



**INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA
DO CEARÁ**

**Pró-Reitoria de Pesquisa, Pós-Graduação e Inovação
Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Telecomunicações**

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA PARA ESTRATIFICAÇÃO
DE CARDIOPATIAS UTILIZANDO A FOTOPLETISMOGRAFIA (PPG)**

JERMANA LOPES DE MORAES

FORTALEZA

2017

JERMANA LOPES DE MORAES

DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE AUXÍLIO AO DIAGNÓSTICO DE CARDIOPATIAS UTILIZANDO A FOTOPLETISMOGRAFIA

Dissertação submetida ao exame de qualificação da Coordenação de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações do Instituto Federal do Ceará, como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Telecomunicações.

Área de concentração: Processamento Digital de Sinais (PDS).

Orientador: Prof. Dr. Auzuir Ripardo de Alexandria.

Fortaleza
2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Instituto Federal do Ceará - IFCE
Sistema de Bibliotecas - SIBI
Ficha catalográfica elaborada pelo SIBI/IFCE, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

M827d Moraes, Jermana Lopes de.
 Desenvolvimento de um sistema de auxílio ao diagnóstico de cardiopatias utilizando a fotopletismografia
 / Jermana Lopes de Moraes. - 2017.
 113 f. : il.

 Dissertação (Mestrado) - Instituto Federal do Ceará, Mestrado em Engenharia de Telecomunicações,
 Campus Fortaleza, 2017.

 Orientação: Prof. Dr. Auzuir Ripardo de Alexandria.

 1. Fotopletismografia. 2. Doenças cardiovasculares. 3. Sistema de auxílio. I. Título.

CDD 621.382



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DO CEARÁ
COORDENAÇÃO DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA DE TELECOMUNICAÇÕES

Jermana Lopes de Moraes

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Telecomunicações, tendo sido aprovada em sua forma final pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará e pela banca examinadora:

Orientador: Prof. Dr. Auzuir Ripardo de Alexandria

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará – IFCE

Prof. Dr. Paulo Cesar Cortez

Universidade Federal do Ceará – UFC

Dr. Glauber Gean Vasconcelos

Cardiologista - Hospital Dr. Carlos Alberto Studart Gomes

Prof. Dr. Daníel Xavier Gouveia

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará – IFCE

Prof. Dr. Tarique da Silveira Cavalcante

Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará – IFCE

Fortaleza, 29 de Agosto de 2017

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço a Deus por todas as oportunidades que me foram dadas e pela forma como ele tem guiado a minha vida.

Aos meus pais, Francisca e Edilson, pelo apoio, amor e incentivo constante.

As minhas irmãs, Jamile e Juliana, pois nelas tenho o maior exemplo de garra, dedicação, fé e companheirismo.

Ao meu orientador, Auzuir Ripardo, pela confiança, ensinamentos, respeito e todo apoio. Muito obrigada pelo aprendizado diário e por muitas vezes me mostrar o verdadeiro significado de caráter, integridade, dedicação e amor ao próximo.

Aos meus grandes amigos Jéssyca Bessa, Jessica Camarço, Daniel Cavalcante, Yasmin Arruda, Robson Sampaio e Guilherme Matias, que estiveram todo esse tempo ao meu lado e foram incentivadores do meu progresso acadêmico e pessoal.

Ao Laboratório de Ensaios Mecânicos (LEM), e toda a sua equipe de professores e bolsistas pelas ajudas prestadas para conclusão deste trabalho. Em especial ao Matheus Xavier, que sou grata por não ter poupado esforços para me auxiliar, dia e noite, nos experimentos desta pesquisa, prestando-me todo o suporte técnico necessário.

Ao meu colega, Lucas Silva de Sousa, por toda ajuda com a execução deste trabalho e por sempre estar disponível a me ajudar.

Aos amigos e professores do curso de Pós Graduação em Engenharia de Telecomunicações (PPGET), por todas as lições aprendidas.

Ao IFCE, Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Ceará, por todo o repasse de conhecimento e as lições, profissionais e pessoais, assimiladas.

Ao Hospital do Coração de Messejana e a todos os funcionários da Unidade I que me ajudaram no desenvolvimento do banco de dados desta pesquisa. Em especial ao médico Glauber Gean de Vasconcelhos que se mostrou sempre disponível a me ajudar com suas importantes contribuições técnicas neste projeto.

Ao CNPq pelo apoio financeiro prestado através dos Editais 94 e Universal.

A FUNCAP pelo apoio financeiro ao longo do curso de Pós Graduação em Engenharia de Telecomunicações através do auxílio de bolsa pelo Edital 01/2015.

“Estude a si mesmo, observando que o auto conhecimento traz humildade e sem humildade é impossível ser feliz”.

Allan Kardec

Resumo

O acompanhamento de pacientes via meios tecnológicos proporciona um maior controle e planejamento da saúde pública por parte do governo e monitoramento por parte de médicos e hospitais em caso de tratamentos e controle de doenças crônicas. Dentre as doenças crônicas, as cardiovasculares são uma das que mais incrementam os índices de mortalidade, tanto em países pobres quanto desenvolvidos. Um dos métodos de verificação do estado de saúde de pacientes cardiopatas é o monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca (VFC). Dentre as técnicas utilizadas para mensuração da VFC, a fotopletismografia (PPG) estima as alterações do fluxo sanguíneo utilizando um método óptico. O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um método computacional para classificação das cardiopatias, Miocardiopatia Dilatada Idiopática, Miocardiopatia Chagásica e Miocardiopatia Isquêmica, avaliando a VFC como marcador de prognóstico servindo na estratificação clínica dessas doenças. Para desenvolvimento deste trabalho foi desenvolvido um Banco de Dados de exames PPG no Hospital do Coração de Messejana. O sistema proposto neste trabalho utiliza técnicas de inteligência computacional e algoritmos de reconhecimento de padrões para detecção de anomalias cardíacas e reconhecimento das cardiopatias em estudo. Os classificadores utilizados são: MLP, SOM, Kernel kmeans e knn. Os resultados são satisfatórios e elegem os classificadores SOM e Kernel kmeans como algoritmos mais adequados à aplicação, pois obtiverem as taxas mais altas de acerto (85,44% a 100%) e sensibilidade (92,85% a 100%), para a amostra em estudo. Assim, infere-se que a técnica proposta apresenta potencial para construção de ferramentas no auxílio de diagnóstico médico.

Abstract

The monitoring of patients through technological means provides greater control and planning of public health by the government and better monitoring by doctors and hospitals in case of treatment and control of chronic diseases. Among chronic diseases, cardiovascular diseases present one of the highest rates of mortality in both poor and developed countries. One of the methods of checking the health status of patients with heart disease is the monitoring of heart rate variability (HRV). Photoplethysmography (PPG) is a technique used to measure HRV by estimating changes in blood flow using an optical method. The objective of this work is the development of a computational method to classify heart diseases, Idiopathic Dilated Cardiomyopathy, Chagasic Cardiomyopathy and Ischemic Myocardopathy, evaluating HRV as a prognostic marker serving the clinical stratification of these diseases. For the development of this work, we developed a database of PPG exams at the Hospital do Coração in Messejana. The system proposed in this work uses computational intelligence techniques and pattern recognition algorithms for the detection of cardiac anomalies and recognition of the cardiopathies under study. The classifiers used are: MLP, SOM, Kernel kmeans and knn. The results are satisfactory and they choose the SOM and kernel kmeans classifiers as the most suitable algorithms for the application, since they obtained the highest accuracy rates (85,44% to 100%) and sensitivity (92,85% to 100%), for the study sample. Therefore, we conclude that the proposed technique presents potential for the construction of tools to aid of medical diagnosis.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Símbolos

Lista de Abreviações

1	Introdução	18
1.1	Motivação	20
1.2	Objetivo Geral	20
1.2.1	Objetivos Específicos	21
1.3	Produção científica	21
1.3.1	Produções Relacionadas à Dissertação	21
1.4	Organização deste trabalho	22
2	Fundamentação Teórica	23
2.1	Variabilidade da Frequência Cardíaca	23
2.1.1	Trabalhos relacionados e aplicabilidade clínica da VFC	26
2.1.2	Trabalhos utilizando métodos de reconhecimento de padrões no auxílio a diagnóstico de cardiopatias	30
2.2	Fotopletismografia - PPG	32
2.2.1	Sensor PPG	35
2.3	Métodos de Análise da Fotopletismografia - PPG	38

2.3.1	Domínio do Tempo - Índices Estatísticos	39
2.3.2	Domínio do Tempo - Índices Geométricos	41
2.3.3	Domínio da Frequência	43
2.3.4	Métodos não-lineares	44
2.4	Kit AFE4400SPO2EVM	45
2.4.1	Funcionamento	45
2.5	Redes Neurais Artificiais - RNAs	49
2.5.1	Redes Neurais Supervisionadas - Rede <i>Multilayer Perceptron</i> - MLP	51
2.5.2	Redes Neurais Não Supervisionadas - SOM (<i>Self-Organizing Map</i>)	54
2.5.3	Classificadores Estatísticos - kNN	56
2.5.4	Classificador por <i>clustering</i> - Kernel k-means	59
2.6	Conclusão do Capítulo	61
3	Método Proposto	62
3.1	Etapa 1: Desenvolvimento do <i>software</i> para realização dos exames PPG	62
3.2	Etapa 2: Criação do banco de dados	66
3.3	Etapa 3: Reconhecimento de Padrões	70
3.3.1	MLP	72
3.3.2	SOM	72
3.3.3	kNN	73
3.3.4	<i>Kernel k-means</i>	74
3.4	Métricas de avaliação dos classificadores	74
3.5	Conclusão do capítulo	75
4	Resultados e Discussões	77
4.1	Interface Gráfica	77

4.2	Rede Neural - MLP	78
4.3	Rede Neural - SOM	79
4.4	k-vizinhos mais próximos	80
4.5	<i>Kernel k-means</i>	82
4.6	Comparativo entre os classificadores	84
4.7	Conclusão do capítulo	87
5	Conclusão e Trabalhos Futuros	88
	Referências Bibliográficas	90
	Apêndice A – Banco de Dados	100
	Apêndice B – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)	103
	Apêndice C – Formulário de Pesquisa	106
	Apêndice D – Parecer CEP - Hospital do Coração de Messejana	107
	Apêndice E – Parecer CEP - Instituto Federal do Ceará - IFCE	111

Lista de Figuras

1	comparativo de taxa de Mortalidade por DCNT's na faixa etária de 30 a 69 anos no Brasil e no Ceará.	27
2	indicadores de mortes prematuras por DCNT no Estado do Ceará no ano de 2013.	27
3	relatório de publicação e citação de estudos PPG nas últimas duas décadas (1994-2014). Os dados foram obtidos na Web of Science usando "PPG" e "fotoplethysmographic" como tópico de busca (acessado em 25 de março de 2015).	33
4	análise do sinal PPG.	34
5	representação do funcionamento dos tipos de sensores de fotoplethysmografia para aplicação no dedo, por transmissão (a) e por reflexão (b).	35
6	representação dos tipos de sensores de PPG, (a) projeto do gancho de orelha do sensor PPG reflexivo (WANG; ZHENG, 2008); (b) boné com sensor reflexivo sem fio (SPIGULIS <i>et al.</i> , 2008); (c) sensor PPG do tipo anel transmissivo sem fio com acelerômetro (RHEE; YANG; ASADA, 2001); (d) sensor transmissivo grampo auricular com acelerômetro (SHIN <i>et al.</i> , 2009); (e) sensor de dedo por transmissão (ROSETO, 2012); (f) sensor reflexivo acoplável sem fio com módulo receptor (MENDELSON; DUCKWORTH; COMTOIS, 2006).	36
7	influência da glicose na propagação da luz, (a) com menor acúmulo de glicose; e (b) com maior acúmulo de glicose no sangue.	37
8	representação da componente DC e AC do sinal de fotoplethysmografia.	38
9	padrão visual do plot de Poincaré observado no grupo controle (voluntário A (saudáveis) – SD1 = 15,5 e SD2 = 47,6) e no grupo DPOC (voluntário B – SD1 = 8,0 e SD2 = 30,3).	42

10	placa do kit de desenvolvimento AFE4400SPO2EVM.	46
11	esquemático do kit de desenvolvimento AFE4400SPO2EVM.	47
12	arquitetura do neurônio biológico.	50
13	diferença entre a abordagem supervisionada e a não-supervisionada, respectivamente.	50
14	arquitetura típica de uma rede neural supervisionada - MLP.	51
15	estrutura da rede SOM.	55
16	rede SOM de, (a) uma dimensão; e (b) duas dimensões.	55
17	exemplo de classificação do método kNN.	57
18	descrição da Etapa 1.	63
19	fluxograma para detecção dos batimentos normais.	65
20	descrição da Etapa 2.	66
21	kit AFE4400SPO2EVM.	68
22	descrição da Etapa 3.	70
23	detalhamento da Etapa 3.	71
24	metodologia do Trabalho.	76
25	interface gráfica - tela de cadastro.	77
26	interface gráfica - tela de exame.	78
27	padrões de entrada para o algoritmo <i>kernel k-means</i>	83
28	padrões de Entrada para o algoritmo <i>Kernel k-means</i> - Grupo 1.	83
29	padrões de entrada para o algoritmo <i>Kernel k-means</i> - Grupo 2.	84
30	padrões de entrada para o algoritmo <i>Kernel k-means</i> - Grupo 3.	85
31	padrões de entrada para o algoritmo <i>Kernel k-means</i> - Grupo 4.	85

Lista de Tabelas

1	aplicabilidade clínica da variabilidade da frequência cardíaca	29
2	propostas de tecnologias diversas para medição e monitoramento da VFC.	30
3	resumo dos métodos utilizados para análise do sinal PPG.	45
4	pacote de dados enviados pelo AFE4400SPO2EVM de forma serial . . .	48
5	parâmetros do Classificador MLP por grupo de estudo	72
6	parâmetros do Classificador SOM por grupo de estudo.	73
7	resultados do Classificador MLP por grupo de estudo.	79
8	resultados da Rede Neural - SOM	80
9	classificação kNN - Grupo 1.	80
10	classificação kNN - Grupo 2.	81
11	classificação kNN - Grupo 3.	81
12	classificação kNN - Grupo 4.	82
13	classificação <i>kernel k-means</i>	82
14	comparativo de taxa média de acerto de treinamento dos classificadores.	86
15	comparativo de taxa média de acerto de teste e desvio padrão (DP) dos classificadores.	86
16	comparativo da taxa de sensibilidade (teste) dos classificadores.	86
17	Variáveis Estatísticas - Banco de Dados.	101

Lista de Símbolos

p_i	Padrão ou Vetor Característico
Hz	Hertz
Φ	Função de ativação
acc	Acurácia
R	Número de realizações
σ	Desvio Padrão
M	Quantidade de Segmentos de 5 minutos
Q_{nn}	Quantidade de Amostras de Intervalos NN
X_i	Vetor de entrada de uma rede neural
Y_i	Vetor de saída de uma rede neural
W_i	Vetor de pesos
v	Ativação dos neurônios da camada oculta
σ	Desvio Padrão
v	Ativação dos neurônios da camada oculta
u	Ativação dos neurônios da camada oculta
a	Ativação dos neurônios da camada de saída
min	Mínimo
i^*	Índice do neurônio vencedor
v	Saída dos neurônios da camada oculta
s	Saída dos neurônios da camada de saída

d	Saída desejada de uma rede neural
λ	Taxa de Aprendizagem
h	Função de Vizinhaça
$\mathbb{R}$	conjunto dos números reais
t	tempo contínuo
n	tempo discreto
$f(z)$	função densidade de probabilidade
$F(z)$	função de distribuição acumulada
σ	desvio padrão
μ	média ou esperança matemática
$ \cdot $	operador magnitude
∇	operador gradiente

Lista de Abreviações

ADC	Analogic-Digital Converter <i>Conversor Analógico Digital</i>
AR	Modelos AutoRegressivos
AR	Modelos AutoRegressivos
bpm	Batimento por Minuto
CEP	Comitê de Ética e Pesquisa
CMH	Cardiomiopatia hipertrófica
DCNT	Doenças Crônicas Não Transmissíveis
DP	Desvio Padrão
DPOC	Doença Pulmonar Obstrutiva Crônica
ECG	Eletrocardiograma
FP	False Positive (<i>Falso Positivo</i>)
FEVE	Fração de Ejeção do Ventrículo Esquerdo
FC	Frequência Cardíaca
FFT	Fourier Transform Technics (<i>Transformada rápida de Fourier</i>)
FN	False Negative (<i>Falso Negativo</i>)
HF	High Frequency (<i>Alta frequência</i>)
kNN	K-Nearest Neighbor (<i>k vizinhos mais próximos</i>)
LED	Light Emissor Diode (<i>Diodo Emissor de Luz</i>)
LF	Low Frequency (<i>Baixa frequência</i>)
LSB	Least Significant Bit(<i>Bit Menos Significativo</i>)

MCP	McCulloch e Pitts
MLP	Multi Layer Perceptron (<i>Perceptron Multicamadas</i>)
MSB	Most Significant Bit(<i>Bit Mais Significativo</i>)
NN	Intervalos Normais
ONU	Organização das Nações Unidas
PAOD	Doença arterial oclusiva periférica de membros inferiores
PPG	Photoplethysmography (<i>Fotopletismografia</i>)
RNA	Redes Neurais Artificiais
RSA	Respiratory Sinus Arrhythmia (<i>Arrtimia Sinusal Respiratória</i>)
SNA	Sistema Nervoso Autônomo
SPI	Serial Peripheral Interface
SpO2	Saturação de Oxigênio do Sangue
SOM	Self-organized map (<i>Mapa auto-organizável</i>)
TIA	Amplificador de Transimpedância
TCLE	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido
TP	True Positive (<i>Verdadeiro Positivo</i>)
VFC	Variabilidade da Frequência Cardíaca
VLF	Very Low Frequency (<i>Muito baixa frequência</i>)

INTRODUÇÃO

De acordo com os dados da Organização Mundial da Saúde, as doenças cardiovasculares são as principais causas de morte em todo mundo e em 2012 morreram 17,3 milhões de pessoas, a estimativa é que, em 2030, esse número seja de 23,6 milhões (SAÚDE, 2017).

O número referente a população idosa brasileira está em crescimento. Entre 2005 e 2015, a proporção de idosos de 60 anos ou mais, na população do Brasil, passou de 9,8% para 14,3% (SOCIAIS, 2016).

Com o avanço da idade muitas doenças crônicas como diabetes, cardiovasculares e câncer se apresentam, diminuindo a expectativa de vida dessas pessoas (KILSZTAJN *et al.*, 2003).

No Brasil, nos anos de 2008 a 2014, a taxa de mortalidade por doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) variou entre 317,5 a 353 óbitos por 100.000 habitantes na faixa etária de 30 a 69 anos. Já no Ceará, essa taxa variou entre 253 a 286 óbitos por 100.000 habitantes (SAÚDE, 2017).

As DCNTs inibem os esforços para diminuir a pobreza e ameaçam o alcance dos objetivos de desenvolvimento internacional. As altas taxas de morte e adoecimento particularmente nos países de baixa e média renda são o reflexo de investimentos inconvenientes em intervenções custo-efetivas para DCNT. Quando as pessoas adoecem e morrem no auge de suas vidas, a produtividade diminui. Com isso, o custo do tratamento de doenças pode ser considerado elevado tanto para o indivíduo quanto para o sistema de saúde do país (SAÚDE, 2017).

Dentre as ferramentas existentes de auxílio ao diagnóstico médico precoce, o monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca (VFC) apresenta-se bastante eficaz na detecção de muitas cardiopatias (MADEIRO *et al.*, 2013).

Atualmente, a VFC tem se apresentado como uma ferramenta potencial para

fornecer valiosas informações sobre as condições fisiológicas e patológicas de um paciente (MADEIRO, 2007).

A análise de sinais de VFC é importante quando se estuda o sistema nervoso autônomo, pois auxilia a avaliação do equilíbrio entre as influências simpáticas e parassimpáticas no ritmo cardíaco (PASCHOAL *et al.*, 2006).

Dentre os métodos utilizados para determinar a frequência cardíaca, a fotopletismografia estima as alterações do fluxo sanguíneo utilizando um método óptico (MARTINS, 2010). Os sensores de fotopletismografia mensuram a quantidade de luz infravermelha absorvida ou refletida pelo sangue, as alterações de volume são provocadas por variações da pressão sanguínea nos vasos que ocorrem ao longo do ciclo cardíaco (SUN; THAKOR, 2016). Dada a relação existente entre o volume dos vasos, a pressão sanguínea e a quantidade de luz absorvida ou refletida, é possível observar a variação de volume com base na luz detectada pelo sensor (ALLEN, 2007).

Nos últimos tempos, a decisão fundamentada em dados vem tornando-se predominante na saúde. Os sistemas de computador que realizam análise de dados e tomada de decisão clínica automatizada são chamados de Sistemas de Apoio à Decisão Clínica (CDS). Este permite que os profissionais de saúde tomem medidas rápidas e eficazes fundamentada em dados de pacientes existentes.

O acompanhamento de pacientes via meios tecnológicos proporciona um maior controle e planejamento da saúde pública por parte do governo e monitoramento por parte de médicos e hospitais, em caso de tratamentos e controle de doenças crônicas.

Esta dissertação propõe o desenvolvimento de um sistema para auxiliar a medição, monitoramento e registro da variabilidade da frequência cardíaca com a fundamental concepção de auxiliar o médico no prognóstico de cardiopatias, tais como Miocardiopatia Dilatada Idiopática, Miocardiopatia Chagásica e a Miocardiopatia Isquêmica. O sistema proposto nesta dissertação é baseado na medição da VFC pela técnica de fotopletismografia e utiliza de técnicas de inteligência computacional para detecção de anomalias cardíacas e reconhecimento das cardiopatias em estudo.

Desta forma, é possível avaliar se a VFC pode ser considerada um marcador de prognóstico, servindo na estratificação clínica dessas doenças.

Os resultados desta dissertação podem ser então, coletadas por órgão governamental para auxiliar as decisões de saúde pública do município ou governo estadual; ou serem enviadas a médicos ou hospitais para diagnóstico, orientação de

tratamentos ou outras providências necessárias.

1.1 Motivação

A deficiência de métodos para monitorização contínua de parâmetros médicos para diagnóstico é notória. Isso tem incentivado o desenvolvimento de novas tecnologias associadas aos sistemas de aquisição de dados fisiológicos de um paciente com o objetivo de um acompanhamento e tratamento de doentes de forma mais precisa e rigorosa.

A avaliação clínica do doente pode ser realizada por meio da observação de sinais vitais, tais como a temperatura, a frequência respiratória, a frequência cardíaca ou a pressão sanguínea. Para isso, é necessário que a análise destes sinais vitais seja efetuada de forma segura e eficaz, descrevendo os detalhes das variações dos parâmetros médicos ao longo do tempo de monitoração.

Através da análise detalhada destes sinais é, muitas vezes, possível a identificação de fatores de risco associados normalmente a patologias graves, tais como as doenças crônicas cardiovasculares.

Neste contexto, o desenvolvimento de um sistema para monitoramento da frequência cardíaca com a fundamental concepção de auxiliar os médicos na estratificação clínica de cardiopatias é um grande desafio. Tendo em vista a possibilidade de aplicações relevantes tanto na área médica como na engenharia, uma vez que parte significativa dos sistemas existentes no mercado não fornece informações de pré-diagnóstico.

1.2 Objetivo Geral

Esta dissertação tem como objetivo o desenvolvimento de um método computacional para estratificação das cardiopatias, Miocardiopatia Dilatada Idiopática, Miocardiopatia Chagásica e Miocardiopatia Isquêmica, avaliando a VFC como marcador de prognóstico servindo na estratificação clínica dessas doenças.

1.2.1 Objetivos Específicos

Além do objetivo geral, outros são alcançados:

- Executar um estudo detalhado sobre o módulo de medição, monitoramento da *Texas Instruments*, Kit AFE4400SPO2EVM;
- Desenvolver um algoritmo para cálculo da VFC e de variáveis estatísticas do sinal PPG;
- Desenvolver uma interface gráfica para realização dos exames de PPG;
- Gerar uma base de dados de exames de fotopletismografia (PPG) com os padrões detalhados das cardiopatias em estudo;
- Desenvolver um método para auxiliar o médico no prognóstico das seguintes cardiopatias: Miocardiopatia Dilatada Idiopática, Miocardiopatia Chagásica e a Miocardiopatia Isquêmica.

1.3 Produção científica

Em termos de produção científica, durante a realização deste trabalho, foram publicados os artigos listados a seguir.

