, and A. K. Barros, "Method to characterize and classify atrial fibrillation based on kurtosis," in *2016 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, March 2016, pp. 1028–1032.