1.3.1 Produções Relacionadas à Dissertação

1. SILVA, A. P. P.; SILVA, A. M. R.; ROCHA, M. X.; **MORAES, J. L.** DESENVOLVIMENTO DE UM SENSOR DE BAIXO CUSTO PARA MONITORAMENTO DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA. In: CONNEPI, 2016, Maceió. Congresso Norte-Nordeste de Pesquisa e Inovação, 2016.
2. ALEXANDRIA, A. R.; **MORAES, J. L.**; ROCHA, M. X.; SOUSA, L. S. ; HOLANDA, G. C.; NOBREGA, R. V. M. . Sistema e método para monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca utilizando *smartphones*. 2017, Brasil. Patente: Privilégio de Inovação. Número do registro: BR1020170152650, título: "Sistema e método para monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca

utilizando *smartphones*", Instituição de registro: INPI - Instituto Nacional da Propriedade Industrial, Depósito: 17/07/2017

1.4 Organização deste trabalho

No Capítulo 2 concentra uma revisão sobre a variabilidade da frequência cardíaca e sobre os métodos de medição da VFC, principalmente a fotopletismografia. Como também apresenta uma revisão sobre os métodos de estudo e análise do sinal PPG. Os conceitos e as configurações do módulo de medição, monitoramento da *Texas Instruments*, Kit AFE4400SPO2EVM, são apresentados neste capítulo. Bem como, os elementos, funções e as aplicações dos classificadores utilizados neste trabalho na etapa de reconhecimento de padrões. Já no Capítulo 3 é explanada toda a metodologia utilizada para desenvolvimento do sistema proposto neste trabalho, descrevendo as etapas fundamentais para implementação do sistema.

No Capítulo 4 é relatado as métricas utilizadas para avaliação dos classificadores (MLP, SOM, kNN e kmeans) implementados neste trabalho e apresenta os resultados da aplicação de cada classificador aos dados dos exames PPG e por fim, realiza uma comparação entre os classificadores utilizados, enfatizando os melhores resultados de cada classificador. Por fim, no Capítulo 5 é apresentado a conclusão da dissertação com base nos resultados retratados, destacando as principais aplicações para as quais os resultados podem ser aplicados. Ao final, são apresentadas algumas sugestões de trabalhos futuros.

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Para fundamentar esta dissertação, realiza-se uma ampla revisão bibliográfica dos trabalhos publicados sobre a técnica de fotopletismografia, como também trabalhos relacionando a VFC como fator de prognóstico de cardiopatias.

Também foram estudados tanto trabalhos de simulação, quanto experimentais sobre técnicas de inteligência computacional e algoritmos de reconhecimento de padrões.

2.1 Variabilidade da Frequência Cardíaca

Uma das fundamentais características do coração é alterar a frequência de seus batimentos. Estas flutuações espontâneas da frequência cardíaca (FC) refletem a relação entre as interferências ao sistema cardiovascular em andamento e a resposta de seus mecanismos reguladores (PASCHOAL *et al.*, 2003).

O coração é capaz de produzir potenciais de ação, responsáveis pelo estabelecimento da frequência cardíaca cujo controle é realizado, em parte pelo Sistema Nervoso Autônomo (SNA). Este guarnece nervos aferentes e eferentes ao coração, na forma de terminações simpáticas por todo o miocárdio e parassimpáticas para o nóculo sinusal, o miocárdio atrial e o nóculo atrioventricular (AUBERT; SEPS; BECKERS, 2003; VANDERLEI *et al.*, 2009).

O conjunto dos eventos cardíacos que ocorre entre o início e o fim de um batimento é chamado de ciclo cardíaco. Este é iniciado pela geração espontânea de potencial de ação no nodo sinusal. O potencial de ação se difunde rapidamente entre os átrios e os ventrículos, isso permite que os átrios se contraiam antes da contração ventricular, bombeando sangue para o interior do ventrículo antes de começar a forte contração ventricular. Os ventrículos fornecem a fonte principal de força para empurrar o sangue pelo sistema vascular do corpo (GUYTON; HALL, 2006).

O ciclo cardíaco é formado por duas fases principais: a diástole e a sístole. Na diástole, ou fase de relaxamento, o sangue flui para as aurículas, provocando uma diminuição da pressão nos vasos sanguíneos. Na sístole, ou fase de contração, o sangue é bombeado dos ventrículos e distribuído por todo o corpo, provocando um aumento de pressão nos vasos sanguíneos. A medição da variação da pressão em função da fase do ciclo cardíaco permite assim estimar a frequência cardíaca (MARTINS, 2010).

O controle neural está diretamente ligado à frequência cardíaca (FC) e a atividade reflexa barorreceptora (AUBERT; SEPS; BECKERS, 2003). Desta forma, por meio de uma complexa interação de estímulo e inibição, respostas das vias simpática e parassimpática são elaboradas e alteram a FC, adaptando-a às necessidades de cada momento. O aumento da FC é consequência da maior ação da via simpática e da menor atividade parassimpática. Logo, as atividades da via simpática aumentam a FC enquanto as atividades da via parassimpática reduzem a frequência cardíaca (ACHARYA *et al.*, 2006; PASCHOAL *et al.*, 2003).

Com a descoberta da ligação entre o sistema nervoso autônomo e a mortalidade por doenças cardiovasculares tornaram-se necessários à realização de estudos sobre o aumento da atividade simpática ¹ e a redução da atividade parassimpática ², condição essa encontrada em diversas patologias do sistema cardiovascular. Com isso, descobriu-se marcadores quantitativos da atividade autonômica cardíaca, sendo a Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC) o marcador mais promissor (GIGLIO; LOPES, 2006).

Modificações na VFC são normais, desejadas e apontam a habilidade do coração em responder aos mais variados estímulos fisiológicos e ambientais, como também compensar desordens causadas por doenças (PUMPRLA *et al.*, 2002; CAMM *et al.*, 1996).

A relevância clínica da análise da VFC iniciou-se em 1965 quando observou-se que patologias fetais são antecedidas por alterações nos intervalos entre batimentos, antes de qualquer modificação significativa no ritmo cardíaco ser detectada (HON; LEE, 1985).

A análise espectral das flutuações de frequência cardíaca para análise quantitativa

¹O sistema nervoso simpático estimula ações que permitem ao organismo responder a situações de estresse

²O sistema nervoso parassimpático estimula ações que permitem ao organismo responder a situações de relaxamento

do controle cardiovascular batimento a batimento foi introduzida em 1981 (AKSELROD *et al.*, 1981).

De forma genérica, a VFC descreve as oscilações dos intervalos entre os batimentos consecutivos (PUMPRLA *et al.*, 2002).

Desde 1996, as publicações que avaliam e relatam a medição da VFC, com duração de 24 horas e em curto prazo, em populações saudáveis e em estudos clínicos cresceram bastante.

Pinna *et al.* (2007) relatam um aumento no número de publicações anuais de 391 para 584 no período de 2000 a 2006, respectivamente. Taylor e Studinger (2006) relataram uma média de 10 artigos relacionados à VFC publicada semanalmente durante 2005. Esses estudos fornecem uma fonte potencial de dados normativos para medidas comuns de VFC, tanto populações saudáveis como em populações patológicas.

Nos dias atuais, a VFC tem se apresentado como uma ferramenta apropriada para fornecer valiosas informações sobre as condições fisiológicas e patológicas de um paciente (MADEIRO, 2007).

Existem vários métodos e aparelhos que efetuam a medição da frequência cardíaca e o monitoramento do coração (RODRIGUES; PEREIRA; PÁDUA, 2016). O eletrocardiograma (ECG), conversores analógicos, *holter* de 24 horas e cardiofrequencímetros são os principais equipamentos utilizados para mensuração da variabilidade da frequência cardíaca (GIGLIO; LOPES, 2006).

O mais comum dos métodos é o Eletrocardiograma (ECG) que utiliza eletrodos ligados em posições específicas do corpo, fornecendo confiáveis leituras de sinais. Entretanto, apesar de preciso e eficiente, esse método apresenta limitações clínicas, pois em casos de verificações prolongadas pode causar irritações, além de não ser possível sua aplicação em algumas situações, como a de vítimas de queimaduras, pessoas obesas, recém-nascidos prematuros e idosos com pele frágil (RODRIGUES; PEREIRA; PÁDUA, 2016; PORTO; JUNQUEIRA, 2009).

Em contraparte, outra técnica utilizada para mensuração da VFC é a fotopletismografia (PPG). Esta é considerada uma tecnologia de baixo custo, portátil, de simples utilização, não invasiva e de aplicabilidade em diversos ambientes. Além de tudo isso, o desenvolvimento de algoritmos de análise de sinal cada vez mais robustos têm contribuído para a evolução desta tecnologia (MARTINS, 2010).

2.1.1 Trabalhos relacionados e aplicabilidade clínica da VFC

A VFC é utilizada, diversificadamente, em investigações sobre a função autonômica cardíaca em patologias como, doenças arritmogênicas, a doença de Chagas, o diabetes *mellitus*, o pós-infarto do miocárdio, a doença pulmonar obstrutiva crônica; entre outras. Além de ser aplicada na avaliação de atletas e não-atletas durante programas de treinamento físico (PASCHOAL *et al.*, 2003).

Os valores da frequência cardíaca apontam como um forte indicador de saúde de um indivíduo, relacionando tanto as condições normais ou adversas (doenças) de um paciente (SCHWARZ, 2007).

A faixa de normalidade da FC está entre 50 bpm a 99 bpm. No entanto, em condições adversas, a frequência pode aumentar ou diminuir, sendo indicativo de situação atípica (SCHWARZ, 2007; PASTORE *et al.*, 2016).

Valores acima de 99 bpm de frequência cardíaca indicam um estado denominado de taquicardia, indicando um aumento da temperatura corporal, estimulação por nervos simpáticos e toxicidade do coração. Já os valores de frequência cardíaca abaixo de 50 bpm indicam um estado de bradicardia, condição oposta à taquicardia, indicativo de estimulação vagal (GUYTON; HALL, 1998; PASTORE *et al.*, 2016)

Segundo Paschoal *et al.* (2006) os índices de VFC podem descrever modificações funcionais e estruturais cardiovasculares em decorrência do aumento da idade do ser humano, com reflexos sobre a função autonômica cardíaca.

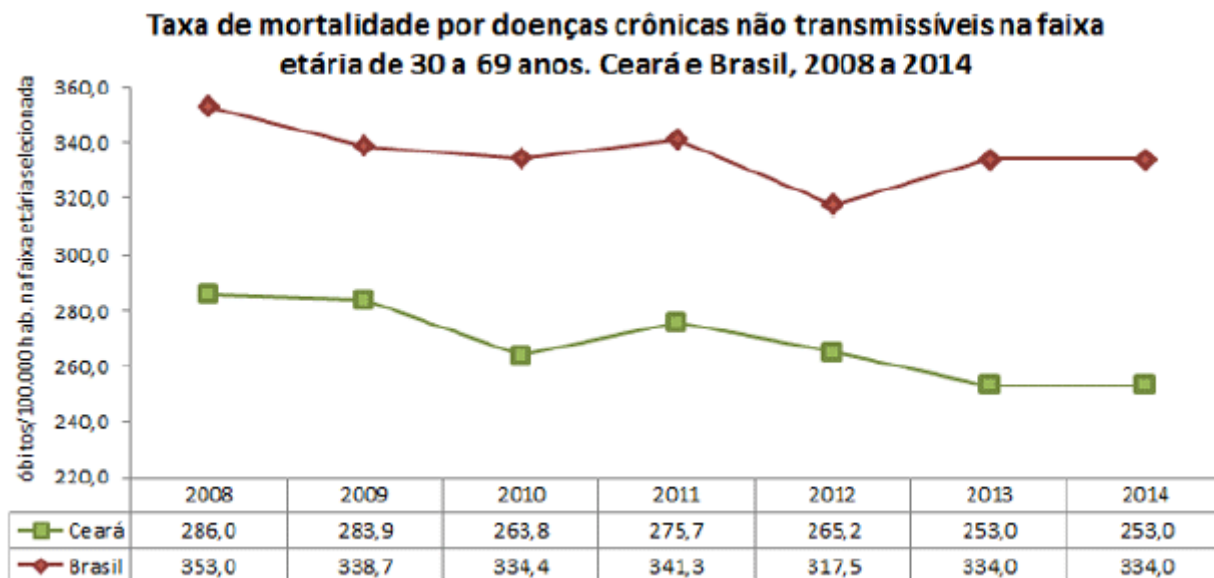
As doenças cardiovasculares, classificadas como doenças crônicas não transmissíveis (DCNT), são modificações no funcionamento do sistema cardíaco, sendo este encarregado de transportar oxigênio e nutrientes necessários às células para que essas possam executar suas tarefas (GUYTON; HALL, 1998).

Anualmente, mais de 15 milhões de pessoas em todo o mundo sofrem de problemas cardíacos, e quase 6 milhões de pessoas morrem. Globalmente, os ataques cardíacos são a segunda principal causa de morte em pessoas acima de 60 anos de idade, e a quinta principal causa de morte em pessoas de 15 a 59 anos (SKAARHOJ, 2015).

No Ceará, essa taxa variou entre 253 a 286 óbitos por 100.000 habitantes (SAÚDE, 2017), como pode ser observado na Figura 1. Os índices de mortalidade nos principais municípios do Estado Ceará no ano de 2013 por DCNT podem ser

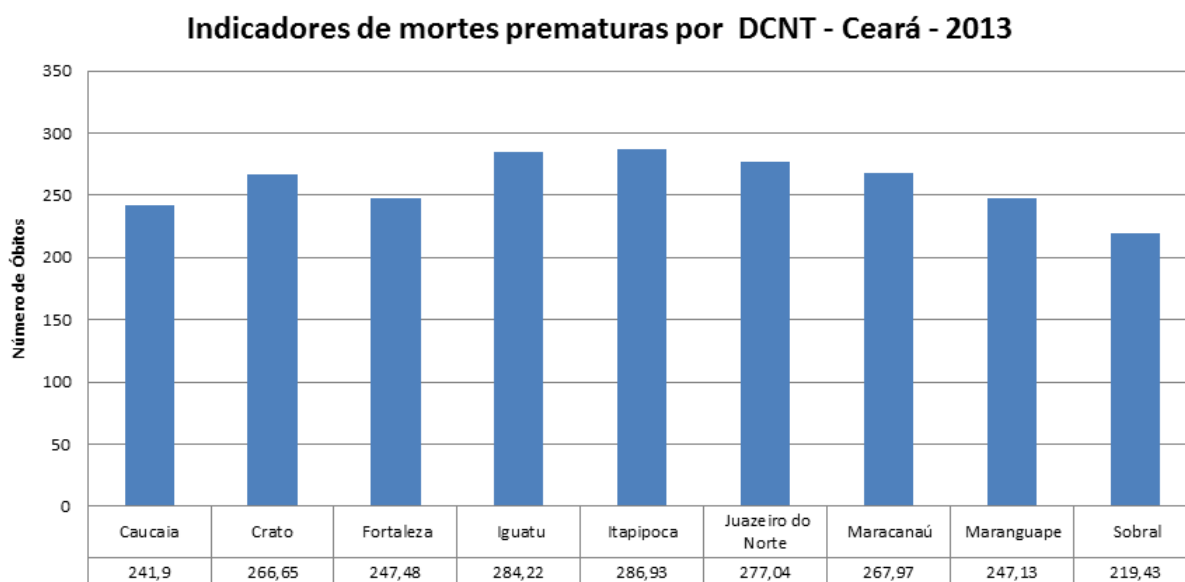
verificados na Figura 2.

Figura 1: comparativo de taxa de Mortalidade por DCNT's na faixa etária de 30 a 69 anos no Brasil e no Ceará.



Fonte: adaptada de Saúde (2017).

Figura 2: indicadores de mortes prematuras por DCNT no Estado do Ceará no ano de 2013.



Fonte: adaptada de Saúde (2017).

A análise da VFC tem sido bastante utilizada para compreensão dos fenômenos relacionados com o SNA em condições normais e patológicas. No entanto, estudos relacionados a sua utilização na prática clínica ainda são escassos. Alguns trabalhos têm demonstrado o grande potencial que a análise da VFC pode ter na prática clínica (VANDERLEI *et al.*, 2009).

Na Tabela 1 pode-se observar alguns trabalhos relacionando a medição da VFC, seja pela técnica PPG ou ECG, como um fator importante de prognóstico para diversas doenças cardiovasculares, como também é apresentado quais os índices avaliados e os respectivos resultados destes trabalhos.

Analisando a Figura 1, percebe-se que os índices de mortalidade tanto no Brasil como no Ceará ao longo de 7 anos tiveram poucas alterações. Desta forma, é importante adotar medidas de prevenção e efetuar o controle de diversos fatores de riscos, tais como hipertensão, diabetes, colesterol elevado, tabagismo, etilismo, estresse, obesidade e sedentarismo, além de realizar consultas médicas para avaliações contínuas. Tudo isso com o objetivo de reduzir o número de óbitos por doenças cardiovasculares (CORREA, 2006).

O estudo sobre a variabilidade da frequência cardíaca como um importante prognóstico de cardiopatias vem crescendo bastante nos últimos anos (VANDERLEI *et al.*, 2009).

Os valores determinados pela medição da VFC, seja qual método utilizado para medição, estão sendo bastante utilizados em diversas situações, tais como para o monitoramento remoto através de dispositivo móvel de pacientes com doenças cardiovasculares (SILVA, 2012); para detecção dos níveis de estresse (SÁNCHEZ, 2010); para monitorização da pressão arterial (CORREA, 2006); para monitoração de saturação de oxigênio em roedores (VILHEGAS, 2008); para detecção de pneumonia infantil (KARLEN *et al.*, 2013); para a aquisição de sinais fisiológicos com aplicação em programas de reabilitação cardíaca (PAIM *et al.*, 2006); para estudo em pacientes com doença pulmonar obstrutiva crônica (PASCHOAL *et al.*, 2006); para monitorar a VFC com a técnica PPG em cirurgias plásticas e reconstrutivas (PICKETT *et al.*, 1997); para monitoramento e treinamento de ciclistas (ROSETO, 2012); para aquisição telemétrica de sinais fisiológicos de pacientes em programas de reabilitação cardiovascular (SCHWARZ, 2007; PAIM *et al.*, 2006); entre outros. O resumo dos trabalhos relacionando a variabilidade da frequência cardíaca com as técnicas de ECG e PPG é apresentado na Tabela 2.

Gil *et al.* (2010) realizaram uma comparação dos índices clássicos, tanto do domínio do tempo quanto no domínio da frequência derivados do sinal ECG e PPG dentro de uma janela de análise. Todos os índices derivados de PPG apresentaram valores semelhantes aos índices derivados do ECG. Isso foi provado pelo teste estatístico que não mostrou diferenças significativas. Além disso, os coeficientes de

Tabela 1: aplicabilidade clínica da variabilidade da frequência cardíaca

Referência	Doença	Índices avaliados	Resultados
(KARLEN <i>et al.</i> , 2013)	Pneumonia	Frequência, intensidade e amplitude do PPG médio de 3,0 resp/min	Média de erro quadrático.
(ALLEN <i>et al.</i> , 2005)	PAOD	sinal PPG	90% de precisão e 100% de sensibilidade.
(RUBIRA <i>et al.</i> , 2011)	Obesidade	HF, LF e VLF	Baixos níveis de excesso de gordura em jovens eutróficos aumentam o risco cardiovascular.
(MELILLO <i>et al.</i> , 2011)	ICC	Domínio da frequência e do Tempo	89,74% de sensibilidade e 100% de especificidade.
(CARNETHON <i>et al.</i> , 2002)	Doença Cardíaca Coronária	SDNN, HF	A VFC pode ser usada para identificar diferenças no balanço autonômico cardíaco de adultos saudáveis.
(NAYDENOVA <i>et al.</i> , 2015)	Pneumonia Infantil	Temperatura, frequência respiratória, VFC e SPO2	96,6% de sensibilidade, 96,4% de especificidade.
(LIMONGELLI <i>et al.</i> , 2007)	CMH	SDNN, pNN50, RMSSD, LF, HF, LF/HF	A principal implicação clínica é o baixo valor da VFC na estratificação de risco de crianças e jovens com CMH.
(PANTONI <i>et al.</i> , 2007)	DPOC	SDNN, RMSSD, HF, LF	redução da VFC com diminuição da atividade simpática e vagal.
(KARLEN <i>et al.</i> , 2011)	Arritmia Sinusal Respiratória	HF	Erro médio na detecção RR de 0,05 a 4,23 resp/min para PPG e 1,59 a 3,70 resp/min para ECG.
(SOMMERMEYER <i>et al.</i> , 2016)	Risco cardiovascular (CR)	Pulsção, SpO2 e sinal PPG	Erro técnico de 0,8% e 1,0%.
(FURULAND <i>et al.</i> , 2008)	Insuficiência Renal	SDNN, LF	Doentes renais crônicos não submetidos a diálise apresentam reduzida VFC.

Fonte: autora, 2017.

Tabela 2: propostas de tecnologias diversas para medição e monitoramento da VFC.

Autores	Ano	Técnica	Proposta
SILVA <i>et al.</i>	2012	ECG	Aplicativo para auxiliar no monitoramento remoto de pacientes cardiopatas.
SÁNCHEZ	2010	ECG PPG	Dispositivo para medição do nível de stress de um indivíduo.
CORREA	2006	PPG	Protótipo de baixo custo para medição da pressão arterial.
QUINTAS	2015	PPG	Oxímetro de baixo custo com comunicação das suas leituras via <i>bluetooth</i> .
SUN <i>et al.</i>	2016	PPG	Medição da VFC através da imagem da mão.
ROSETO	2012	PPG	Sistema sem fio para monitoramento e treinamento de ciclistas.
KARLEN <i>et al.</i>	2013	PPG	Oxímetro portátil para auxiliar no diagnóstico de pneumonia na infância.
RODRIGUES <i>et al.</i>	2016	PPG	Medição da VFC por detecção facial.
ARAÚJO	2014	PPG	Obtenção da VFC em bovinos de corte.
VILHEGAS	2008	PPG	Sistema de monitoração de saturação de oxigênio e frequência cardíaca para Roedores.

Fonte: autora, 2017.

correlação indicaram uma forte correlação ($\rho \geq 0,97$) para todos os índices.

2.1.2 Trabalhos utilizando métodos de reconhecimento de padrões no auxílio a diagnóstico de cardiopatias

A VFC tem se mostrado uma importante ferramenta para o auxílio do diagnóstico de algumas doenças, como também um método relevante na avaliação do sistema nervoso autônomo.

Alguns autores aplicaram algoritmos de classificação de padrões juntamente com técnicas de medição e monitoramento da VFC como auxílio ao diagnóstico.

Samy *et al.* (2015) empregaram os classificadores kNN e SVM (Support Vector Machines) para auxílio a diagnóstico da doença Apneia do sono. Para isso foram utilizados como padrões de entrada dos classificadores dados psicológicos, emocionais, quantidade de horas de sono, VFC calculada pelo ECG e entre outros padrões de 16 indivíduos (saúdáveis e doentes). Os valores de taxa de acerto média e teste do kNN e SVM foram 75,10% e 79,80%, respectivamente.

Allen e Murray (1993) usaram a rede neural MLP para auxílio ao diagnóstico da doença vascular periférica de membros inferiores. Os padrões de entrada da rede

foram retirados do sinal PPG de 50 indivíduos (20 saudáveis e 30 doentes). A rede apresentou uma sensibilidade de 93% e uma acurácia de 90%.

Hosseini *et al.* (2015) utilizaram o sinal PPG de curta duração para auxílio ao diagnóstico da doença arterial coronariana (CAD). Para tanto, foram registrados os valores do exame PPG de 48 indivíduos (16 do sexo feminino e 32 do sexo masculino) e estes foram separados em grupos de classificação. Para o grupo 1, os 48 indivíduos foram agrupados em duas classes, a saber, alto risco: Classe 1 = (Doente de 2 vasos, Doente de 3 vasos), (N = 16) e baixo risco: Classe 2 = Saudável, Suave, Doente de 1 vaso (N = 32). Utilizando essa abordagem, a classificação com o classificador *k-Nearest Neighbor* apresentou como resultados uma precisão de 81,50% e uma sensibilidade de 82,0%. Para o grupo 2, os 48 indivíduos foram agrupado em alto risco: Classe 1 = Doente de 1 vaso, Doente de 2 vasos, Doente de 3 vasos (N = 27), enquanto de baixo risco: Classe 2 = Saudável, Suave (N = 21). Esta segunda abordagem resultou em uma precisão de 78,80%, uma sensibilidade de 79,30%.

Ghosal e Gupta (2015) empregaram o sinal PPG com o classificador SOM para classificação em saudáveis e cardiopatas. As características clínicas extraídas foram: largura do pulso, amplitude sistólica, intervalo de tempo pico a pico entre outros e razão de áreas antes e depois do entalhe dicrótico em um ciclo completo. Ao total foram 30 voluntários saudáveis e 20 pacientes com doenças cardiovasculares diversas, como resultado obtiveram a média de sensibilidade de 95%.

Shobitha *et al.* (2016) fizeram uso dos dados do sinal de fotopletismografia (PPG) com o classificador de máquina de aprendizagem extrema (ELM) para classificação de pessoas saudáveis e patológicas. No total, foram 30 indivíduos saudáveis e 30 patológicos. Este são classificados como "saudáveis" ou "em risco" de doenças cardiovasculares. A ELM forneceu uma sensibilidade de 89,33% e uma especificidade de 90,33%.

Os trabalhos apresentados nesta dissertação para classificação de pessoas cardiopatas e pessoas saudáveis implementaram principalmente os classificadores MLP, kNN, SVM, ELM e SOM. Para cada trabalho foi implementado apenas um classificador ou no máximo dois foram utilizados para validação dos resultados.

As principais doenças estudadas foram apneia do sono, doença vascular periférica de membros inferiores, doença arterial coronariana e cardiopatias em geral. Em uma parte dos trabalhos, a base de dados utilizada nos classificadores foi retirada de um repositório de dados e apenas uma pequena parcela destes trabalhos desenvolveram

a própria base de dados.

Nesta dissertação quatro classificadores foram implementados, MLP, SOM, kNN e kmeans de forma a ratificar os resultados. A base de dados utilizada foi de desenvolvimento próprio e contemplando três diferentes cardiopatias, Miocardiopatia Dilata Idiopática, Miocardiopatia Dilata Chagásica e Miocardiopatia Dilata Isquêmica. Sendo que para essas cardiopatias não existe banco de dados desenvolvido, como também estudo em aplicação em inteligência computacional.

2.2 Fotopletismografia - PPG

A fotopletismografia (do inglês *photoplethysmography*) (PPG) é um método para mensuração da perfusão sanguínea através dos tecidos pela emissão de raios luminosos (SCHWARZ, 2007).

Pesquisadores, do mundo todo, a partir do ano de 1939, indicaram a necessidade da realização de estudos da circulação sanguínea utilizando técnicas não invasivas. Diante disso, foi desenvolvido um dispositivo eletrônico apto a efetuar a medição do volume sanguíneo e do fluxo sanguíneo, nomeando esta técnica de pletismografia (MADHAVAN, 2005).

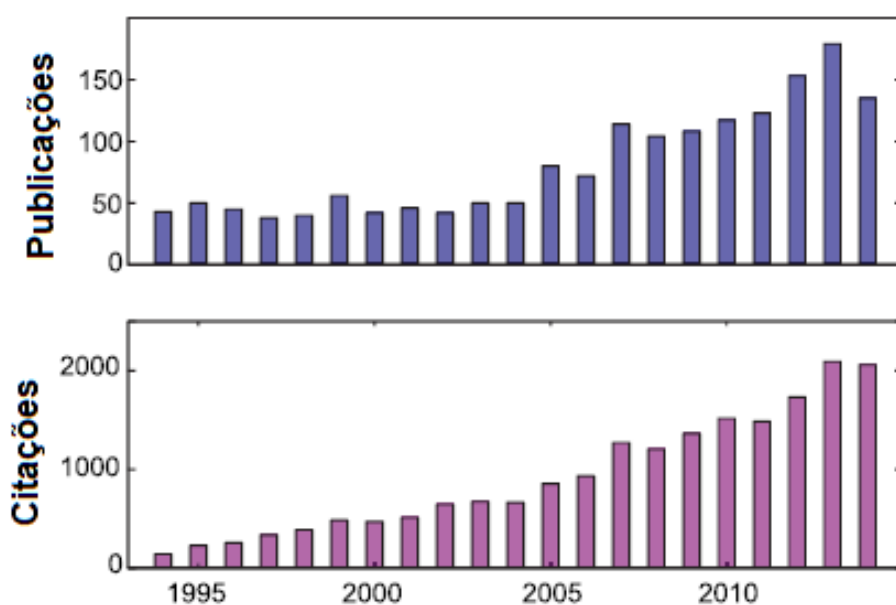
A aptidão clínica da técnica de fotopletismografia foi apresentada por Alrick Hertzman em 1937 ao descrever o uso de um sistema de fotopletismografia reflexiva, medindo variações no volume sanguíneo no dedo de pacientes induzidas por manobra de Valsalva (ALLEN, 2007).

A PPG é uma ferramenta simples e de baixo custo que pode ser definido como uma técnica de biomonitoramento óptico utilizada para medir as alterações do volume sanguíneo que ocorrem no tecido microvascular sob a pele, que são devidas à natureza pulsátil do sinal (SUN; THAKOR, 2016). A extração do sinal PPG é considerado simples, no entanto, os componentes desse sinal podem fornecer valiosas informações sobre o sistema cardiovascular (KAMAL *et al.*, 1989).

Ao longo dos últimos 20 anos, houve um aumento significativo no número de artigos publicados sobre a técnica PPG, tanto na área médica quanto na área da engenharia biomédica, como pode ser observado na Figura 3. A popularidade desta técnica deve-se ao fato das importantes aplicações na avaliação do sistema cardiovascular, monitoramento de sinais e detecção do nível de oxigênio no sangue.

Por exemplo, no início da década de 1990, a oximetria de pulso tornou-se padrão para monitoramento durante a anestesia (SUN; THAKOR, 2016).

Figura 3: relatório de publicação e citação de estudos PPG nas últimas duas décadas (1994-2014). Os dados foram obtidos na Web of Science usando "PPG" e "fotoplethysmographic" como tópico de busca (acessado em 25 de março de 2015).

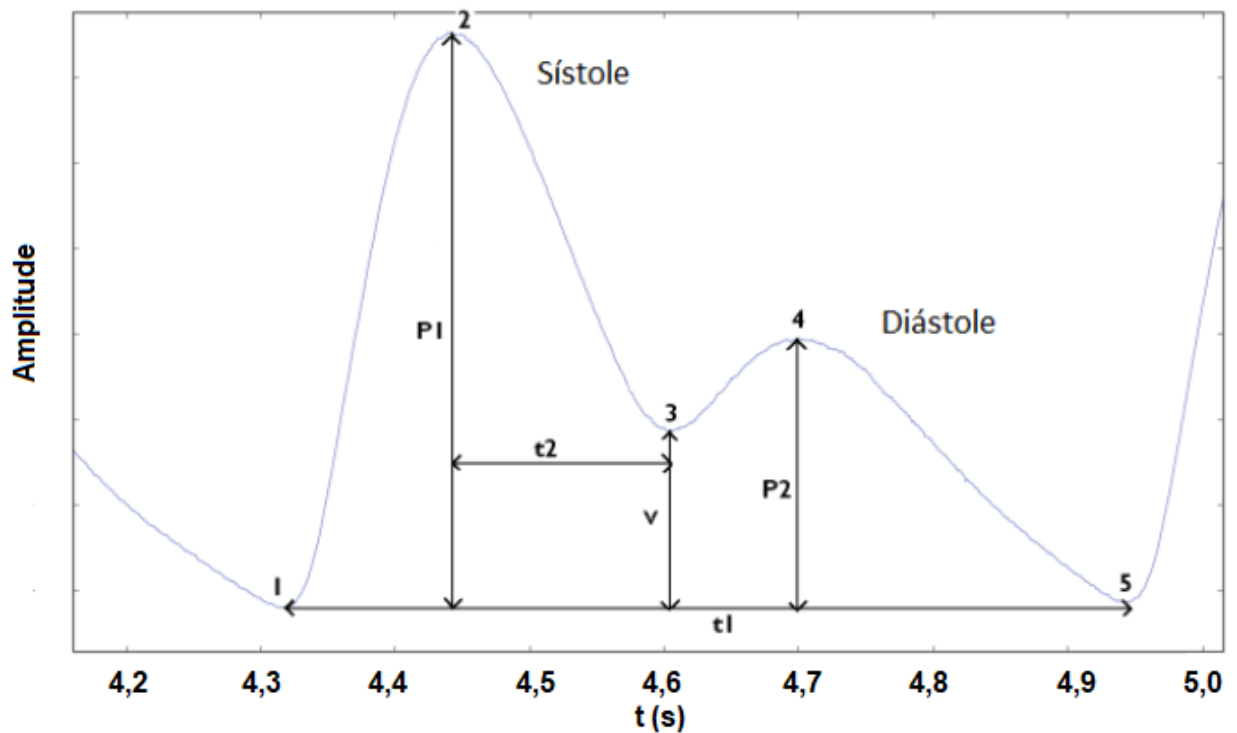


Fonte: adaptada de Sun e Thakor (2016).

A fotopletismografia pode mensurar a frequência cardíaca, ou seja, a medição de alterações do fluxo sanguíneo, detectando mudanças no volume do sangue, utilizando um método óptico (MARTINS, 2010). Um foto emissor de luz infravermelha é ligado a um fotorreceptor, utilizando-se como meio de propagação da luz o segmento corporal que se almeja registrar o sinal pletismográfico. O comprimento de onda indicado do foto emissor infravermelho é próximo a 940 nm (ARAÚJO, 2014). Ainda segundo o mesmo autor, essa técnica permite extrair valores de alguns parâmetros fisiológicos de um paciente, tais como a variabilidade do tempo entre batimentos cardíacos e, após processamento desse parâmetros, a frequência cardíaca.

A onda fotopletismográfica descreve as mudanças na atenuação que a energia luminosa passa em seu caminho, quando transmitida ou refletida nos tecidos e na corrente sanguínea. Essa está principalmente relacionada com a sístole e a diástole do ciclo cardíaco, como pode ser observado na Figura 4 (RODRIGUES; PEREIRA; PÁDUA, 2016).

O traçado da onda do sinal PPG retrata as variações na atenuação que a energia luminosa sofre em seu caminho quando transmitida ou refletida nos tecidos biológicos

Figura 4: análise do sinal PPG.

Fonte: adaptada de Martins (2010).

(MOYLE, 2002).

A partir da análise da Figura 4, pode-se estimar alguns parâmetros, tais como a amplitude da onda de pulso da sístole ($P1$), amplitude da onda de pulso da diástole ($P2$), intervalo de tempo entre batimentos ($t1$), dentre outras variáveis. Com isso, é possível determinar a frequência cardíaca instantânea (FC_{inst}) e a média (FC_{med}). A FC_{inst} pode ser calculada a partir do intervalo entre os batimentos ($t1$) e é definida por

$$FC_{inst} = \frac{60}{t_1}, \quad (2.1)$$

e a frequência cardíaca média é determinada por

$$FC_{med} = \frac{1}{Q_{nn}} \sum_{k \in [T_i, T_f]} NN[k], \quad (2.2)$$

em que Q_{nn} corresponde a quantidade de amostras de intervalos normais (NN) existente no intervalo $[T_i, T_f]$ (MADEIRO, 2007).

O aumento da frequência cardíaca e da amplitude da onda pulso ($P1$), observada

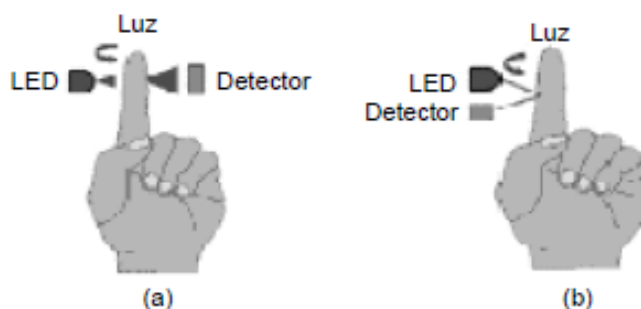
na Figura 4 com o número 2, reflete no sinal o crescimento do fluxo sanguíneo devido à contração do ventrículo esquerdo do coração. A amplitude do mínimo dicrótico, representada na Figura 4 com o número 3, varia com a elasticidade vascular arterial e depende, fundamentalmente, da interação da onda de pressão inicial, quando o coração contrai, e com a onda de pressão que é refletida devido às artérias periféricas (AKAY, 2006). No entanto, os pontos identificados na Figura 4 podem não ser apresentados em todos os sinais de PPG, uma vez que a forma de onda do sinal de fotopletismografia muda significativamente em função de algumas condições, tais como, a idade, vasculopatia, o estado físico e entre outros (AKAY, 2006; CHOI *et al.*, 2002).

2.2.1 Sensor PPG

Os sensores de fotopletismografia mensuram a quantidade de luz infravermelha absorvida ou refletida pelo sangue, as alterações de volume são provocadas por variações da pressão sanguínea nos vasos, que acontecem ao longo do ciclo cardíaco (MARTINS, 2010).

Existem dois tipos de princípio de funcionamento dos sensores de fotopletismografia, a transmissão ou a reflexão de luz numa determinada parte do corpo (BOULNOIS, 1986). A representação esquemática do sensor de PPG é apresentada na Figura 5, o funcionamento por transmissão (a), em que o módulo de emissão e o fotodetector estão localizados em lados diametralmente opostos, e por reflexão (b), em que a módulo de emissão está localizado no mesmo lado do fotodetector.

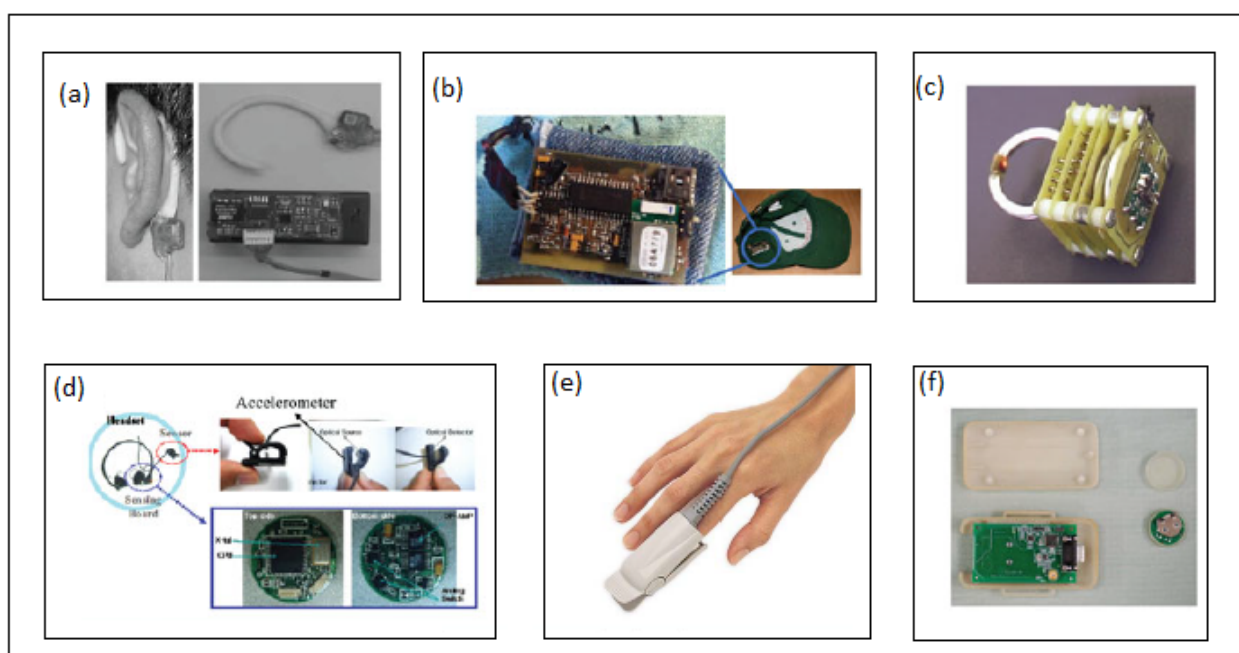
Figura 5: representação do funcionamento dos tipos de sensores de fotopletismografia para aplicação no dedo, por transmissão (a) e por reflexão (b).



Fonte: adaptada de Boulnois (1986).

Independente do tipo de princípio de funcionamento do sensor PPG, este deve ser portátil, leve, robusto, baixo custo e confortável de usar, mantendo a qualidade do sinal sob várias condições. Os locais para medição do sinal PPG podem ser vários, tais como o dedo, a testa, o pulso e a orelha. Em todos esses diferentes locais de medição, o sensor PPG pode ser utilizado, isso devido a presença de uma fonte arterial rica e por serem relativamente fáceis de fixar (SUN; THAKOR, 2016). Na Figura 6 podem ser observados os vários tipos de sensores PPG utilizáveis.

Figura 6: representação dos tipos de sensores de PPG, (a) projeto do gancho de orelha do sensor PPG reflexivo (WANG; ZHENG, 2008); (b) boné com sensor reflexivo sem fio (SPIGULIS *et al.*, 2008); (c) sensor PPG do tipo anel transmissivo sem fio com acelerômetro (RHEE; YANG; ASADA, 2001); (d) sensor transmissivo grampo auricular com acelerômetro (SHIN *et al.*, 2009); (e) sensor de dedo por transmissão (ROSETO, 2012); (f) sensor reflexivo acoplável sem fio com módulo receptor (MENDELSON; DUCKWORTH; COMTOIS, 2006).

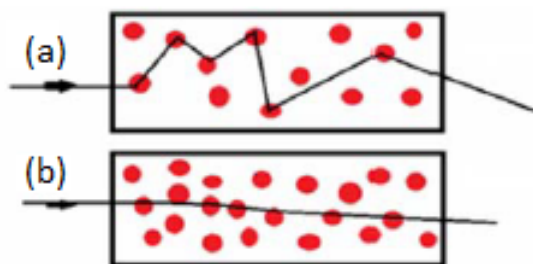


Fonte: autora, 2017.

O PPG fundamenta-se nas propriedades de dispersão da luz causada pela glicose existente no sangue. O aumento da glicose diminui o desalinhamento do feixe que penetra o tecido, pois o índice de refração é reduzido pela sua presença, como pode ser analisado na Figura 7. Como resultado, uma quantidade menor de luz é absorvida e a intensidade da luz que atravessa o tecido é maior (BRINCE; MELVIN; ZACHARIAH, 2012).

A técnica PPG é alicerçada na lei de *Beer-Lambert*, que evidencia que a intensidade da luz diminui exponencialmente quando viaja em um meio absorvente e a

Figura 7: influência da glicose na propagação da luz, (a) com menor acúmulo de glicose; e (b) com maior acúmulo de glicose no sangue.



Fonte: adaptada de Brince, Melvin e Zachariah (2012).

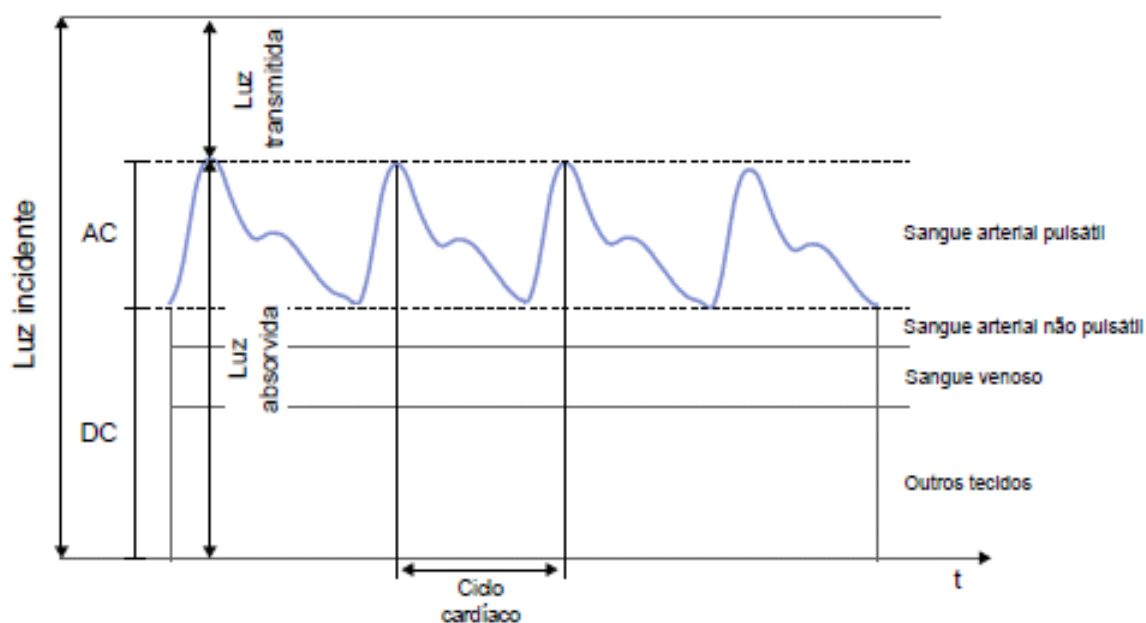
absorção é dependente do comprimento de onda. Isto se deve ao fato da penetração da luz emitida pelo fotoemissor em um meio está relacionada ao comprimento de onda desta luz (KARLEN *et al.*, 2013).

Devido as particularidades fisiológicas entre as pessoas, condições como cor da pele, espessura da camada de gordura e rigidez da artéria radial têm grande intervenção na morfologia e na amplitude da onda fotopletismográfica. A Lei de *Beer-Lambert*, relaciona a intensidade da luz emitida pela luz incidida, em função da absorção da luz no meio, da concentração da solução e do caminho que a luz percorre. Com a maior luminosidade emitida pelo fotoemissor (LED), maior será a quantidade de luz transmitida pelo meio e também maior será a quantidade de luz refletida (PONT *et al.*, 2016).

O sinal de um PPG obtido constitui-se de um sinal DC e um AC, como pode ser observado na Figura 8. O responsável pelo componente DC é o sangue venoso e não pulsátil e a absorção da luz pela pele e ossos. Já a componente AC é consequência do sangue arterial pulsátil (MARTINS, 2010; PONT *et al.*, 2016).

Para o sinal PPG, a tensão é máxima para uma quantidade mínima de sangue. No momento que o sangue é bombeado, a tensão decai devido a maior quantidade de sangue circulando e absorvendo a luz emitida pelo LED (PONT *et al.*, 2016).

Os eixos da Figura 8 são apenas ilustrativos para representar o sinal PPG. Percebe-se que a análise do sinal PPG deve ser efetuada na componente AC do sinal. Esta componente é resultante da alternância do caminho óptico devido às modificações de fluxo sanguíneo e a orientação espacial dos glóbulos vermelhos durante o ciclo cardíaco. No entanto, existem fatores biomecânicos, ópticos e

Figura 8: representação da componente DC e AC do sinal de fotopletismografia.

Fonte: adaptada de Martins (2010).

fisiológicos que também podem influenciar o sinal de fotopletismografia. Tais como o excesso de luz ambiente, movimentação do sensor no momento da medição da VFC, presença de esmalte no dedo em que o sensor vai ser colocado, pacientes com doenças pulmonares (DPOC) entre outros (MARTINS, 2010).

A preferência pela técnica PPG para aquisição das frequências cardíacas e respiratórias, ao invés de outras técnicas como eletrocardiograma (ECG), deve-se à extração mais segura dos dados respiratórios, pois a forma de onda PPG propicia melhores estimativas do que as estimativas derivadas do sinal ECG por meio de análises de arritmia sinusal respiratória (RSA - *respiratory sinus arrhythmia*), como também pelo baixo custo do sensor de PPG (ARAÚJO, 2014).

A técnica de fotopletismografia pode ser utilizada tanto para prevenção como para detecção de diversas doenças. Desta forma, percebe-se a importância da técnica PPG para medição e monitoramento da VFC.

2.3 Métodos de Análise da Fotopletismografia - PPG

Para análise e compreensão das variáveis obtidas através da medição da VFC, alguns métodos podem ser utilizados, tais como os métodos lineares, no domínio do

tempo e da frequência, e métodos não-lineares.

Os métodos lineares são divididos em dois tipos: análise no domínio do tempo, realizada por meio de índices estatísticos e geométricos, e análise no domínio da frequência (VANDERLEI *et al.*, 2009).

A obtenção dos índices da VFC é de suma importância para a compreensão clínica sobre determinadas variáveis fisiológicas. Tendo em vista que aumentos na variabilidade indicam boa adaptação fisiológica do organismo e de sua manutenção prevendo uma condição de estabilidade do sistema biológico. Já as reduções da variabilidade têm sido apontadas como preditores de doenças (VANDERLEI *et al.*, 2009).

2.3.1 Domínio do Tempo - Índices Estatísticos

Os registros para análises dos índices de VFC através de métodos lineares podem ser obtidos em curtos períodos (2, 5, 15 minutos) ou em longos períodos (24 horas), o que é mais comum na prática clínica (RASSI, 2000), sendo que um mínimo de 256 intervalos batimentos a batimentos é recomendado para esta análise (CAMM *et al.*, 1996).

Os índices estatísticos, no domínio do tempo, obtidos pela determinação de batimento a batimento, são (PUMPRLA *et al.*, 2002; NOVAIS *et al.*, 2004):

- SDNN - Desvio padrão de todos os intervalos t1 lidos em um intervalo de tempo, expresso em ms;
- SDANN - Desvio padrão das médias dos intervalos t1, a cada 5 minutos, em um intervalo de tempo, expresso em ms;
- SDNNi - Média do desvio padrão dos intervalos t1 a cada 5 minutos, expresso em ms;
- RMSSD - Raiz quadrada da média do quadrado das diferenças entre intervalos t1 adjacentes, em um intervalo de tempo, expresso em ms;
- pNN50 - Representa a porcentagem dos intervalos t1 adjacentes com diferença de duração maior que 50 ms.

A média das durações dos intervalos normais NN, sobre um intervalo de análise $[Ti, Tf]$ (MADEIRO, 2007), pode obtida por

$$MdNN = \frac{1}{Qnn} \sum_{k \in [Ti, Tf]} NN[k], \quad (2.3)$$

em que Qnn corresponde a quantidade de amostras de intervalos NN existente no intervalo $[Ti, Tf]$ (MADEIRO, 2007). A variável SDNN pode ser determinada por

$$SDNN = \sqrt{\frac{1}{Qnn} \sum_{k \in [Ti, Tf]} (NN[k] - MdNN)^2}. \quad (2.4)$$

A variável SDANN é o desvio padrão das médias dos intervalos de batimentos NN divididos em segmentos de 5 minutos, então esta variável que é definida por (HEJJEL; GAL, 2001)

$$SDANN = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (Md_j - MdNN_M)^2}, \quad (2.5)$$

em que M corresponde quantidade de segmentos de 5 minutos, Md_j corresponde a média do segmento de 5 minutos e $MdNN_M$ é a média de todos os segmentos de 5 minutos.

O índice $SDNN_{index}$ é a média do desvio padrão (ver Equação 2.4) de todos os intervalos NN de 5 minutos selecionados do sinal total, dado por

$$SDNN_{index} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M SDNN_j, \quad (2.6)$$

em que M corresponde quantidade de segmentos de 5 minutos. Seja a sequência formada pelas diferenças entre as amostras de intervalos NN consecutivas dada por

$$NN_d[d] = NN[k+1] - NN[k], \quad (2.7)$$

Logo, a primeira métrica obtida desta sequência RMSSD, é dada por (MALIK; CAMM, 1995)

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{Q_{NN} - 1} \sum_{k \in [Ti, Tf]} (NN_d[k])^2}, \quad (2.8)$$

A SDSD, segunda métrica, de obtenção semelhante a da variável SDNN, é calculada por (MALIK; CAMM, 1995)

$$SDSD = \sqrt{\frac{1}{Q_{NN} - 1} \sum_{k \in [Ti, Tf]} (NN_d[k] - MdNN_d)^2}, \quad (2.9)$$

em que $MdNN_d$ é o valor médio da sequência $NN_d[k]$.

Os outros parâmetros, $nn50$ e $pnn50$ correspondem, respectivamente, a quantidade de amostras da sequência $NN_d[k]$ cujo valor em módulo seja superior a 50 ms e a razão entre esta quantidade e o total de amostras da referida sequência, dada por $Q_{NN} - 1$ (MADEIRO, 2007).

Os índices SDNN, SDANN e $SDNN_{index}$ são alcançados a partir de registros de longa duração e representam as atividades simpática e parassimpática, porém não permitem diferenciar quando as alterações da VFC são devidas ao aumento do estímulo simpático ou à retirada do estímulo parassimpático (NOVAIS *et al.*, 2004). Já os índices RMSSD e $pNN50$ representam a atividade parassimpática, pois são encontrados a partir da análise de intervalos NN adjacentes (NOVAIS *et al.*, 2004; PUMPRLA *et al.*, 2002).

2.3.2 Domínio do Tempo - Índices Geométricos

Outro método utilizando para mensuração e análise da VFC é a partir dos métodos geométricos, os quais permitem apresentar os intervalos dos pulsos cardíacos (sístole e diástole) e utilizar aproximações para derivar as medidas de VFC (KHALED; OWIS; MOHAMED, 2006). Os principais métodos geométricos utilizados são:

- índice triangular (RRtri);
- interpolação triangular dos intervalos RR (TINN);
- *plot de Poincaré*.

O índice triangular e o TINN são calculados, a partir do levantamento de um histograma de densidade dos intervalos dos pulsos cardíacos (sístole e diástole), que

contém no eixo x o comprimento dos intervalos dos pulsos e no eixo y a frequência com que estes ocorreram. A união dos pontos das colunas do histograma forma uma figura semelhante a um triângulo, do qual são extraídos esses índices (CAMM *et al.*, 1996; ACHARYA *et al.*, 2006).

O *plot* de *Poincaré* é uma caracterização gráfica bidimensional da correlação entre os pulsos cardíacos consecutivos, em que cada intervalo é plotado contra o próximo intervalo (SMITH *et al.*, 2007).

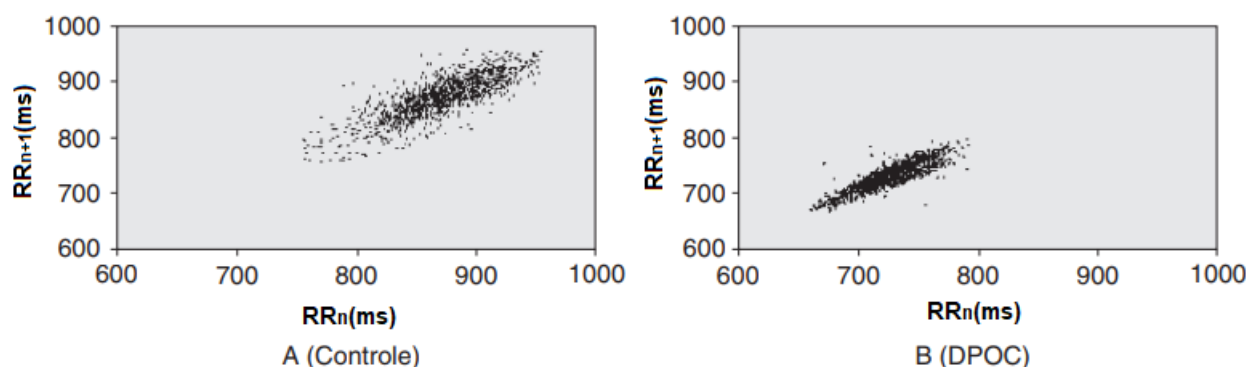
O *plot* de *Poincaré* é uma apresentação gráfica da correlação entre os intervalos de batimentos consecutivos. Uma maneira comum de descrever a geometria do *plot* é encaixar uma elipse no gráfico (TULPPO *et al.*, 1998).

Para análise quantitativa do *plot*, pelo ajuste da elipse da figura formada pelo atrator, calcula-se os seguintes índices: SD1 (desvio-padrão da variabilidade instantânea batimento batimento), SD2 (desvio-padrão de longo prazo dos intervalos entre batimentos) e a razão SD1/SD2 (LAM *et al.*, 2009).

O índice SD1 retrata a dispersão dos pontos perpendiculares à linha de identidade e é um índice de registro instantâneo da variabilidade batimento a batimento; o SD2 descreve a dispersão dos pontos ao longo da linha de identidade e representa a VFC em registros de longa duração; a relação entre ambos (SD1/SD2) apresenta a razão entre as variações curta e longa dos intervalos dos pulsos cardíacos (ACHARYA *et al.*, 2006; GAMELIN *et al.*, 2006).

O *plot* de *Poincaré* pode ser analisado na Figura 9 juntamente com índices SD1 e SD2.

Figura 9: padrão visual do *plot* de Poincaré observado no grupo controle (voluntário A (saúdáveis) – SD1 = 15,5 e SD2 = 47,6) e no grupo DPOC (voluntário B – SD1 = 8,0 e SD2 = 30,3).



Fonte: adaptada de Carvalho *et al.* (2011).

Ao analisar a Figura 9, nos indivíduos com DPOC observa-se menor dispersão dos intervalos NN, tanto batimento a batimento como a longo prazo, formando uma imagem característica de redução de VFC. Nos indivíduos saudáveis, os intervalos entre os batimentos cardíacos são irregulares, fazendo com que se visualize, na plotagem de Poincaré, uma nuvem de pontos (CARVALHO *et al.*, 2011).

A análise qualitativa (visual) do *plot* de *Poincaré* é realizada por intermédio da análise das figuras formadas pelo atrator do *plot*, as quais foram descritas por Tulppo *et al.* (1998) que as classificaram como:

1. Figura com característica de um cometa, na qual é analisado um aumento na dispersão dos intervalos batimento a batimento, característica de um *plot* normal;
2. Figura com característica de um torpedo, com leve dispersão global batimento a batimento (SD1) e sem aumento da dispersão dos intervalos batimento a batimento a longo prazo;
3. Figura complexa ou parabólica, na qual duas ou mais extremidades distintas são separadas do corpo principal do *plot*, com pelo menos três pontos incluídos em cada extremidade.

2.3.3 Domínio da Frequência

Outro método linear é o domínio da frequência, sendo a densidade de potência espectral a mais frequentemente utilizada, quando se aborda estudos com indivíduos em condições de repouso (BRUNETTO *et al.*, 2005).

A análise da densidade espectral avalia como a potência (variância) se distribui em função da frequência. Esta análise é feita utilizando as propriedades de algoritmos matemáticos (CAMM *et al.*, 1996).

A análise realizada no domínio da frequência é delimitada por três faixas de frequências distintas, chamadas de componentes espectrais. Independente do cálculo da densidade espectral (*Fourier Transform Technics* ou modelo auto regressivo) (SHIELDS *et al.*, 2009), (AKSELROD *et al.*, 1981). Estas são:

- alta frequência (HF) (0,15 a 0,40 Hz), modulada pelo sistema nervoso parassimpático e gerado pela respiração;

- baixa frequência (LF) (0,04 a 0,15 Hz);
- muito baixa frequência (VLF) (0,01 a 0,04 Hz), moduladas tanto pelo sistema nervoso simpático como pelo sistema nervoso parassimpático.

Para análise no domínio da frequência, os índices espectrais, passam por alguns processamentos matemáticos, formando um tacograma, gráfico que expressa a variação dos intervalos batimentos a batimentos em função do tempo, como a transformada rápida de *Fourier* (FFT) ou modelos autoregressivos (AR) (AUBERT; SEPS; BECKERS, 2003).

O método FFT é utilizado para obter uma aproximação da potência espectral da VFC. Já no modelo AR, a estimativa dos parâmetros pode ser feita facilmente pela resolução de equações lineares (MADEIRO, 2007).

2.3.4 Métodos não-lineares

A mensuração da frequência cardíaca também pode ser estudada por métodos baseados na teoria do caos, ou seja, pela teoria de sistemas não-lineares (ROQUE, 2009).

Análise de flutuações depuradas de tendências, função de correlação, expoente de *Hurst*, dimensão fractal e o expoente de *Lyapunov* são os principais métodos não-lineares utilizados para análise da VFC (ACHARYA *et al.*, 2006; GODOY; TAKAKURA; CORREA, 2005).

Para estudo dos índices na teoria do caos, um número maior de intervalos entre batimentos é recomendado. Godoy, Takakura e Correa (2005) utilizaram uma quantidade de 1000 batimentos consecutivos para análise.

A análise geral dos principais métodos utilizados para análise do sinal PPG, o domínio e os índices avaliados de cada método é apresentado na Tabela 3.

Tabela 3: resumo dos métodos utilizados para análise do sinal PPG.

Método	Domínio	Índices Avaliados
Linear	Domínio do Tempo	Índices Estatísticos: SDNN, SDANN, $SDNN_i$, rMSSD, pNN50.
Linear	Domínio do Tempo	Índices Geométricos: RRtri, TINN e <i>plot de Poincaré</i> .
Linear	Domínio da Frequência	HF, LF e VLF.
Não Linear	-	Função de correlação, expoente de <i>Hurst</i> , dimensão fractal e o expoente de <i>Lyapunov</i> .

Fonte: autora, 2017

Nesta seção são apresentados os métodos de análise da fotopletismografia (PPG) e na próxima seção é apresentado o Kit AFE4400SPO2EVM utilizado para aquisição do sinal PPG.

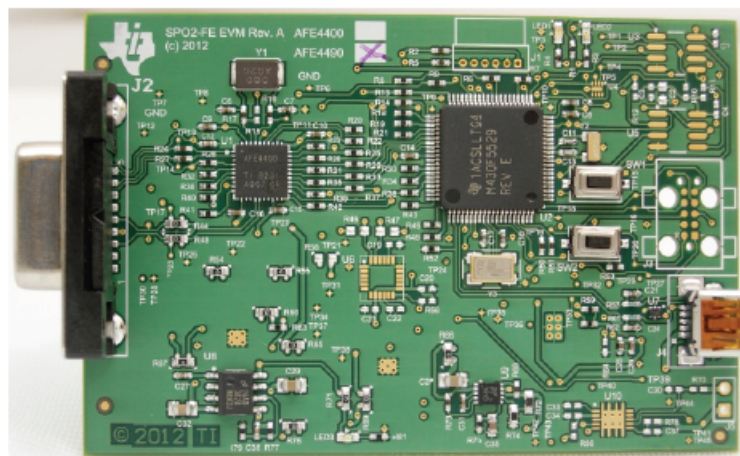
2.4 Kit AFE4400SPO2EVM

O Kit AFE4400SPO2EVM pode ser definido como um módulo de aquisição utilizado em soluções biomédicas, principalmente para fotopletismografia e oximetria de pulso. Foi escolhido o módulo de aquisição da *Texas Instruments*, devido a confiabilidade e excelência do fabricante. A placa do kit de desenvolvimento AFE4400SPO2EVM pode ser verificada na Figura 10.

A família de dispositivos AFE é ideal para aplicações de oxímetro de Pulso. O AFE 4440/4490 possui um controlador de temporização configurável que permite ter o controle das características de temporização do dispositivo. O módulo se comunica com um processador periférico (MSP430), utilizando a comunicação SPI (INSTRUMENTS, 2014).

2.4.1 Funcionamento

Uma das principais características dos *front end* integrados da *Texas Instruments* é a incorporação de circuitos de condicionamento do sinal proveniente do fotodetector

Figura 10: placa do kit de desenvolvimento AFE4400SPO2EVM.

Fonte: adaptada de Instruments (2014).

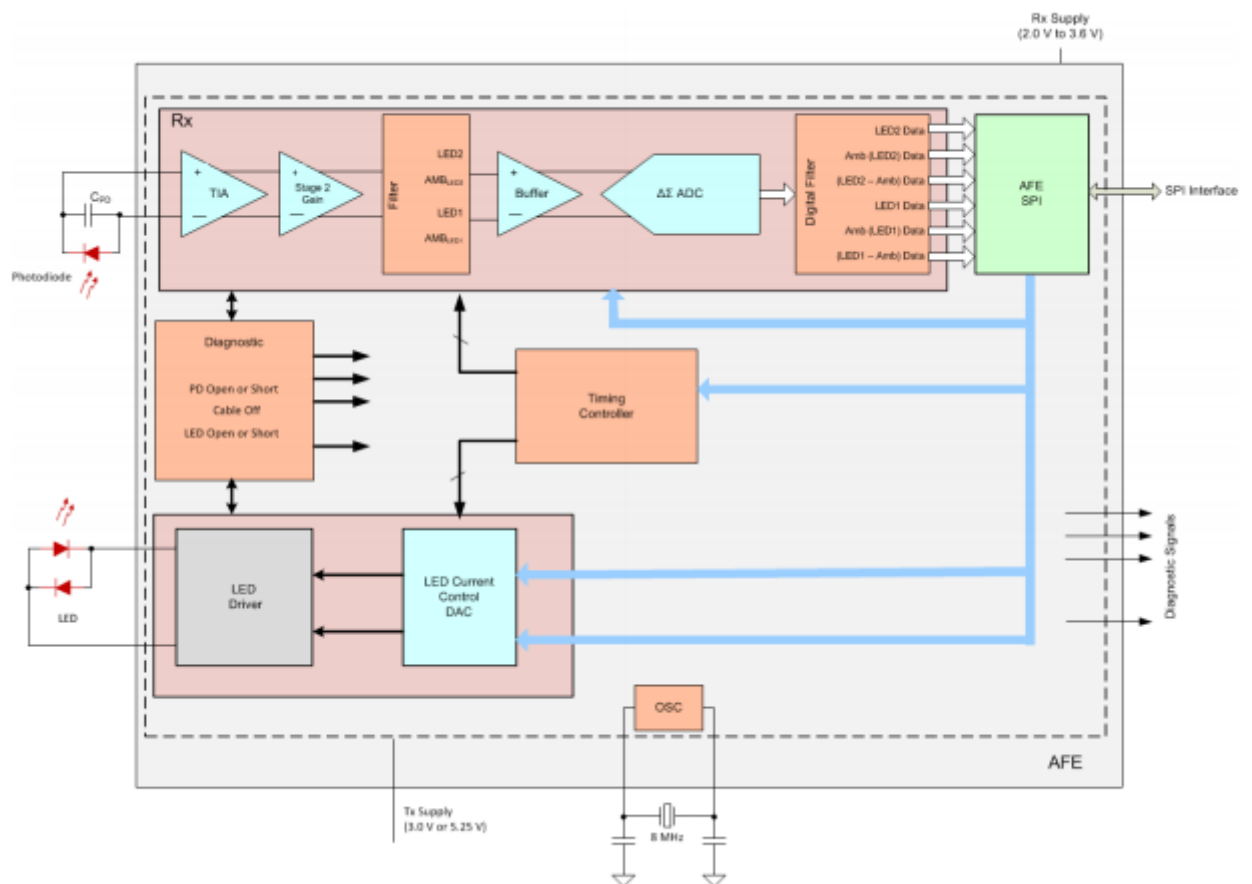
e o drive dos LEDs. Associado a estes circuitos, estão ainda incorporados os amplificadores de sinal, bem como toda a eletrônica para conversão e digitalização do sinal analógico medido pela sonda, que inclui os diversos filtros passa-baixas e o ADC Sigma-Delta (QUINTAS, 2015).

O esquemático em bloco do funcionamento do AFE está representado na Figura 11. Analisando esta Figura, este bloco é constituído pelo “*LED Driver*” e pelo “*LED Current Control*”. O primeiro tem a função de controlar a ativação dos LEDs, enquanto que o segundo bloco regula e assegura que as correntes dos LEDs seguem a respectiva corrente de referência, de forma a diminuir o efeito produzido pela luz ambiente nos LEDs. Este último bloco tem uma resolução de 8-bit do DAC de controle de corrente, de forma a garantir uma gama dinâmica³ no *front end* superior a 105 dB (INSTRUMENTS, 2014).

Este diagrama de blocos é formado ainda pelo Amplificador de Transimpedância (TIA) que converte a corrente proveniente do fotodíodo. Este amplificador contém uma resistência programável na malha de *feedback*, podendo ser adaptada de acordo com a corrente do sinal de entrada.

O TIA é responsável pelo tratamento do sinal. A saída do TIA contém uma componente resultante da luz ambiente (ruído) e portanto é necessário remover essa parte do sinal. Para essa finalidade é introduzido um bloco constituído por um DAC que fornece uma corrente de cancelamento e por um amplificador que aumenta o sinal desejado (INSTRUMENTS, 2014).

³Definida pelo quociente entre o nível máximo de saída pelo nível mínimo de saída aceitável

Figura 11: esquemático do kit de desenvolvimento AFE4400SPO2EVM.

Fonte: adaptada de Instruments (2014).

O sinal é novamente filtrado, usando um filtro passa-baixa (com largura de banda de 500 Hz), passando depois por um *buffer*. Finalmente o sinal chega ao ADC sigma-delta então é realizada a conversão analógico-digital do sinal pretendido.

O *buffer* enviado de forma serial é composto de 22 *bytes*. O detalhamento deste pacote de *bytes* é apresentado na Tabela 4.

Tabela 4: pacote de dados enviados pelo AFE4400SPO2EVM de forma serial

Número do <i>Byte</i>	Descrição	Valor Padrão
1	Início da leitura ADC	0x01
2	Início da leitura do dado	0x02
3	LED2 <i>data</i> LSB	-
4	LED2 <i>data</i>	-
5	LED2 <i>data</i> MSB	-
6	LED2AMB <i>data</i> LSB	-
7	LED2AMB <i>data</i>	-
8	LED2AMB <i>data</i> MSB	-
9	LED1 <i>data</i> LSB	-
10	LED1 <i>data</i>	-
11	LED1 <i>data</i> MSB	-
12	LED1AMB <i>data</i> LSB	-
13	LED1AMB <i>data</i>	-
14	LED1AMB <i>data</i> MSB	-
15	LED2-LED2AMB <i>data</i> LSB	-
16	LED2-LED2AMB <i>data</i>	-
17	LED2-LED2AMB <i>data</i> MSB	-
18	LED1-LED1AMB <i>data</i> LSB	-
19	LED1-LED1AMB <i>data</i>	-
20	LED1-LED1AMB <i>data</i> MSB	-
21	Final do dado	0x03
22	Final do pacote	0x0D

Fonte: adaptada de (INSTRUMENTS, 2014).

Os *bytes* de números 1, 2, 21 e 22 correspondem ao padrão de comunicação do próprio fabricante, indicando o início e o fim da leitura do pacote de dados. O LED1 corresponde ao Led infravermelho (PPG) e o LED2 equivale ao Led vermelho (oximetria). Para cada Led são efetuados três tipos de leituras diferentes, por exemplo, LED1 *data* é o valor da leitura do sensor infravermelho, LED1AMB é a leitura da interferência da luz ambiente na leitura do LED1 e LED1-LED1AMB é o valor da diferença entre a leitura do sensor infravermelho e a luz de interferência do ambiente. Como a resolução do sensor é de 24 *bits*, o valor de leitura é enviado em 3 *bytes*.

O módulo AFE oferece a possibilidade de modificar o valor de alguns de seus

parâmetros internos (resistores e capacitores no amplificador de transimpedância, por exemplo) durante a execução. Isto é conseguido através da interface SPI (SÁNCHEZ, 2010).

Portanto, o módulo AFE é responsável por controlar os LEDs vermelho (oximetria) e infravermelho (PPG), além de converter o sinal analógico em digital e disponibilizar, através do *buffer*, os dados para um microcontrolador periférico que deve acessar os registros, obtendo os valores de PPG.

Nesta seção é apresentado o Kit AFE4400SPO2EVM utilizado para aquisição do sinal PPG e na próxima seção são expostos os classificadores utilizados nesta dissertação.

2.5 Redes Neurais Artificiais - RNAs

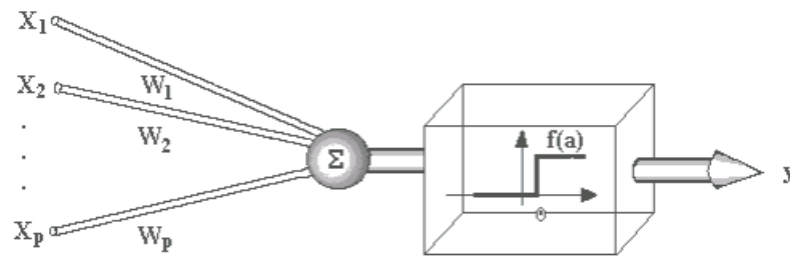
As redes neurais artificiais (RNAs) são modelos bastante utilizados na teoria de identificação de sistemas. Esses modelos incluem mecanismos de aprendizagem não-linear junto com elementos processadores simples, chamados geralmente de neurônios artificiais (SOUZA, 2012).

A primeira rede neural foi proposta por McCulloch e Pitts (MCP) em 1943. Foi desenvolvido um modelo que simplificava tudo que se sabia a respeito do neurônio biológico naquela época. A descrição matemática proposta por McCulloch e Pitts resultou em um modelo com n terminais de entrada que representava os dendritos, com apenas um terminal de saída demonstrando os axônios. Os terminais de entrada do neurônio possui valores acoplados (pesos), com valores podendo variar positivamente ou negativamente dependendo das sinapses correspondentes serem inibitórias ou excitatórias (BRAGA; CARVALHO; LUDERMIR, 2000)

Os neurônios de entrada com seus respectivos pesos e o neurônio de saída se relacionam por

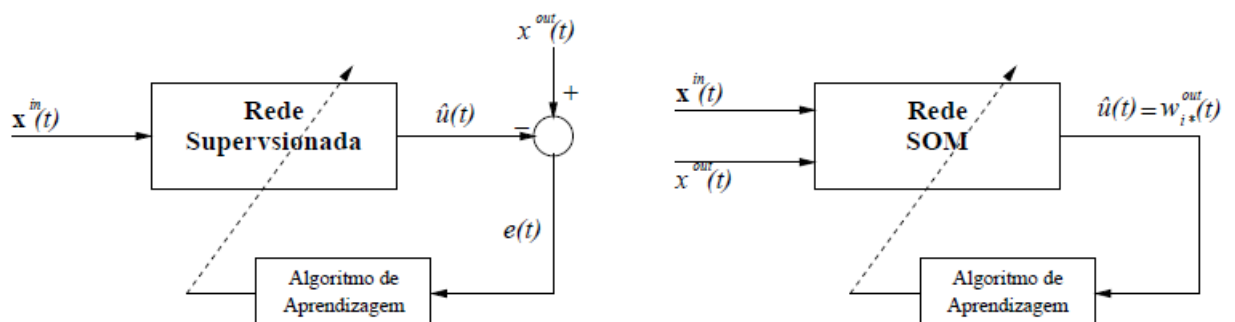
$$Y = X_i \cdot W_i, \quad (2.10)$$

em que Y corresponde ao neurônio de saída, X ao neurônio de entrada e W ao peso correspondente do neurônio de entrada. A estrutura do neurônio artificial proposto por McCulloch e Pitts pode ser observado na Figura 12.

Figura 12: arquitetura do neurônio biológico.

Fonte: adaptada de Braga, Carvalho e Ludermir (2000).

As redes neurais podem ser classificadas através do seu processo de aprendizado, que pode ser supervisionado ou não supervisionado. De uma maneira geral, redes neurais não-supervisionadas, tal como a SOM, extraem características estatísticas dos dados de entrada e constroem, de forma auto-organizada (sem auxílio externo e sem conhecimento prévio), uma representação do espaço de entrada. Já as redes neurais supervisionadas utilizam um agente externo que indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada (KOHONEN, 1990). O comparativo do processo de aprendizagem supervisionado e não supervisionado pode ser observado na Figura 13.

Figura 13: diferença entre a abordagem supervisionada e a não-supervisionada, respectivamente.

Fonte: adaptada de Souza (2012).

Com base na Figura 13, percebe-se que a rede neural de aprendizado supervisionado utiliza um agente externo como comparativo da saída obtida do processamento dos dados de entrada. Já para a rede com aprendizado não supervisionado isso não ocorre.

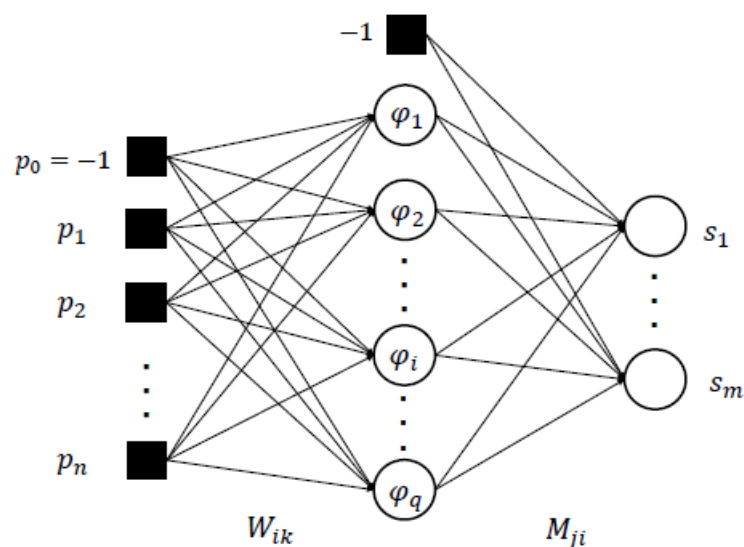
2.5.1 Redes Neurais Supervisionadas - Rede *Multilayer Perceptron* - MLP

A rede neural supervisionada é bastante popular e muito utilizada para classificação de padrões e apresenta um bom desempenho de treinamento fruto da combinação de propriedades computacionais importantes, tais como não-linearidade, capacidade de aprendizado e generalização (HAYKIN, 2009).

Uma rede *Perceptron* Multicamada (*Multilayer Perceptron*, MLP) é constituída basicamente por uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias, compostas por neurônios somadores com função de ativação não-linear e uma camada de saída, também composta por neurônios somadores. A rede possui uma ou mais camadas escondidas, são as camadas intermediárias, que tornam a rede capaz de extrair progressivamente as características mais significativas do espaço de entrada (PRINCIPE; EULIANO; LEFEBVRE, 2000).

A MLP apresenta um alto grau de conectividade, determinado pelas sinapses da rede, que são as interligações entre os neurônios das diferentes camadas, em que cada uma delas está ligada a um valor chamado peso sináptico. A arquitetura típica das redes de múltiplas camadas com uma única camada escondida pode ser vista na Figura 14 (HAYKIN, 2009).

Figura 14: arquitetura típica de uma rede neural supervisionada - MLP.



Fonte: adaptada de Bessa (2015).

O treinamento das redes MLP é baseado na propagação do sinal em dois sentidos:

direto e inverso. O algoritmo utilizado na fase de treinamento que permite a atualização dos pesos da camada oculta é conhecido como *backpropagation* (HAYKIN, 2001). Este algoritmo é descrito por Haykin (2009) e pode ser resumido nos passos listados abaixo.

1. Os dados são separados em um percentual para treinamento e teste. Os passo a seguir são repetidos para treinamento e teste da rede MLP;
2. Os pesos, tanto na camada escondida como da camada de saída, são inicializados de maneira aleatória;
3. No sentido direto, um padrão é apresentado à rede como entrada e as ativações dos neurônios da camada escondida são calculados por

$$u_i(t) = \sum_{k=0}^n W_{ik}(t)p_k(t), i = 0, \dots, q, \quad (2.11)$$

em que q indica o número de neurônios da camada escondida, W_{ik} é o k -ésimo do peso do i -ésimo neurônio da camada oculta e p_k corresponde ao dado de treinamento;

4. Propaga-se o sinal da camada escondida de tal maneira que a saída dos neurônios da camada oculta é calculada por

$$v_i(t) = \varphi_i[u_i(t)], \quad (2.12)$$

em que φ_i assume geralmente as formas da função logística ou função tangente hiperbólica (HAYKIN, 2009);

5. Calculam-se as ativações e as saídas para os neurônios da camada de saída por

$$a_j(t) = \sum_{i=0}^q M_{ji}(t)v_i(t), j = 0, \dots, m \quad (2.13)$$

$$s_j(t) = \varphi_j[a_j(t)], \quad (2.14)$$

em que m é o número de neurônios da saída, M_{ji} é o j -ésimo peso do j -ésimo neurônio de saída e s_j é a j -ésima saída.

6. No sentido reverso, deve-se calcular o erro e realizar a atualização do vetor de pesos, tanto da camada oculta como da camada de saída. Para tal, o erro para o j -ésimo neurônio da camada de saída pode ser obtido diretamente por

$$erro_j(t) = d_j(t) - s_j(t), \quad (2.15)$$

uma vez que se conhece a saída desejada d_j . Assim, a regra de aprendizagem descrita por Haykin (2009) pode ser utilizada para atualizar os pesos dos neurônios da saída, dado por

$$M_{ji}(t+1) = M_{ji}(t) + \lambda s'_j(t) erro_j(t) v_i(t), \quad (2.16)$$

em que $s'_j(t)$ é a derivada da função sigmóide utilizada (função logística ou tangente hiperbólica) e λ é a taxa de aprendizagem;

7. Para calcular o erro para os neurônios da camada oculta, uma vez que não se possui a saída desejada, usa-se o algoritmo *backpropagation*. Assim, a regra de aprendizagem para atualização dos pesos dos neurônios da camada oculta é dada por

$$W_{ik}(t+1) = W_{ik}(t) + \lambda v'_i(t) erro_i(t) p_k(t), \quad (2.17)$$

em que o erro retropropagado para i -ésimo neurônio da camada de oculta deve ser obtido com base na contribuição relativa dos erros $erro_j(t)$, obtidos para os neurônios da camada de saída conforme

$$erro_i(t) = \sum_{k=1}^m M_{ji} s'_j(t) erro_j(t); \quad (2.18)$$

8. Os passos 3 a 7 são repetidos até que a rede convirja ou que um número de épocas seja alcançado.

A utilização da Rede Neural MLP na engenharia biomédica, pode ser uma alternativa viável para acompanhamento da evolução do tratamento de pacientes e descoberta de novas informações através da combinação de parâmetros (SILVA, 2014). Na área biomédica, as redes MLP's tem uma vasta utilização, uma vez que são aplicadas na detecção de vias aérea em imagens de tomografia computadorizada do tórax (CAVALCANTE, 2010), para segmentação de fissuras pulmonares baseada em

texturas em imagens de tomografia computadorizadas do tórax (CAVALCANTI, 2014), para detecção de batimentos cardíacos (LETTNIN; VARGAS; MACARTHY, 2002), como também no desenvolvimento de um sistema hipermédia com interface adaptativa em câncer de mama (PAIM *et al.*, 2006). Como também, a MLP é utilizada em diversas áreas, Alexandria (2005) desenvolveu um sistema de reconhecimento óptico de caracteres de algarismos de medidores de energia convencionais (ALEXANDRIA, 2005)

2.5.2 Redes Neurais Não Supervisionadas - SOM (*Self-Organizing Map*)

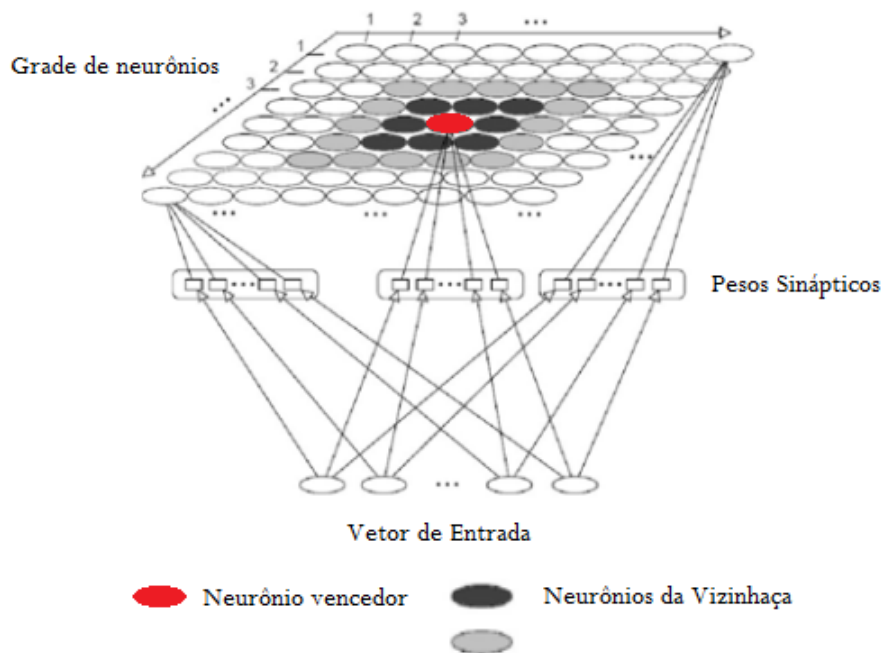
Desenvolvida por Kohonen *et al.* (2001), a rede neural SOM, também conhecida por rede de mapas auto-organizáveis, é utilizada principalmente na análise exploratória de dados e de agrupamentos dos mesmos.

Esta categoria de RNA baseia-se na aprendizagem competitiva e não-supervisionada, geralmente bidimensional. De uma maneira geral, redes neurais não-supervisionadas, extraem características estatísticas dos dados de entrada e produzem, de forma auto-organizada (sem auxílio externo e sem conhecimento prévio), uma representação do espaço de entrada (HAYKIN, 2001; KOHONEN, 1990).

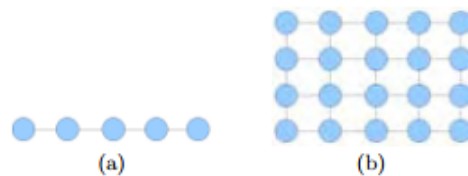
Cada variável é mapeada em um espaço finito de neurônios organizados em arranjo, unidimensional ou bidimensional, chamado de Mapa de Kohonen. A estrutura da rede SOM pode ser observada na Figura 15, como também a estrutura de uma ou duas dimensões pode ser apresentado na Figura 16.

Percebe-se pela análise da Figura 15 que esta rede é diferente de outras redes não-supervisionadas, pelo fato de que os neurônios devem estar dispostos em uma grade, de modo que garanta uma relação de vizinhança espacial entre esses neurônios. Segundo Kohonen *et al.* (2001), o diferencial desta rede neural está na função de vizinhança que funciona como uma janela de ponderação, que faz com que os neurônios mais próximos do neurônio vencedor atual tenham seus vetores de pesos atualizados mais intensamente do que aqueles neurônios que estão mais distantes do neurônio vencedor.

Os Mapas Auto-Organizáveis (SOM) são redes neurais de aprendizagem não-supervisionada utilizadas em problemas que envolvam quantização vetorial ou *clustering* (CARNEIRO; CORTEZ; COSTA, 2009).

Figura 15: estrutura da rede SOM.

Fonte: adaptada de Ultsch (1995).

Figura 16: rede SOM de, (a) uma dimensão; e (b) duas dimensões.

Fonte: adaptada de Carneiro, Cortez e Costa (2009).

O treinamento da rede SOM pode ser resumido nos seguintes passos:

1. Seleção aleatória de um padrão de treinamento $p(t)$ como vetor de entrada atual;
2. Inicialização do vetor de pesos e apresentação do padrão de entrada à rede SOM;
3. Após o padrão ser apresentado a rede SOM, os neurônios competem entre si, e a rede determina qual neurônio é mais semelhante ao padrão de entrada. Matematicamente, a competição pode ser implementada em termos da distância euclidiana, assim a busca pelo neurônio vencedor para o padrão de entrada $p(t)$ é dado por

$$i^*(t) = \underset{i}{\operatorname{argmin}} \|p(t) - W_i(t)\|, \quad (2.19)$$

em que $i^*(t)$ é o índice que representa o neurônio vencedor para o padrão de entrada $p(t)$ e $W_i(t)$ é o vetor de pesos inicializado de forma aleatória.

4. Após a busca pelo neurônio vencedor, atualiza-se o vetor de pesos do neurônio vencedor $W_i(t)$ por

$$W_i(t+1) = W_i(t) + \lambda(t)h(i^*, i; t)[p(t) - W_i(t)], \quad (2.20)$$

em que o parâmetro $0 < \lambda(t) < 1$, chamado de taxa de aprendizagem, que controla a intensidade com que os pesos sinápticos são modificados e $h(i^*, i; t)$ é a função de vizinhança, geralmente do tipo gaussiana e expressa por

$$h(i^*, i; t) = \exp - \frac{\|p_i(t) - p_{i^*}(t)\|^2}{v^2(t)}, \quad (2.21)$$

onde $v(t)$ é o raio de influência da função de vizinhança, enquanto $p_i(t)$ e $p_{i^*}(t)$ são, respectivamente, as posições dos neurônios i e i^* .

A rede SOM possui uma função de vizinhança e esta atua como uma janela de ponderação e faz com que os neurônios mais próximos do neurônio vencedor no instante t , tenham seus vetores de pesos atualizados mais intensamente do que aqueles neurônios que estão mais distantes do neurônio vencedor. Assim, em cada interação, os neurônios vencedores, bem como os neurônios que fazem parte da sua vizinhança têm seus pesos ajustados de forma a responder melhor a este padrão de entrada (BESSA, 2015).

As aplicações da rede SOM são nas mais diversas áreas, tais como reconhecimento de gestos referentes as letras do alfabeto da LIBRAS (CARNEIRO; CORTEZ; COSTA, 2009), para caracterização de lesões intersticiais de pulmão em radiografia de tórax (AMBROSIO, 2007), para localização de robôs móveis em imagens omnidirecionais (BESSA, 2015) e para segmentação e classificação de nódulos em imagens de ultrassonografia de mama (MARCOMINI, 2013).

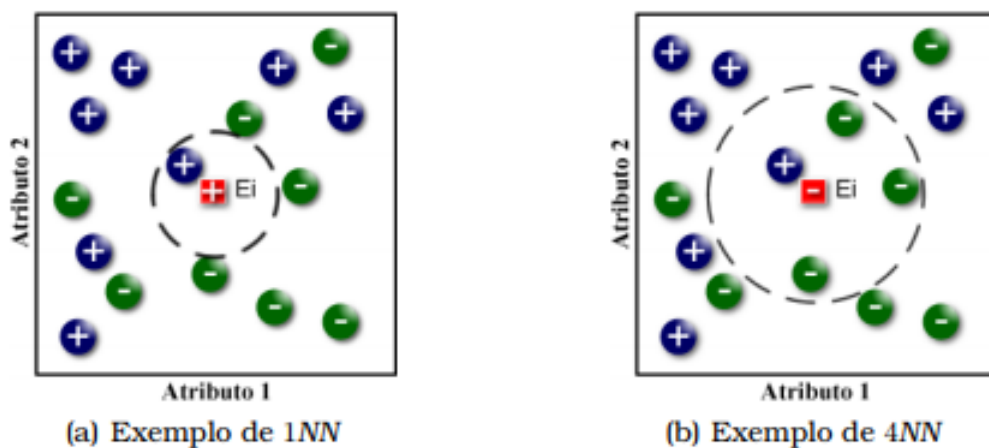
2.5.3 Classificadores Estatísticos - kNN

O algoritmo kNN (*k-nearest neighbors*), também chamado de k-vizinhos, é categorizado como um classificador estatístico.

O algoritmo de classificação kNN, proposto por Fukunaga e Narendra (1975), é um método utilizado no reconhecimento de padrões, tendo como base a técnica do vizinho mais próximo (*nearest neighbor- NN*), que utiliza os k vizinhos mais próximos do padrão de consulta (XU *et al.*, 2013).

A ideia deste algoritmo pode ser analisada na Figura 17 com um exemplo de problema de classificação. Neste problema, um conjunto de exemplos de treinamento descrito com dois atributos, no qual são rotulados em positivo (+) referem-se aos pacientes doentes e negativo (-) aos não doentes. Considerando o algoritmo kNN para classificação, com $k = 1$, o novo exemplo a ser classificado, E_i seria classificado com o único vizinho mais próximo, que é da classe positiva (+). No entanto, se $k = 3$, o novo exemplo seria classificado como negativo (-) (FERRERO, 2009).

Figura 17: exemplo de classificação do método kNN.



Fonte: adaptada de Ferrero (2009).

Na Figura 17, percebe-se que o número de vizinhos mais próximos a ser considerado na nova classificação interfere fortemente na classificação. No entanto, não existe um número k de vizinhos apropriado para todos os problemas. O ideal é realização de testes, variando os k -vizinhos e analisar os percentuais de acerto do algoritmo.

A questão relevante para essa classificação está relacionada com a definição da medida utilizada para definir o grau de semelhança entre o exemplo a ser rotulado e os exemplos do conjunto de treinamento. Algumas medidas podem ser utilizadas, tais como a medida de distância e de correlação (JAIN; DUBES, 1988).

O kNN baseia-se em uma função de distância entre dois padrões. Por exemplo, com $k = 1$, tem-se

$$\min_j [\text{dist}(p - p_{(j)}^{(i)})] \leq \min_j [\text{dist}(p - p_{(o)}^{(i)})], \text{sendo } j \neq o, \quad (2.22)$$

onde $p_{(j)}^{(i)}$ é o j -ésimo padrão pertencente a uma classe. A $\text{dist}(\cdot)$ é a medida de distância, que pode ser calculada de diversas maneiras, no entanto, a maneira mais conhecida é a distância euclidiana, dada por

$$\text{dist}_{\text{eucl}}(a, b) = \sqrt{\sum_{t=1}^n (a_t - b_t)^2}, \quad (2.23)$$

onde a_t e b_t são as componentes dos padrões a e b .

Em suma, os passos do algoritmo kNN são descritos a seguir (FERRERO, 2009):

1. O conjunto de dados é dividido em dois conjuntos, treinamento e teste;
2. Calcula-se a distância entre o exemplo desconhecido e o outros exemplos do conjunto de treinamento;
3. Identifica-se os k vizinhos mais próximos;
4. Utiliza-se o rótulo da classe dos vizinhos mais próximos para determinar o rótulo de classe do exemplo desconhecido (votação majoritária);
5. Se o rótulo atribuído for igual ao rótulo do padrão de teste, computa-se um acerto.

O algoritmo kNN é bastante utilizado na área na Engenharia Biomédica, como auxílio ao diagnóstico de algumas doenças, como também na descoberta de novas tecnologias nessa área. Cardoso, Ramos e Almeida (2016) desenvolveram uma ferramenta de diagnóstico de doenças pulmonares auxiliado por computador. Esta ferramenta é baseada no algoritmo kNN e foi utilizada para classificar 3252 regiões de interesse de Tomografias Computadorizadas de Alta-Resolução de tórax em relação a 6 padrões pulmonares. O kNN na Engenharia Biomédica pode ser utilizado de diversas maneiras, tais como para o mapeamento e controle de áreas endêmicas no Brasil (BEDÊ *et al.*, 2010), como também para diagnóstico precoce de doenças mamárias usando imagens térmicas (RESMINI *et al.*, 2012).

2.5.4 Classificador por *clustering* - Kernel k-means

A técnica de classificação por *clustering* consiste em um processo no qual um conjunto de dados é separado em vários grupos (*clusters*) e os elementos de cada grupo possuem alguma similaridade entre si e apresentam dissimilaridades entre os elementos dos outros grupos (FORSYTH; PONCE, 2011).

O interesse na classificação de dados por agrupamento é produzir grupos em que, os elementos de cada grupo possuam uma maior semelhança entre si e menor similaridade entre os elementos de outros grupos. Dentre as medidas de similaridade, a métrica mais utilizada é a distância Euclidiana, no entanto também são conhecidas outras métricas, tais como, D4 ou Distância Quarteirão, ou também D8 ou Distância Xadrez (GONZALEZ; WOODS, 2000).

Uma grande desvantagem do método de classificação por *k-means* é que este não pode separar *clusters* que não são linearmente separáveis no espaço de entrada. Desta forma, duas abordagens recentes surgiram para enfrentar esse problema. Um é *Kernel k-means*, onde, antes do *cluster*, os pontos são mapeados para um espaço de característica de dimensão superior usando uma função não-linear e, em seguida, o algoritmo divide os pontos por separadores lineares no novo espaço. A outra abordagem são os algoritmos de agrupamento espectral, que utilizam os autovetores de uma matriz de afinidade para obter um agrupamento dos dados (SHI; MALIK, 2000).

A técnica *Kernel k-means* trabalha com a aplicação de funções não lineares nos dados de entrada. As principais funções não lineares aplicadas são: função polinomial, gaussiana e sigmóide. Para classificação dos dados desta dissertação, é utilizada a função gaussiana *kernel* que é dada por

$$kernel_{gaus}(a,b) = \exp \frac{-||a-b||^2}{2\sigma^2}, \quad (2.24)$$

em que a e b são vetores de linha e coluna dos dados de entrada. Para determinar quais padrões dos dados possuem maior similaridade é utilizado como métrica o cálculo da distância Euclidiana. A equação que determina a distância Euclidiana para classificação do algoritmo *kernel k-means* é dada por (DHILLON; GUAN; KULIS, 2004)

$$dist_{eucli}(a,b) = ||\phi(a) - \frac{\sum_{b \in \phi_j w(b)} \phi(b)}{\sum_{b \in \phi_j w(b)}}||^2, \quad (2.25)$$

em que ϕ é a função kernel, w é equivalente a um peso atribuído aos valores de entradas (a, b) , π denota o *cluster*.

Existem diversos algoritmos que podem representar o método *Kernel k-means*, o algoritmo que segue é uma dessas representações. Os passos de implementação são descritos a seguir:

1. Deve-se entrar com os dados para classificação, e inicializar, a quantidade k de grupos (*clusters*);
2. Calcula-se a função *kernel*;
3. Inicializa-se os valores dos k *clusters*;
4. calcula-se a similaridade entre os dados utilizando a distância euclidiana como métrica;
5. Deve-se atribuir a cada dado com o grupo do *clusters* mais próximo;
6. Atualiza-se os valores dos *clusters*;
7. Verifica-se o critério de parada, caso não seja satisfeito, voltar ao passo 4.

A técnica de classificação por *Kernel k-means* particiona o dado original em k grupos, onde, cada grupo ou parte possui um valor médio diferente que corresponde à representação de uma característica ou medida de similaridade do dado para classificação. Para o cálculo da medida de similaridade pode ser utilizado a distância Euclidiana e esta medida define em qual grupo o dado apresentado pertence. Um dos critérios de parada considerado é a não variação dos valores dos *clusters* entre os grupos (TAKAHASHI; BEDREGAL; LYRA, 2005).

O algoritmo *Kernel k-means* pode ser utilizado em diversas áreas e em diferentes aplicações, tais como na detecção de intrusões utilizando os dados dos *logs* de redes de computadores (FARIA; MONTEIRO, 2015), para segmentação de imagens em aplicações de robótica (SOLANE; GAMARRA, 2012), em segmentação por agrupamento para identificação de massas em mamografias (JUNIOR *et al.*, 2006), como também para classificação dos sinais ECG (BRAUN *et al.*, 2015).

2.6 Conclusão do Capítulo

Neste Capítulo são apresentadas as definições de VFC e da técnica de PPG. Como também são mostradas os principais métodos (lineares e não-lineares) para análise do sinal PPG. O detalhamento de *hardware* da placa de desenvolvimento utilizada neste projeto e os classificadores utilizados para detecção das cardiopatias em estudos também são expostos neste Capítulo. Os materiais e métodos empregados neste trabalho são apresentados no Capítulo 3.

MÉTODO PROPOSTO

Neste capítulo, os métodos utilizados para realização dos exames PPG e o desenvolvimento do banco de dados são apresentados. Trata-se também do modo de aplicação dos métodos de classificação para reconhecimento de padrões das cardiopatias em estudo.

A metodologia desta dissertação pode ser resumida em três Etapas principais.

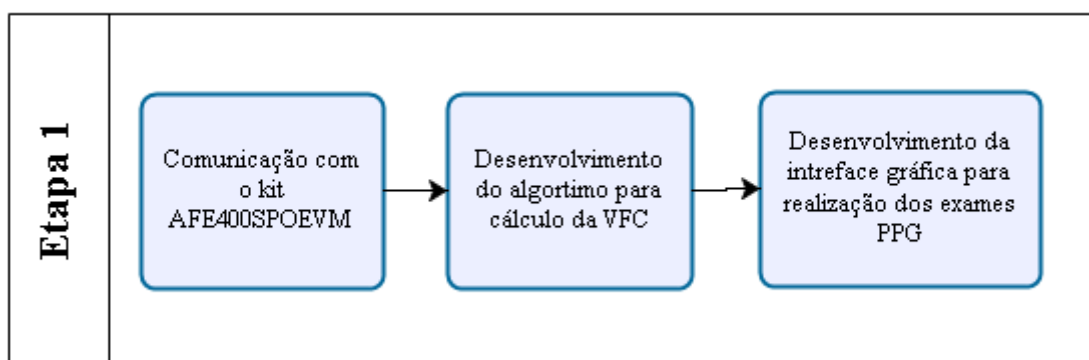
- Etapa 1 - Desenvolvimento do *software* para realização dos exames PPG;
- Etapa 2 - Criação do banco de dados;
- Etapa 3 - Reconhecimento de padrões.

3.1 Etapa 1: Desenvolvimento do *software* para realização dos exames PPG

Nesta seção são elencados os passos necessários para conclusão da Etapa 1 de desenvolvimento desta dissertação. A descrição dos passos da Etapa 1 podem ser verificados na Figura 18.

O passo inicial desta etapa consiste em efetuar a comunicação da placa AFE4400SPO2EVM com o Matlab (Licença 898894). A comunicação do módulo de medição da VFC (AFE4400) com o microcontrolador MSP340, da própria placa, é realizada por comunicação SPI, no entanto, a comunicação deste microcontrolador com o computador ocorre serialmente.

Para realização desta comunicação foi necessário executar as configurações via *software* desta placa, como por exemplo, a configuração dos seus registradores. Ao total são mais de 50 registradores, cada um com uma finalidade diferente, tais como habilitar leitura serial, habilitar comunicação SPI, valor do ganho de amplificação, entre outros.

Figura 18: descrição da Etapa 1.

Fonte: autora, 2017.

Como esta placa efetua tanto a leitura do sinal do LED vermelho (oximetria) quanto do LED infravermelho (fotopletismografia), nem todos os registradores precisam ser configurados. Para esta dissertação apenas os registradores que abrangem o sinal fotopletismográfico foram configurados.

Após as configurações iniciais serem realizadas, a placa envia de forma serial um pacote de dados de 22 *bytes*, ver Tabela 4. Pela análise desta Tabela, verifica-se que o sinal mais adequado para ser estudado é formado pelos *bytes* 18, 19 e 20, pois trata-se do sinal PPG com eliminação da interferência da luz ambiente, ou seja, sinal PPG menos ruidoso.

Para desenvolvimento do algoritmo de medição da VFC média e instantânea foi necessária a implementação de três estágios de programação, considerados essenciais, são eles:

- detecção dos picos do sinal PPG;
- eliminação dos batimentos ectópicos;
- retirada dos batimentos ruídos do sinal PPG.

Batimentos ectópicos são frequentemente especificados por um intervalo de curta duração seguido (ou não) de um intervalo compensatório de longa duração, sendo que sua origem não está relacionada à atividade nervosa. A remoção e correção desses batimentos são, portanto, necessárias para uma análise ser considerada válida (ALMEIDA; LIMA; CARVALHO, 2012).

O ritmo ectópico pode ser considerado como ritmo cardíaco irregular devido por exemplo a um batimento cardíaco prematuro. O ritmo ectópico é também conhecido como contração atrial prematura, contração ventricular prematura e extrassístolia (CARNEIRO *et al.*, 2012).

A consideração de batimentos ectópicos modifica consideravelmente os valores da VFC, induzindo a erros na análise das contribuições simpático/parassimpático. Uma vez separados em grupos, de acordo com sua semelhança morfológica, é possível a eliminação daquelas classes, cujos elementos (não necessariamente todos) equivalham a batimentos ectópicos ou arrítmicos (MALIK; CAMM, 1995).

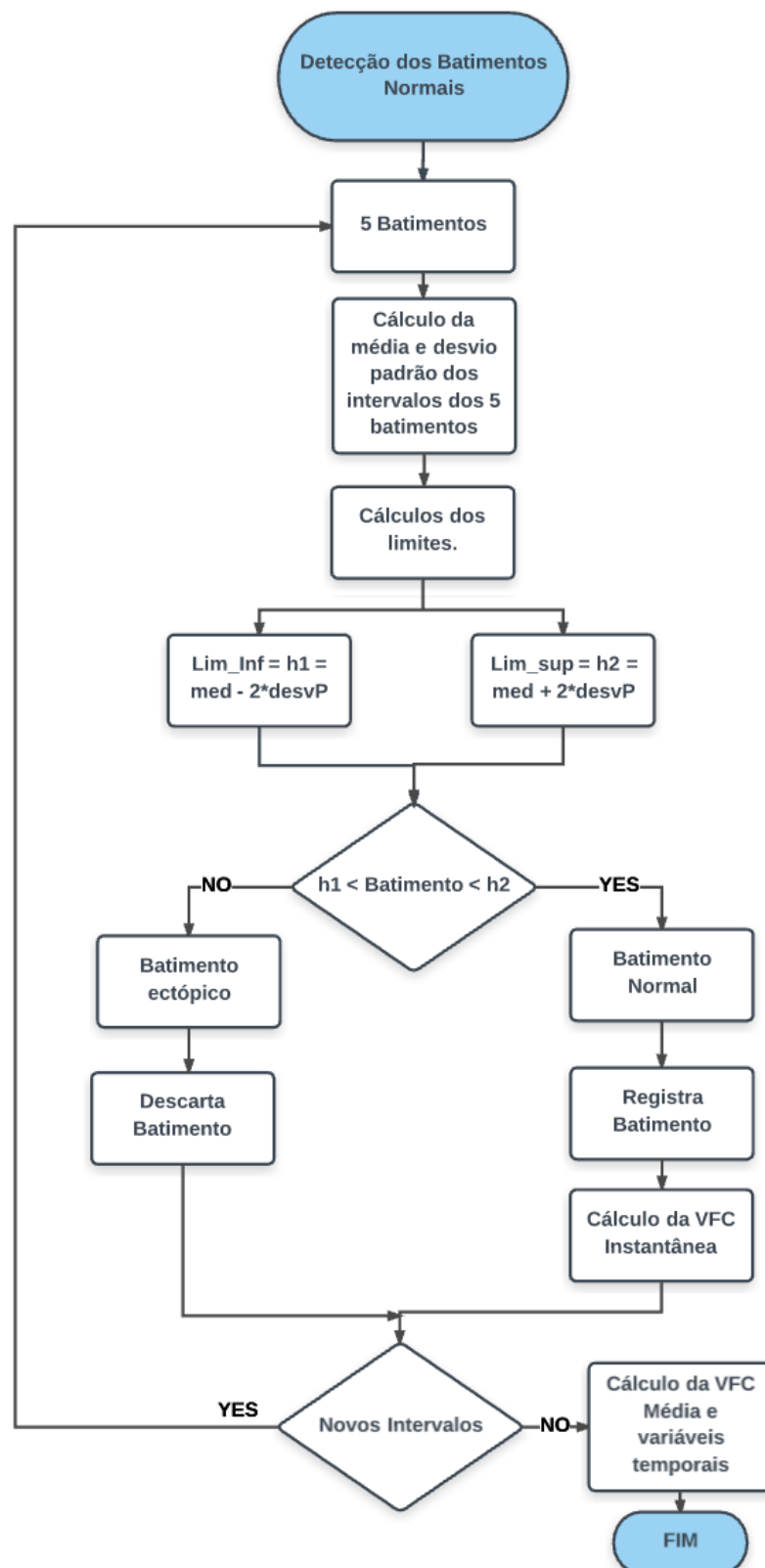
Os batimentos ruidosos são considerados aqueles que apresentaram erro de leitura devido a fatores externos a realização do exame, em que o paciente:

- retirou o sensor do dedo e depois colocou novamente;
- mexeu o dedo de forma demasiada;
- apresentou tosses exageradas;
- precisou utilizar a máquina de oxigênio; entre outros.

Inicialmente, todos os picos dos batimentos devem ser identificados, tendo em vista, que a medição da VFC é em relação a diferença de tempo entre os picos. Para localização dos picos de um exame PPG foi utilizado como base a função *findpeaks* da própria interface do Matlab. Esta função tem a característica de encontrar os pontos máximos de um sinal. Já para eliminação dos batimentos ectópicos ou ruidosos foi analisado o exame PPG de cada paciente de 5 em 5 batimentos. O fluxograma da Figura 19 exemplifica os passos para detecção dos batimentos normais, ectópicos e ruidosos.

Após a detecção dos batimentos NN e cálculo da VFC média e instantânea, a interface gráfica foi desenvolvida. Para isso, também foi utilizada a plataforma Matlab.

Esta interface é dividida em duas telas principais. Na primeira tela, tela de cadastro, é realizado o cadastro do paciente com informações básicas, tais como nome do paciente, nome do médico, data e hora de realização do exame. Para a segunda tela, tela de exame, configurações básicas são estabelecidas, tais como porta de comunicação e tempo de exame. Após decorrer este tempo programado, os resultados do exame PPG são apresentados ao usuário. Todas as informações

Figura 19: fluxograma para detecção dos batimentos normais.

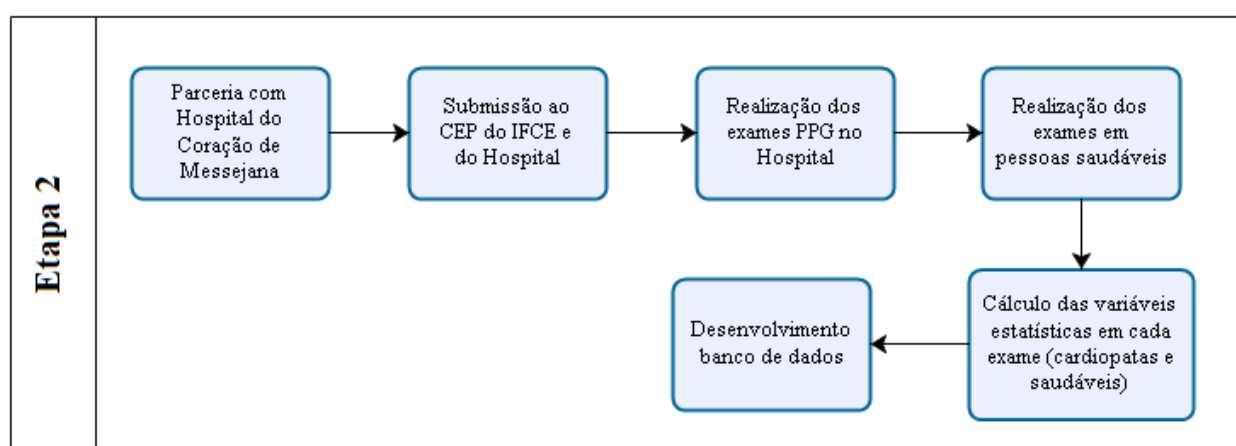
Fonte: autora, 2017.

sobre a realização do exame são salvas. Desta forma, os resultados de cada paciente podem ser analisados posteriormente. Logo, o monitoramento e registro dos exames PPG por parte de médicos e hospitais pode ser realizado de forma mais eficaz e segura.

3.2 Etapa 2: Criação do banco de dados

Nesta seção são detalhados os passos necessários para conclusão da Etapa 2 de desenvolvimento desta dissertação. A descrição dos passos da Etapa 2 podem ser verificados na Figura 20.

Figura 20: descrição da Etapa 2.



Fonte: autora, 2017.

Para desenvolvimento do banco de dados foi estabelecido uma parceria com o Hospital Dr. Carlos Studart Gomes, também conhecido por Hospital do Coração de Messejana, considerado um Hospital de referência nacional em estudo e tratamento de cardiopatias. Essa parceria foi estabelecida através da participação neste projeto de pesquisa do Médico e Pesquisador, Glauber Gean Vasconcelos, responsável pelas definições clínicas e diretrizes hospitalares.

Como trata-se de um projeto que envolve o estudo com pessoas, foi necessária a submissão deste projeto ao Comitê de Ética e Pesquisa (CEP) do IFCE e do Hospital do Coração através da plataforma Brasil. Para isso, o IFCE atuou como instituição proponente e o Hospital como Coparticipante. O parecer final tanto do IFCE como do Hospital do Coração foram favoráveis para execução do projeto. O número do parecer da instituição proponente e da instituição coparticipante são, 1.780.652 e 1.827.596,

respectivamente, ver Apêndices D e E.

Os exames PPG foram realizados nos pacientes internados na Enfermaria da Unidade I do Hospital do Coração de Messejana que apresentam as cardiopatias:

- Miocardiopatia Dilatada Idiopática;
- Miocardiopatia Chagásica;
- Miocardiopatia Isquêmica.

Como também, esses pacientes deveriam atender alguns critérios de inclusão e exclusão, estes são listados abaixo.

- Critérios de inclusão, pacientes
 - com miocardiopatias com fração de ejeção do ventrículo esquerdo (FEVE) menor que 50%;
 - adultos;
 - internados na enfermaria;
 - número de pacientes para realização do exames: 32.
- Critérios de exclusão, pacientes:
 - que utilizam marca-passo;
 - com infecção respiratória;
 - com suporte de O_2 ;
 - com distúrbio psiquiátrico grave;
 - com pneumopatias.

Cada paciente, então, foi convidado a participar da pesquisa e realizar o exame PPG. Para isso, o paciente foi informado sobre os riscos e benefícios de sua participação na pesquisa, como também outras possíveis dúvidas foram esclarecidas através do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), ver apêndice B.

Os riscos relacionados a participação do paciente na pesquisa são mínimos e os mesmos são listados a seguir: constrangimento do paciente a responder perguntas

básicas, tais como: peso, sexo, idade, cor e entre outras; risco de pequeno choque durante a realização do exame PPG, tendo em vista que o aparelho é ligado a um computador. Porém, esse risco é mínimo, pois existe proteção contra choque e; a utilização do equipamento pode causar um pequeno desconforto para dormir.

Os benefícios com participação do paciente na pesquisa são relacionados ao auxílio ao desenvolvimento do banco de dados de exames de PPG, contribuindo no desenvolvimento de sistemas de auxílio ao prognóstico médico de cardiopatias diversas.

Após a assinatura do TCLE, o paciente respondeu um formulário que contém perguntas básicas, tais como: idade, sexo, etnia, peso e entre outras. Tudo isso, para um levantamento mais detalhado sobre o paciente em estudo, conforme Apêndice C.

Depois do levantamento inicial dos dados, os exames PPG foram realizados, utilizando-se como base o kit AFE4400SPO2EVM, para isso, foi desenvolvida uma case na impressora 3D do Laboratório de Ensaios Mecânicos (LEM) para proteção dos circuitos eletrônicos da placa. Esta case pode ser verificada na Figura 21.

Figura 21: kit AFE4400SPO2EVM.



Fonte: autora, 2017.

A somatória de horas de exame, cada paciente, totalizou três horas e trinta minutos, ocorrendo de forma interrompidas e ao longo de 24 horas de monitoramento, perfazendo em média 500 batimentos.

Ao total foram realizados exames em 32 pacientes com variações de cardiopatias, tais como Miocardiopatia Dilatada Idiopática, Miocardiopatia Chagásica e Miocardiopatia Isquêmica.

A realização dos exames em pessoas saudáveis ocorreu da mesma maneira para os cardiopatas, isso em relação a assinatura do TCLE, informações sobre riscos e benefícios na participação da pesquisa e preenchimento do formulário básico. Ocorreu alteração apenas na quantidade de horas de monitoramento que foi reduzida para 1 hora, totalizando em média 300 batimentos, considerada a quantidade suficiente de batimentos.

Segundo Rassi (2000) e Camm *et al.* (1996) os registros para análises dos índices de VFC através de métodos lineares podem ser obtidos em curtos períodos (2, 5, 15 minutos) ou em longos períodos (24 horas), o que é mais comum na prática clínica, sendo que um mínimo de 256 intervalos batimentos a batimentos é recomendado para esta análise.

Depois da captura e registro dos dados, estes foram estudados e assim, extraídas as variáveis temporais e atributos necessários para desenvolvimento do banco de dados. Para a extração das variáveis temporais foi utilizado os resultados coletados com a interface gráfica desenvolvida na Etapa 1. Tais variáveis são a média dos batimentos NN, SDNN, SDANN, SDNNi, RMSSD, SDSD e VFC.

O banco de dados para utilização dos classificadores foi organizado da seguinte maneira:

- Miocardiopatia Dilatada Idiopática- 26 Padrões;
- Miocardiopatia Dilatada Idiopática e Chagásica - 3 Padrões;
- Miocardiopatia Dilatada Idiopática e Isquêmica - 3 Padrões;
- Saudáveis - 10 Padrões.

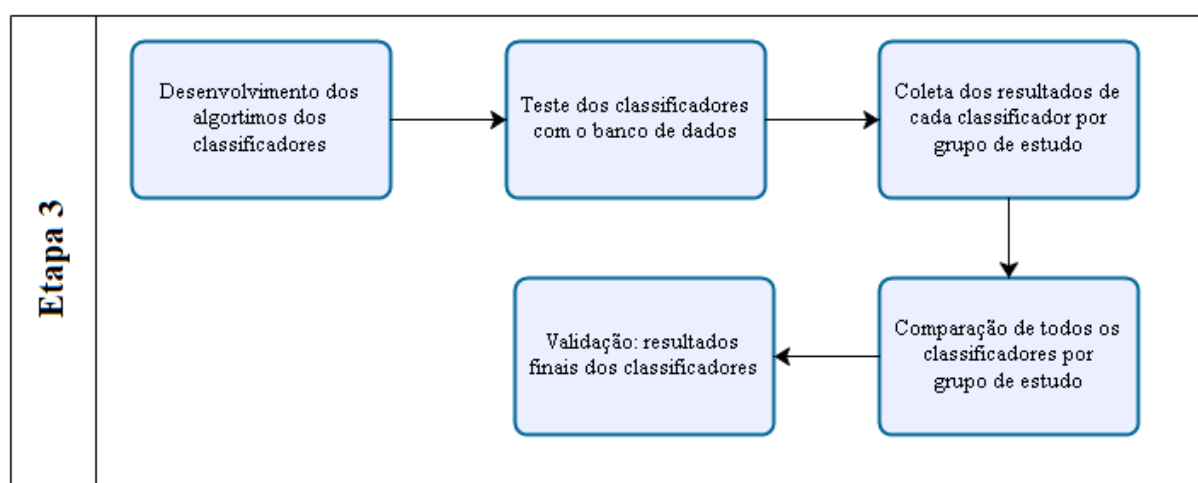
Por fim, o banco de dados é criado. Para isso, todas essas variáveis estatísticas com a descrição da doença são adicionados em um arquivo de texto (.txt) para utilização na Etapa 3 de reconhecimento de padrões. O Banco de dados desenvolvido

nesta dissertação está disponível no Apêndice A. Os dados listados no Apêndice A estão em milisegundos (ms), exceto da VFC que é em bpm. Posteriormente, este banco de dados será disponibilizado para comunidade científica.

3.3 Etapa 3: Reconhecimento de Padrões

Nesta seção são detalhados os passos necessários para conclusão da Etapa 3 de desenvolvimento desta dissertação. A descrição dos passos da Etapa 3 pode ser verificada na Figura 22.

Figura 22: descrição da Etapa 3.



Fonte: autora, 2017.

Nesta dissertação, quatro classificadores de padrões são implementados e testados. Os experimentos com todos os algoritmos foram realizados com diferentes proporções de dados para treinamento-teste (*hold-out*), entre essas: 75 - 25%, 70 - 30% e 80 - 20%. Com isso, foi escolhido os melhores valores, empiricamente, de (*hold-out*) para cada classificador. Como dito anteriormente, os classificadores avaliados neste trabalho são: MLP, SOM, kNN e Kernel kmeans.

Para todos estes classificadores, a base de dados utilizada foi a desenvolvida nesta dissertação. Esta base de dados é formada por: 7 dados de entradas que são a Média dos batimentos normais, SDNN, SDANN, SDNN_i, RMSSD, SDSD e VFC; 42 padrões e 4 possíveis casos de saída, paciente com Miocardiopatia Dilatada Idiopática; pacientes com Miocardiopatia Dilatada Chagásica, paciente com Miocardiopatia Dilatada Isquêmica e Pessoas Saudáveis.

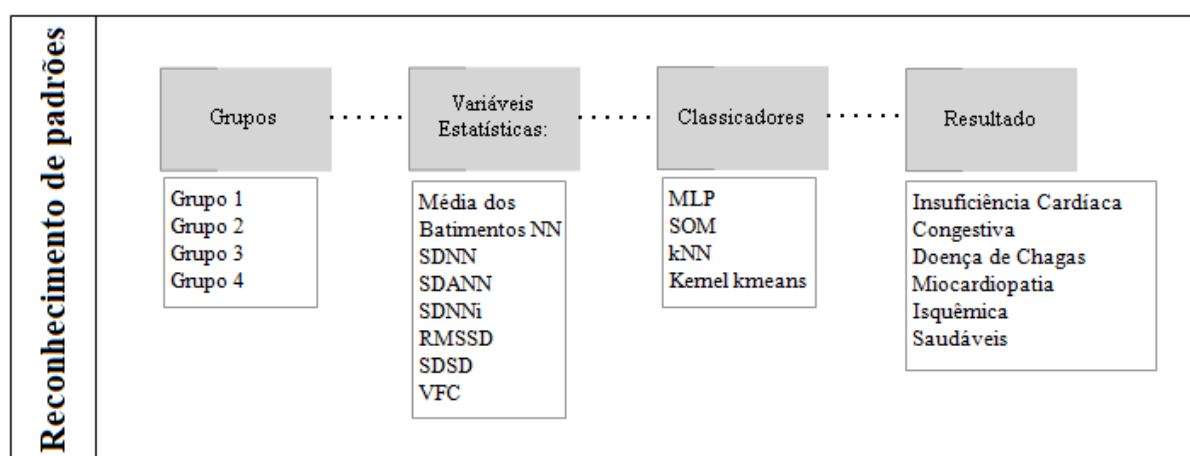
Para análise e teste dos classificadores, os 42 padrões foram divididos em grupos de classificação, pois assim, pode-se testar a eficiência dos 4 classificadores para grupos distintos. Esta separação em grupos tem por objetivo o teste de cada classificador na fragmentação mais elementar (cardiopatas e saudáveis) e depois o teste mais composto (variações de cardiopatias e pessoas saudáveis). Estes grupos são:

- Grupo 1: Miocardiopatia Dilatada Idiopática + Saudáveis;
- Grupo 2: Miocardiopatia Chagásica + Saudáveis;
- Grupo 3: Miocardiopatia Isquêmica + Saudáveis;
- Grupo 4: Cardiopatas + Saudáveis.

Inicialmente, cada classificador foi implementado e testado de maneira individual. Posteriormente, foi realizada uma comparação com os resultados de todos os classificadores.

A etapa de reconhecimento de padrões poder ser melhor compreendida analisando a Figura 23. A partir dos grupos, calcula-se as variáveis estatísticas e assim estas são apresentados aos classificadores que formulam o resultado final.

Figura 23: detalhamento da Etapa 3.



Fonte: autora, 2017.

3.3.1 MLP

O algoritmo MLP opera em uma sequência de duas etapas. Primeiramente, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede. A atividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída. Na segunda etapa, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular. Se esta não estiver correta, o erro é calculado. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retropropagado.

Para desenvolvimento do classificador MLP alguns parâmetros devem ser selecionados, tais como números de camadas, quantidade de neurônios escondidos, número de épocas e quantidade de padrões para treinamento e teste. Os valores desses parâmetros foram escolhidas de forma empírica.

A taxa de aprendizagem (σ) utilizada é de 0,07 (decrecendo exponencialmente a cada época) com condição de parada por número de épocas de treinamento. Os demais parâmetros utilizadas para o classificador MLP podem ser observadas na Tabela 5.

Vale ressaltar que para cada topologia descrita, o treinamento é repetido por 20 vezes.

Tabela 5: parâmetros do Classificador MLP por grupo de estudo

Parâmetros	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
Camadas	5	4	5	5
Neurônios Escondidos	10	8	10	10
Nº Épocas	400	300	400	500
Quant. Teste/Treinamento	80/20	80/20	80/20	80/20

Fonte: autora, 2017

3.3.2 SOM

A rede SOM é uma rede neural que admite padrões de N-dimensões como entrada e os mapeia para um conjunto de neurônios de saída, o qual representa o espaço dos dados a serem agrupados.

Para desenvolvimento do classificador SOM alguns parâmetros devem ser

selecionados, tais como números de épocas, quantidade de neurônios e vizinhos e quantidade de padrões para treinamento e teste. Os valores desses parâmetros foram escolhidas de forma empírica.

A taxa de aprendizagem (λ) utilizada é de 0,001 com condição de parada por número de épocas de treinamento. Para cada topologia descrita, o treinamento é repetido por 20 vezes.

Os demais parâmetros utilizados para o classificador SOM podem ser verificados na Tabela 6.

Tabela 6: parâmetros do Classificador SOM por grupo de estudo.

Parâmetros	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
Épocas	300	500	600	600
Neurônios	1x7	1x7	1x7	1x7
Neurônios vizinhos	3	3	2	1
Quant. Teste/Treinamento	75/25	70/30	75/25	80/20

Fonte: autora, 2017

3.3.3 kNN

O algoritmo kNN é utilizado para classificar objetos com base em exemplos de treinamento que estão mais próximos no espaço de características. O projeto do classificador baseia-se na distância euclidiana como métrica, e varia-se o parâmetro k entre 3 a 7, assim obtêm-se os melhores resultados de generalização do classificador. Os valores de *hold-out* por grupo são:

- Grupo 1 - 80/20%;
- Grupo 2 - 75/25%;
- Grupo 3 - 75/25%;
- Grupo 4 - 75/25%;

Destacando que para cada topologia descrita, o treinamento é repetido por 20 vezes.

3.3.4 Kernel k-means

Como mencionado anteriormente, a técnica de classificação por *clusters* é resumida no processo no qual um conjunto de dados é separado por grupos e os elementos de cada grupo possuem alguma similaridade entre si.

O projeto do classificador baseia-se em uma função *kernel* e na distância euclidiana como métrica, o único parâmetro configurável é o valor de *k* (grupos).

3.4 Métricas de avaliação dos classificadores

As métricas utilizadas para avaliação os algoritmos (MLP, SOM, kNN e *Kernel kmeans*) implementados este trabalho são:

- taxa média de acerto de treinamento e teste;
- tempo de processamento de execução do algoritmo;
- desvio Padrão;
- sensibilidade.

A taxa média de acerto pode ser considerada a principal métrica utilizada para comparação dos classificadores. Essa taxa mensura a porcentagem das predições nas quais os padrões desejados e padrões que os classificadores retornam coincidem. Uma média das taxas de acerto nos testes de todas as realizações é calculada e dada percentualmente por

$$tx_{acc}(\%) = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^R acc_i \cdot 100, \quad (3.1)$$

em que *R* corresponde ao número de realizações e *acc_i* é a taxa de acerto de cada realização.

Para mensurar a dispersão estatística dos resultados de taxas de acerto em todas as realizações, utiliza-se o desvio padrão. Desta forma, esta métrica mensura a confiança em cálculos estatísticos e, em geral, é uma medida de dispersão que indica a regularidade de um conjunto de dados em função da média aritmética. Desta forma, um baixo desvio padrão aponta que os pontos dos dados tendem a estar próximos da

média ou do valor esperado. No entanto, um alto desvio padrão mostra que os pontos dos dados estão espalhados por uma ampla gama de valores. O desvio padrão pode ser calculado por

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{R} \sum_{i=1}^R (acc_i - txacc)^2} \quad (3.2)$$

Para melhorar a eficiência da avaliação dos resultados, o cálculo de sensibilidade deve ser efetuado e este é calculado por:

$$Sensibilidade = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3.3)$$

em que TP (*true positive*) é quando o sistema expressa uma saída positiva para uma amostra que possui a doença e FN (*false negative*) é quando os resultados do sistema são dado como negativo para uma amostra que realmente possui a doença. Já um FP (*false positive*) ocorre quando o sistema determina a existência de uma doença quando a amostra não tem a doença.

A presença de FP pode resultar em um aumento do tempo de análise de exames de PPG, como também resultar em erros de detecção da doença ou pode dificultar a interpretação correta dos exames médicos.

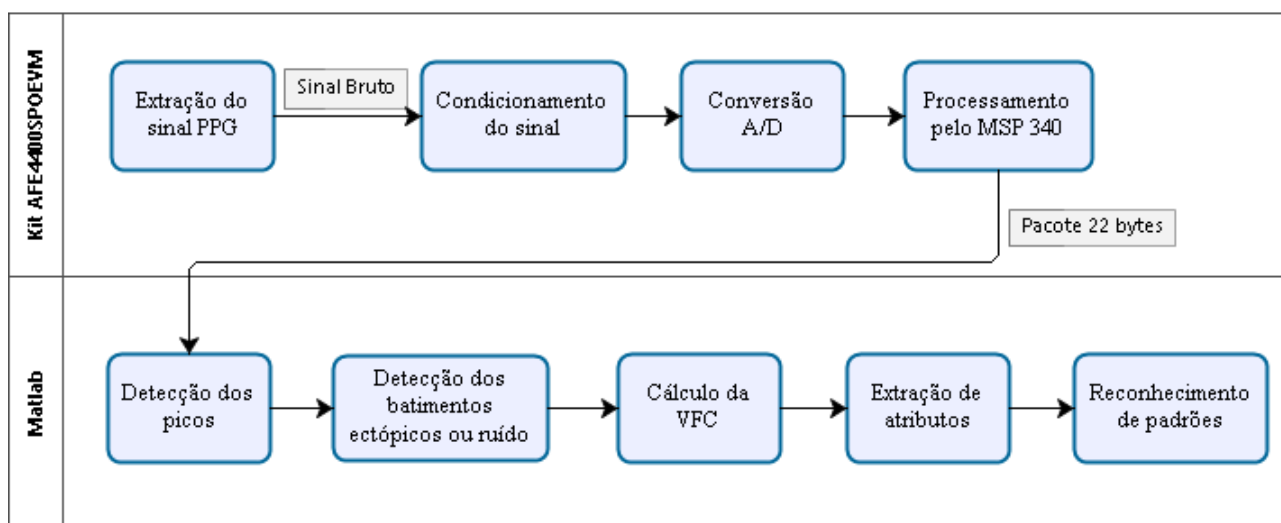
Assim, quanto mais alta for a sensibilidade maior será considerada a eficiência do método para detecção da doença.

Desta forma, compara-se os resultados de cada técnica de classificação (MLP, kNN, *Kernel kmeans* e SOM) aplicada aos diferentes grupos.

Após a fase de treinamento do classificador, é necessário uma comprovação do quanto este consegue generalizar e resolver o problema proposto para dados não-apresentados (ou seja, pertencentes ao conjunto de teste) e, por isso, não participam do treinamento, logo, a taxa de acerto por teste também é apresentada nos resultados.

3.5 Conclusão do capítulo

O detalhamento da metodologia apresentada neste capítulo pode ser verificado na Figura 24.

Figura 24: metodologia do Trabalho.

Fonte: autora, 2017.

Ao analisar a Figura 24, nota-se que este trabalho é dividido em uma parte de *hardware* constituída pelo kit AFE4400SPOEVM, tendo por objetivo o condicionamento, a conversão e o processamento do sinal PPG, e por uma parte de *software* estruturada pela plataforma de desenvolvimento Matlab, dispondo da parte de cálculo da VFC e do reconhecimento das cardiopatias.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste Capítulo são expostos e discutidos os resultados alcançados com a classificação dos 4 grupos em estudo.

4.1 Interface Gráfica

A interface gráfica desenvolvida para esta dissertação é dividida em duas telas principais, tela de cadastro e tela de exame.

A tela de cadastro pode ser observada na Figura 25. Para ter acesso a tela dois, tela de exame, é obrigatório o preenchimento de todos os campos da tela de cadastro.

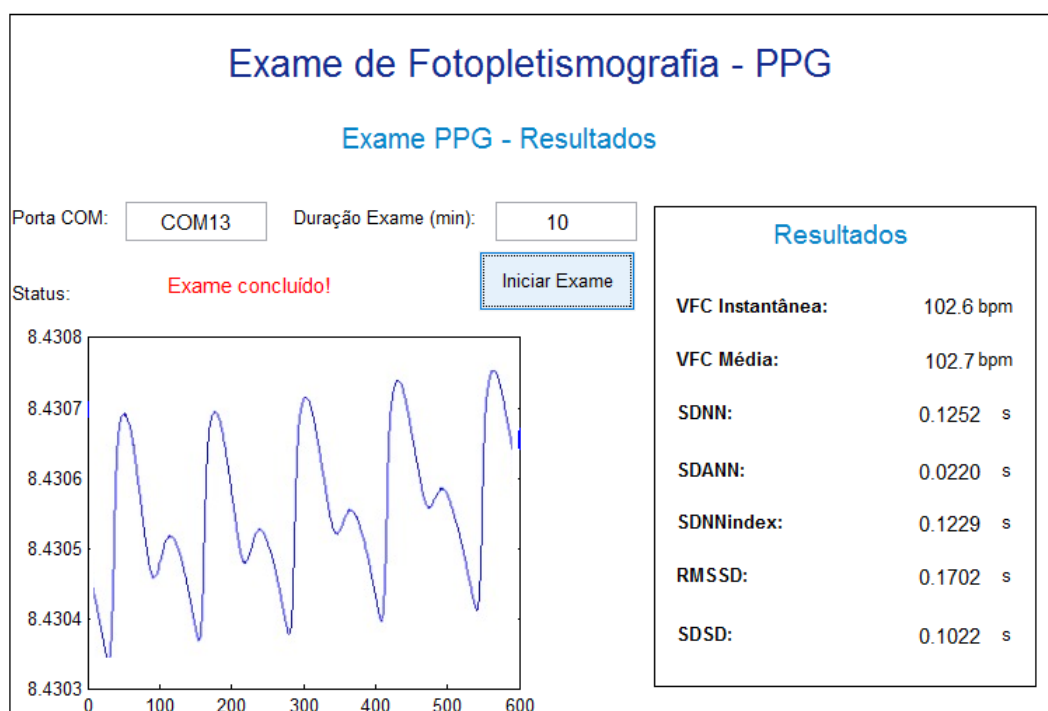
Figura 25: interface gráfica - tela de cadastro.

A interface gráfica para o Exame de Fotopletismografia - PPG apresenta o seguinte layout:

- Logos:** Instituto Federal CEARA Campus Fortaleza (topo esquerdo), Programa de Pós-graduação em Engenharia de Telecomunicações PPGET - IFCE (topo direito) e CNPq (bottom left).
- Título:** Exame de Fotopletismografia - PPG (centralizado no topo).
- Imagem:** Uma imagem de uma onda de pulso (fotopletismografia) no centro da tela.
- Seção de Dados:** Titled "Dados Iniciais" em azul.
- Campos de Entrada:**
 - Nome do Médico:
 - Nome do Paciente:
 - Horário:
 - Data:
- Botões:** "Encerrar" e "Próximo" (localizados na base dos campos de entrada).
- Ícone:** Um ícone de um coração com uma seta vermelha no canto inferior direito.

Fonte: autora, 2017.

Ao clicar no botão 'próximo', tela de cadastro, todos os dados de cadastro são

Figura 26: interface gráfica - tela de exame.

Fonte: autora, 2017.

salvos em uma pasta em formato de arquivo de Excel (.csv), como também a tela de exame é apresentada. A tela de exame pode ser verificada na Figura 26.

Na tela de exame, a porta de comunicação e o tempo de realização do exame devem ser definidos. Após definir essas configurações e clicar no botão 'Iniciar Exame', a comunicação com a placa do kit AFE4400SPO2EVM é estabelecida e o exame de PPG é iniciado. A barra 'status' apresenta ao usuário informações tais como aguardando comunicação, realizando exame e exame concluído. Ao final do exame, os resultados são apresentados na tela e registrados em um arquivo. Desta forma, o exame pode ser analisado ou verificado pelo médico posteriormente, sem a necessidade da realização de novo exame.

4.2 Rede Neural - MLP

Os resultados de análise quantitativa do classificador MLP são apresentados na Tabela 7. Assim, são mostradas as informações referentes a fase de treinamento e a fase de teste aplicadas as melhores configurações da Rede Neural para cada grupo de estudo. Considera-se a metodologia *hold-out* 80%-20%, pois este apresentou menor desvio padrão e maior taxa de acerto.

Tabela 7: resultados do Classificador MLP por grupo de estudo.

Grupo	Tempo de processamento (s)	Acerto médio de teste	Desvio padrão	Acerto médio de treinamento	Sensibilidade
1	28,73	88,57%	0,05	92,35%	87,50%
2	6,60	100%	0	95,22%	100%
3	9,65	93,33%	0,08	93,49%	96,96%
4	38,99	90,00%	0,04	92,90%	88,47%

Fonte: autora, 2017.

Analisando os dados da Tabela 7, percebe-se que os resultados são melhores para os grupos 2 e 3, pois os mesmos apresentam altos valores de acerto médio de teste e baixos valores de desvio padrão (DP), 100% (0 DP) para o Grupo 2 e 93,33% (0,08 DP) para o Grupo 3.

No que se refere a sensibilidade, os grupos 2 e 3 também obtiveram os melhores resultados, 100% e 96,96%, respectivamente.

Para os demais grupos, 1 e 4, os resultados também foram adequados para acerto médio de teste e desvio padrão, com 88,57% (0,05 DP) para o Grupo 1 e 90,00% (0,04 DP) para o Grupo 4. Ambos apresentaram valores de taxa de sensibilidade bem próximos, 87,50% (Grupo 1) e 88,47% (Grupo 4).

4.3 Rede Neural - SOM

Os resultados da classificação utilizando rede neural SOM são apresentados na Tabela 8. Analisando esta Tabela é possível verificar o tempo de processamento do algoritmo, as taxas de acerto médio do algoritmo, o desvio padrão e a taxa de sensibilidade. Os melhores resultados de taxa de acerto de teste e desvio padrão são para os grupos 1 e 2 com 100% (0,08 DP) e 100% (0 DP), respectivamente. Como também esses grupos obtiveram valores máximos de taxa de sensibilidade, ou seja, 100%.

Tabela 8: resultados da Rede Neural - SOM

Grupo	Tempo de processamento (s)	Acerto médio de teste (Desvio Padrão)	Acerto médio de treinamento	Sensibilidade
1	1,79	100% (0 DP)	97,41%	100%
2	0,95	100% (0 DP)	99,79%	100%
3	1,01	87,50% (0,21 DP)	99,54%	90,00%
4	4,16	87,50% (0,07 DP)	97,19%	90,00%

Fonte: autora, 2017.

Os grupos 3 e 4 também apresentaram resultados adequados, com acerto médio de teste e desvio padrão de 87,50% (0,21 DP) e 87,50% (0,07 DP), respectivamente. Ambos obtiveram taxa de sensibilidade de 90%.

4.4 k-vizinhos mais próximos

O algoritmo kNN, como mencionado anteriormente, consiste em descobrir os k exemplos rotulados mais próximos do exemplo não classificado e, baseado no rótulo desses exemplos mais próximos, é tomada a decisão relativa à classe do exemplo não rotulado (JAIN; DUBES, 1988).

Para o problema de classificação deste trabalho, o parâmetro k foi variado de 3 a 7.

Os resultados para classificação do Grupo 1 são apresentados na Tabela 9. Ao analisar esta Tabela, observa-se os melhores resultados com k igual a 5, taxa de acerto médio de teste e desvio padrão de 92,60% (0,03 DP) e sensibilidade de 89,50%.

Tabela 9: classificação kNN - Grupo 1.

Número k	Desvio Padrão	Taxa de Acerto	Sensibilidade
3	0,02	90,81%	89,50%
4	0,04	88,33%	87,85%
5	0,03	92,60%	89,50%
6	0,05	88,00%	87,85%
7	0,03	92,50%	89,50%

Fonte: autora, 2017.

Os resultados para classificação do Grupo 2 são apresentados na Tabela 10.

Analisando esta Tabela, os melhores resultados são de taxa de acerto de teste e desvio padrão, 100% (0 DP), quando o *k* assumiu o valor de 3 e 4. Para esses mesmos valores de *k*, a taxa de sensibilidade foi máxima, 100%.

Tabela 10: classificação kNN - Grupo 2.

Número <i>k</i>	Desvio Padrão	Taxa de Acerto	Sensibilidade
3	0	100%	100%
4	0	100%	100%
5	0,06	80,00%	87,85%
6	0,06	80,00%	87,85%
7	0,06	80,00%	87,85%

Fonte: autora, 2017.

Os resultados para classificação do Grupo 3 são apresentados na Tabela 11. Percebe-se pela análise da Tabela 11 que os melhores resultados foram obtidos com *k* igual a 3, taxa de acerto de teste e desvio padrão, 90,00% (0,10 DP) e taxa de sensibilidade, 90,00%.

Tabela 11: classificação kNN - Grupo 3.

Número <i>k</i>	Desvio Padrão	Taxa de Acerto	Sensibilidade
3	0,10	90,00%	90,00%
4	0,09	86,66%	87,50%
5	0,09	86,66%	87,50%
6	0,09	86,66%	87,50%
7	0,09	86,66%	87,50%

Fonte: autora, 2017.

Os resultados para classificação do Grupo 4 são exibidos na Tabela 12. Ao verificar esta Tabela, nota-se uma taxa de acerto de teste maior, 93,00% (0,05 DP) com o *k* igual a 5. Para este mesmo valor de *k*, a sensibilidade atingiu maior valor, 89,50%.

Tabela 12: classificação kNN - Grupo 4.

Número k	Desvio Padrão	Taxa de Acerto	Sensibilidade
3	0,04	92,00%	82,50%
4	0,07	86,00%	82,50%
5	0,05	93,00%	89,50%
6	0,07	87,00%	82,50%
7	0,04	92,00%	82,50%

Fonte: autora, 2017.

Após a análise dos resultados do algoritmo kNN, é possível constatar que o kNN possui valores de acerto de teste e sensibilidade adequados, como também, apresenta baixos valores de desvio padrão.

4.5 Kernel k-means

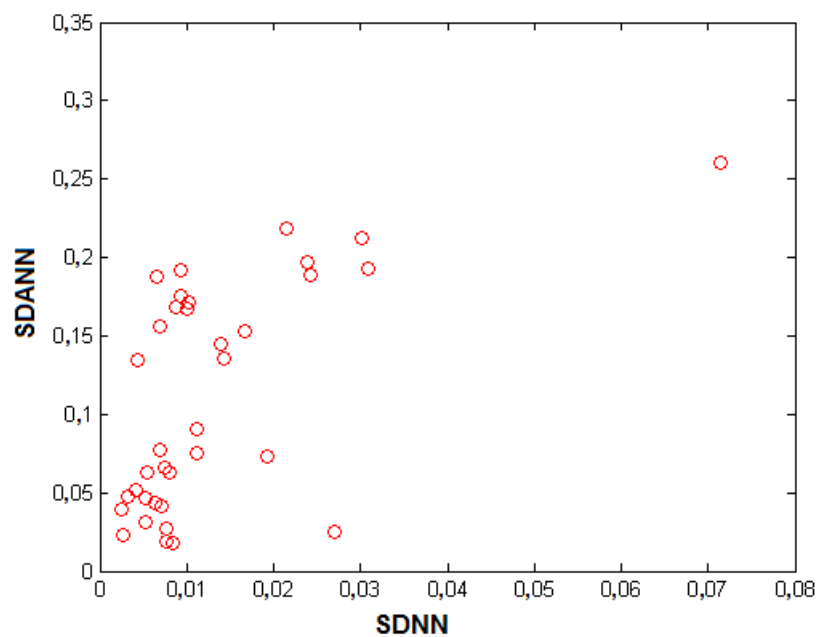
Os resultados da classificação utilizando *Kernel k-means* são apresentados na Tabela 13. Analisando esta Tabela é possível verificar o tempo de processamento do algoritmo, o desvio padrão e a taxa de acerto médio para os 4 grupos em estudo. A taxa de acerto de teste é máxima e o desvio padrão mínimo para os Grupos 2 e 3, 100% (0 DP). Para estes mesmos Grupos, a taxa de sensibilidade também é máxima, 100%.

Tabela 13: classificação *kernel k-means*.

Grupo	Tempo de Processamento (s)	Desvio Padrão	Taxa de Acerto	Sensibilidade
1	0,39	0,34	92,85%	90,62%
2	0,41	0	100%	100%
3	0,57	0	100%	100%
4	2,91	0,34	91,85%	92,85%

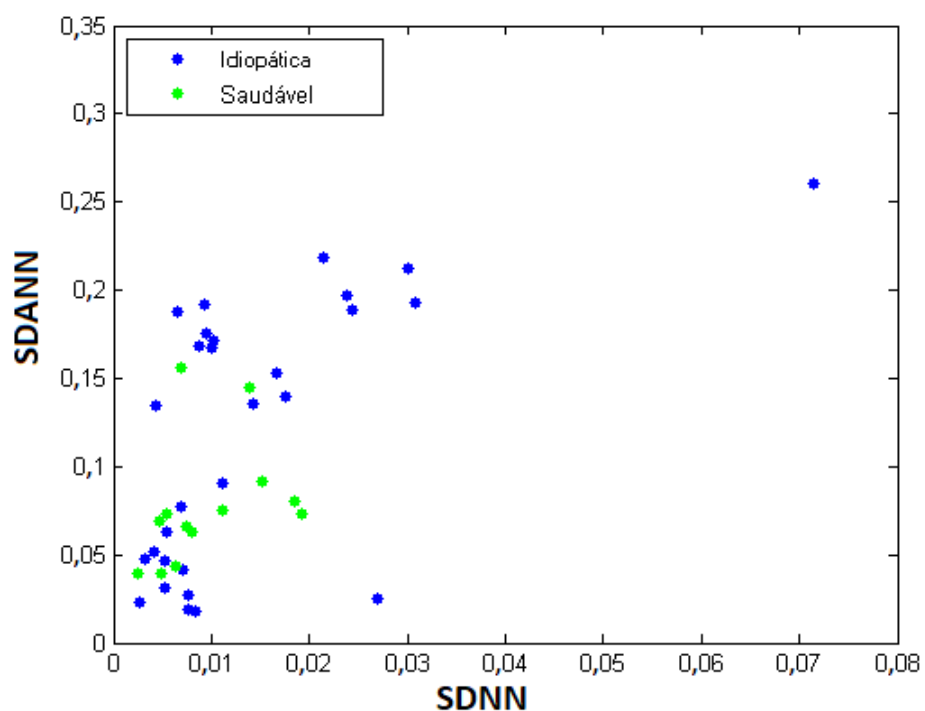
Fonte: autora, 2017.

Para análise da classificação do algoritmo e separação dos padrões em *clusters* foram selecionados dois dados de entrada (SDNN e SDANN), por serem os padrões de entrada mais significativos. Estes dados são apresentados na Figura 27.

Figura 27: padrões de entrada para o algoritmo *kernel k-means*.

Fonte: autora, 2017.

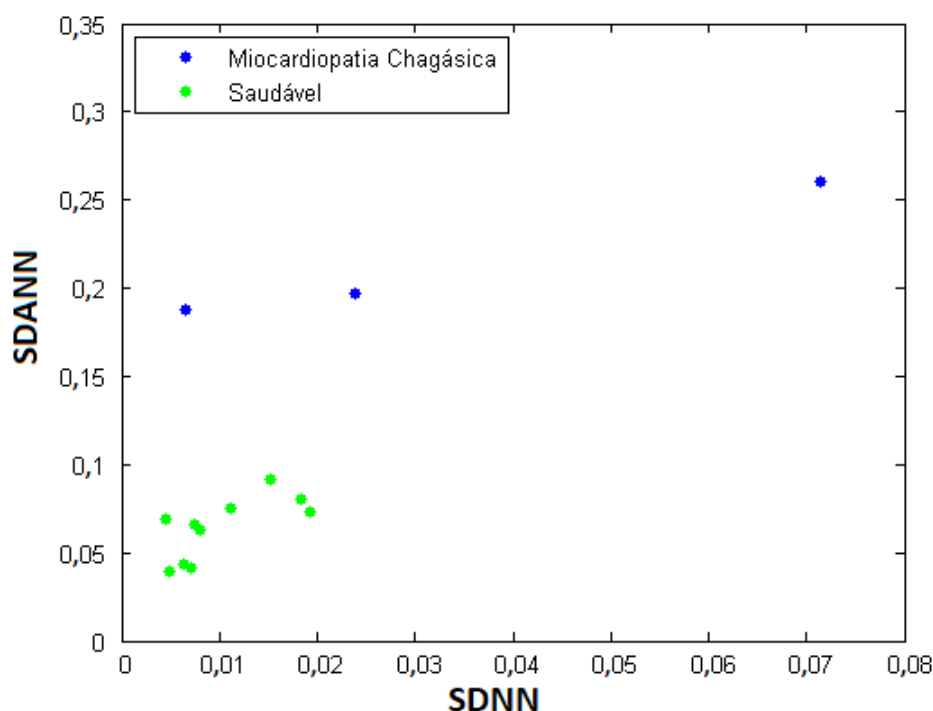
A classificação dos Grupos (1, 2, 3 e 4) em *clusters* podem ver verificados nas Figuras 28, 29, 30 e 31.

Figura 28: padrões de Entrada para o algoritmo *Kernel k-means* - Grupo 1.

Fonte: autora, 2017.

Pela análise da Figura 28, percebe-se que ocorreram 3 erros de classificação de cardiopatas em saudáveis, com isso a taxa de sensibilidade para o Grupo 1 apresentou o valor de 90,62%.

Figura 29: padrões de entrada para o algoritmo *Kernel k-means* - Grupo 2.



Fonte: autora, 2017.

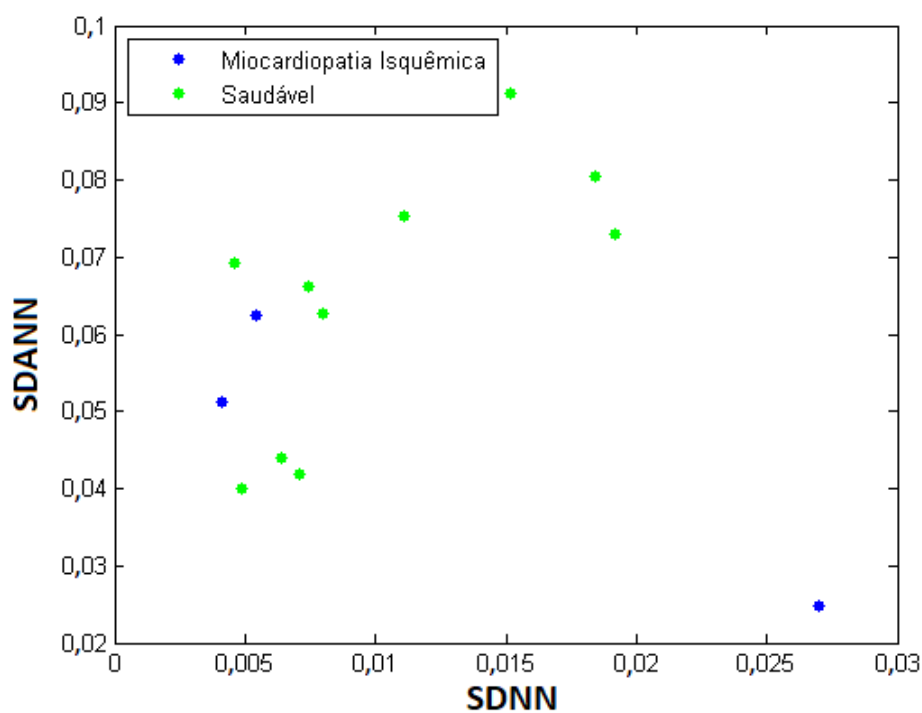
Ao analisar a Figura 29, nota-se a classificação correta de todos os padrões, 10 pessoas saudáveis e 3 cardiopatas (Miocardiopatia Chagásica), logo, a taxa de sensibilidade apresentou valor de 100%.

Ao analisar a Figura 30, percebe-se a classificação correta de todos os padrões, 10 pessoas saudáveis e 3 cardiopatas (Miocardiopatia Isquêmica), logo, a taxa de sensibilidade apresentou valor de 100%.

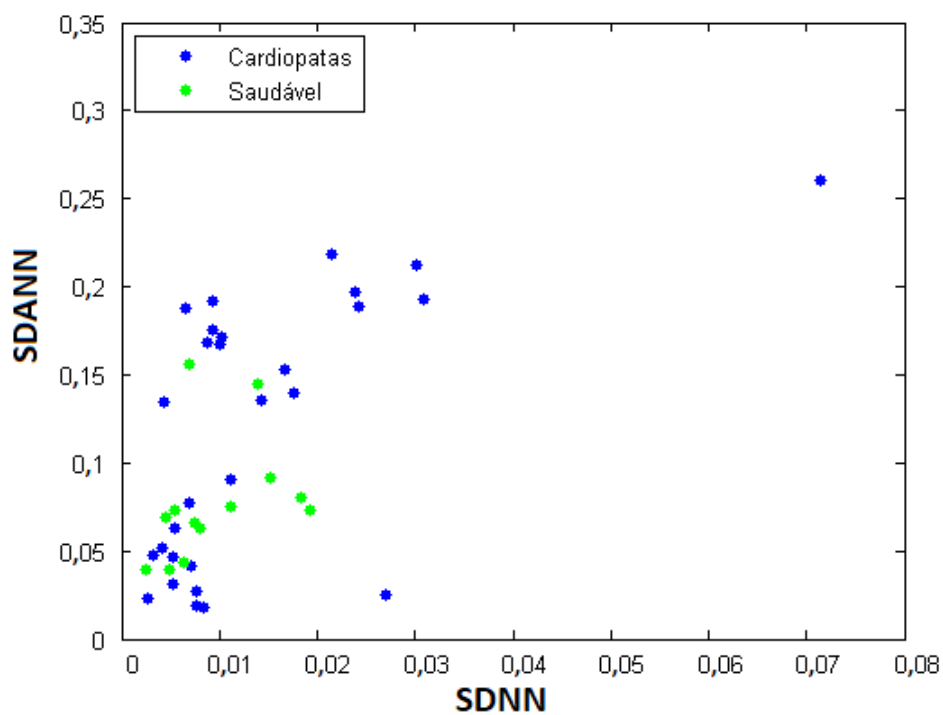
Ao observar a Figura 31, dois *clusters* podem ser visualizados. O algoritmo classificou de maneira errada 3 cardiopatas em saudáveis, com isso, o valor da taxa de sensibilidade apresentou valor de 92,85%.

4.6 Comparativo entre os classificadores

Após a análise individual de cada classificador quanto as métricas comentadas anteriormente, foi realizado um comparativo entre os classificadores em relação a

Figura 30: padrões de entrada para o algoritmo *Kernel k-means* - Grupo 3.

Fonte: autora, 2017.

Figura 31: padrões de entrada para o algoritmo *Kernel k-means* - Grupo 4.

Fonte: autora, 2017.

taxa média de acerto de treinamento, taxa média de acerto de teste, desvio padrão e sensibilidade. Os resultados comparativos podem ser verificados nas Tabelas 14, 15 e 16, respectivamente.

Para a Tabela 14, a comparação foi realizada apenas entre os classificadores MLP e SOM, pois apenas estes dois possuem fase de treinamento. Ao analisar esta Tabela, constata-se que o treinamento da rede SOM apresentou melhores resultados.

Tabela 14: comparativo de taxa média de acerto de treinamento dos classificadores.

Classificador	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
MLP	92,35%	95,22%	93,49%	92,90%
SOM	97,41%	99,79%	99,54%	97,19%

Fonte: autora, 2017.

Tabela 15: comparativo de taxa média de acerto de teste e desvio padrão (DP) dos classificadores.

Classificador	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
MLP	88,57% (0,05)	100% (0)	93,33 (0,08)%	90,00% (0,04)
SOM	100% (0)	100% (0)	87,50% (0,21)	87,50 (0,07)
kmeans	92,85% (0,34)	100% (0)	100% (0)	91,85% (0,34)
kNN	92,60% (0,03)	100% (0,06)	90,00% (0,10)	93,00% (0,05)

Fonte: autora, 2017.

Ao verificar a Tabela 15, nota-se que os melhores resultados foram obtidos com os classificadores SOM, kmeans e kNN. O classificador SOM apresentou maior taxa de acerto de teste e menor desvio padrão para os Grupos 1 e 2. O classificador kmeans apresentou os melhores resultados para os Grupos 2 e 3. Já o classificador kNN apresentou melhores resultados para o Grupo 4.

Tabela 16: comparativo da taxa de sensibilidade (teste) dos classificadores.

Classificador	Grupo 1	Grupo 2	Grupo 3	Grupo 4
Rede Neural MLP	87,50%	100%	96,96%	88,47%
Rede Neural SOM	100%	100%	90,00%	90,00%
kmeans	90,62%	100%	100%	92,85%
kNN	89,50%	100%	90,00%	89,50%

Fonte: autora, 2017.

Analisando a métrica de sensibilidade, ver Tabela 16, percebe-se que esta métrica assumiu valor constante e máximo, 100%, para o Grupo 2, independente do classificador. Isto mostra que a Miocardiopatia Chagásica apresenta as suas variáveis estatísticas bem diferentes das variáveis dos indivíduos saudáveis.

Os maiores valores de taxa de sensibilidade foram obtidos com os classificadores SOM e kmeans.

4.7 Conclusão do capítulo

Quanto a comparação dos classificadores, o estudo comparativo foi realizado com quatro técnicas diferentes (MLP, SOM, *Kernel k-means* e kNN).

Todas essas técnicas foram aplicadas nos 4 grupos de estudo. Todos os classificadores tiveram melhor desempenho para classificação do Grupo 2. Ao analisar as variáveis estatísticas dos pacientes com Miocardiopatia Chagásica observa-se valores bastante divergentes dos indivíduos saudáveis, ver Apêndice A. Isso devido ser uma doença arritmogênica. Por isso, a classificação deste grupo apresentou taxa de acerto de teste e sensibilidade de 100% para os todos os classificadores.

Como resultado final do trabalho, a rede neural SOM, o algoritmo kmeans e o algoritmo kNN apresentaram os melhores resultados, com valores mais altos de acerto médio de teste e sensibilidade e valores mais baixos para desvio padrão. A rede neural SOM apresentou taxa de 100% de acerto médio de teste para os Grupos 1 e 2 e o algoritmo kmeans apresentou taxa de 100% de acerto médio de teste para os Grupos 2 e 3. Para o grupo 4, o valor de taxa de acerto médio de teste foi de 93,00% (0,05 DP) com o classificador kNN.

Os classificadores poderiam apresentar melhores resultados com um banco de dados com maior número de padrões para as três cardiopatias. Isso pode ser implementado e melhorado em trabalhos futuros.

CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Após uma revisão da literatura dos últimos 20 anos no que concerne aos estudos de fotopletismografia foi observado o aumento significativo desta técnica como método de mensuração da VFC. Isto devido a simplicidade da técnica, o custo-benefício da sua utilização, a facilidade para aquisição do sinal e, principalmente, por se tratar de uma técnica não invasiva. No entanto, percebe-se o número reduzido de trabalhos que relaciona esta técnica com métodos de reconhecimento de padrões para estratificação clínicas de cardiopatias. Como também, nota-se que os trabalhos que utilizam reconhecimento de padrões trabalham com doenças genéricas e não específicas, isso devido a ausência de banco de dados disponíveis a sociedade científica que relacionem cardiopatias peculiares.

O diferencial desta dissertação está exatamente em abordar todas as etapas para estratificação clínica e classificação de cardiopatias, passando desde a configuração e teste de *hardware* do kit de desenvolvimento AFE4400SPOEVM, desenvolvimento do banco de dados, elaboração de algoritmos para cálculo da VFC e de variáveis estatísticas (interface gráfica) até a implementação dos algoritmos (MLP, SOM, Kmeans e kNN) para reconhecimento de padrões e classificação das cardiopatias, Miocardiopatia Dilatada Idiopática, Miocardiopatia Chagásica e Miocardiopatia Isquêmica.

Quanto aos classificadores utilizados, os melhores resultados foram obtidos com a rede neural SOM, o algoritmo Kernel kmeans e o algoritmo kNN, tanto para taxa média de acerto de teste, desvio padrão e sensibilidade.

Comparando os resultados desta dissertação com os trabalhos listados na seção 2.1.2, observa-se que as taxas de acerto médio de teste e de sensibilidade dos classificadores propostos nesta dissertação apresentaram valores maiores e com isso melhores desempenhos. Os trabalhos elencados que utilizaram o algoritmo kNN apresentaram taxa de acerto médio de teste variando de 75,10% a 81,50%, já para a rede neural MLP a taxa de acerto médio de teste foi de 90,00% e para rede SOM foi

de 95%. Ao analisar a seção de resultados desta dissertação, nota-se que os valores de taxa média de acerto de teste e sensibilidade apresentaram valores superiores aos trabalhos da literatura, como também percebe-se que esta dissertação utilizou cardiopatias distintas das aplicadas na literatura.

Os resultados obtidos nesta dissertação com a utilização do banco de dados e dos classificadores mostraram que a técnica PPG utilizada como método de mensuração da VFC e cálculo de variáveis estatísticas é eficaz para estratificação clínica de cardiopatias, auxiliando os médicos no diagnóstico precoce.

Em geral, muitos estudos publicados mostraram potencial para utilização da técnica PPG como uma ferramenta adequada para diagnóstico de algumas doenças. Por esta razão, é necessária uma relação mais estreita entre os investigadores e a comunidade médica para aprofundamento do assunto em estudo, como também para o desenvolvimento de novos trabalhos que possam auxiliar os médicos no prognóstico de algumas cardiopatias.

Como trabalhos futuros, sugerem-se:

- ampliação do banco de dados, incluindo pacientes transplantados;
- contagem dos batimentos ectópicos;
- variação das cardiopatias;
- avaliar outros algoritmos de extração de atributos e reconhecimento de padrões, como por exemplo SVM;
- utilizar técnicas do domínio da frequência e técnicas não lineares para análise do sinal PPG;
- desenvolvimento de novas placas, utilizando como base o AFE4400/AFE4490.

Durante o estudo e desenvolvimento desta dissertação, notou-se que a técnica proposta apresenta potencial para construção de ferramentas de auxílio diagnóstico médico. Com isso, a técnica PPG mostra-se uma ferramenta clínica promissora para avaliar e identificar comprometimentos na saúde.

Referências Bibliográficas

ACHARYA, U Rajendra; JOSEPH, K Paul; KANNATHAL, Natarajan; LIM, Choo Min; SURI, Jasjit S. Heart rate variability: a review. **Medical and biological engineering and computing**, Springer, v. 44, n. 12, p. 1031–1051, 2006.

AKAY, M. **Encyclopedia of Biomedical Engineering**. USA: Wiley - Interscience, 2006.

AKSELROD, Solange; GORDON, David; UBEL, F Andrew; SHANNON, Daniel C; BERGER, AC; COHEN, Richard J. Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control. **science**, v. 213, n. 4504, p. 220–222, 1981.

ALEXANDRIA, Auzuir Ripardo de. **Sistema de reconhecimento óptico de algarismos para medidores convencionais de energia**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática) — Universidade Federal do Ceará - UFC, Fortaleza, 2005.

ALLEN, J. Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement. **Physiological measurement**, IOP Publishing, v. 28, n. 3, p. R1, 2007.

ALLEN, J.; MURRAY, A. Development of a neural network screening aid for diagnosing lower limb peripheral vascular disease from photoelectric plethysmography pulse waveforms. **Physiological Measurement**, IOP Publishing, v. 14, n. 1, p. 13, 1993.

ALLEN, John; OATES, Crispian P; LEES, Timothy A; MURRAY, Alan. Photoplethysmography detection of lower limb peripheral arterial occlusive disease: a comparison of pulse timing, amplitude and shape characteristics. **Physiological measurement**, v. 26, n. 5, p. 811, 2005.

ALMEIDA, D.L.F; LIMA, R.R; CARVALHO, J.L.A. **Análise das flutuações destendenciadas da variabilidade da frequência cardíaca: Melhorias e aplicações**. [S.l.]: CBEB, 2012.

AMBROSIO, Paulo Eduardo. **Redes neurais auto-organizáveis na caracterização de lesões intersticiais de pulmão em radiografia de tórax**. Tese (Doutorado em Medicina Clínica) — Faculdade de Medicina de Ribeirão Preto, 2007.

ANDRADE, P J N. **Cardiologia para o Generalista**. Brasil, Fortaleza: UFC, 2005.

ARAÚJO, F O. Trabalho de conclusão de curso para obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica, **Infraestrutura de hardware e software para monitoramento de batimentos cardíacos em bovinos de corte**. Universidade Federal do Mato

Grosso do Sul: Faculdade de Engenharias, Arquitetura e Urbanismo e Geografia (FAENG), 2014.

AUBERT, André E; SEPS, Bert; BECKERS, Frank. Heart rate variability in athletes. **Sports medicine**, Springer, v. 33, n. 12, p. 889–919, 2003.

BEDÊ, Flávia de Toledo Martins; DUTRA, Luciano Vieira; SANDRI, Sandra; FREITAS, Corina da Costa. Métodos contextuais para classificação baseada em casos e classificação por vizinhos mais próximos: Estudo de caso para mapeamento de risco de doenças endêmicas no Brasil. 2010.

BESSA, Jéssyca Almeida. **Localização de Robôs móveis através de Reconhecimento de Padrões em Imagens Omnidirecionais**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Telecomunicações) — Instituto Federal do Ceará, Fortaleza, 2015.

BOULNOIS, J. L. Photophysical processes in recent medical laser developments: a review. **Lasers in Medical Science**, v. 1, n. 1, p. 47–66, 1986.

BRAGA, A de P; CARVALHO, A C P L F; LUDERMIR, T B. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Brasil: Livros Técnicos e Científicos, 2000.

BRAUN, Eduardo T; RODRIGUES, Cesar R; BARATTO, Giovani; KOZAKEVICIUS, Alice. Algoritmo k-means associado a transformadas na classificação de sinais eeg. **Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics**, v. 3, n. 1, 2015.

BRINCE, P; MELVIN, P M; ZACHARIAH, C A. **Design and Development of Non invasive Glucose Measurement System MEMS and Sensors Division**. 2012.

BRUNETTO, Antônio Fernando; SILVA, Bruno Moreira; ROSEGUINI, Bruno Tesini; HIRAI, Daniel Müller; GUEDES, Dartagnan Pinto. Limiar ventilatório e variabilidade da frequência cardíaca em adolescentes. **Rev Bras Med Esporte**, SciELO Brasil, v. 11, n. 1, p. 22–7, 2005.

CAMM, A J; MALIK, M; BIGGER, J T; BREITHARDT, G; CERUTTI, S; COHEN, R J; COUMEL, P; FALLEN, E L; KENNEDY, H L; KLEIGER, R E. Task force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. Heart rate variability. **Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Circulation**, v. 93, p. 1043–1065, 1996.

CARDOSO, Isadora; RAMOS, Heitor; ALMEIDA, Eliana. Classificação de doenças intersticiais pulmonares difusas através de tomografia computadorizada de alta-resolução. 2016.

CARNEIRO, Alex T S; CORTEZ, Paulo C; COSTA, Rodrigo C S. Reconhecimento de gestos da libras com classificadores neurais a partir dos momentos invariantes de Hu. **Interaction**, p. 190–195, 2009.

CARNEIRO, Bárbara Vieira; PIRES, Hélio Henrique Medeiros; NOGUEIRA, Ana Cláudia Cavalcante; BRICK, Alexandre Visconti. Arritmias: fisiopatologia, quadro clínico e diagnóstico. **Revista de Medicina e Saúde de Brasília**, v. 1, n. 2, 2012.

CARNETHON, Mercedes R; LIAO, Duanping; EVANS, Gregory W; CASCIO, Wayne E; CHAMBLESS, Lloyd E; HEISS, Gerardo. Correlates of the shift in heart rate variability with an active postural change in a healthy population sample: The atherosclerosis risk in communities study. **American heart journal**, v. 143, n. 5, p. 808–813, 2002.

CARVALHO, T Dias de; PASTRE, C Marcelo; ROSSI, R Claudino; ABREU, LC de; VALENTI, VE; VANDERLEI, LC Marques. Índices geométricos de variabilidade da frequência cardíaca na doença pulmonar obstrutiva crônica. **Revista Portuguesa de Pneumologia**, Elsevier, v. 17, n. 6, p. 260–265, 2011.

CAVALCANTE, Tarique da Silveira. **Técnica para segmentação automática de vias aéreas em imagens de tomografia computadorizada do tórax**. Dissertação (Mestrado na Engenharia da Teleinformática) — Universidade Federal do Ceará - UFC, Fortaleza, 2010.

CAVALCANTI, Neto Edson. **SFPT neural: nova técnica de segmentação de fissuras pulmonares baseada em texturas em imagens de tomografia computadorizadas do tórax**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática) — Universidade Federal do Ceará - UFC, Fortaleza, 2014.

CHOI, S; MIN, K; MUNARRIZ, R; GOLSTEIN, I; TRAISH, A M. Laser oximetry: A novel noninvasive method to determine changes in penile hemodynamics in an anesthetized rabbit model. **Journal of andrology**, v. 23, n. 2, p. 278, 2002.

CORREA, L A F. **Sistema não invasivo de monitorização da pressão arterial e da onda de pulso utilizando a fotopletismografia**. Rio de Janeiro: Dissertação submetida ao corpo docente da coordenação do programa de pós graduação em Ciência de Engenharia Biomédica na Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), 2006.

DHILLON, Inderjit S; GUAN, Yuqiang; KULIS, Brian. Kernel k-means: spectral clustering and normalized cuts. In: ACM. **Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining**. USA, 2004. p. 551–556.

FARIA, Mauricio Mendes; MONTEIRO, Ana Maria. Investigação sobre técnicas de detecção de intrusões em redes de computadores com base nos algoritmos knn e k-means. 2015.

FERRERO, Carlos Andres. **Algoritmo kNN para previsão de dados temporais: funções de previsão e critérios de seleção de vizinhos próximos aplicados a variáveis ambientais em limnologia**. Dissertação (Mestrado em Ciência da Computação e Computação Matemática) — Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação, São Carlos, 2009.

FORSYTH, David; PONCE, Jean. **Computer vision: a modern approach**. London: Upper Saddle River, 2011.

FURULAND, Hans; LINDE, Torbjorn; ENGLUND, Anders; WIKSTROM, Bjorn. Heart rate variability is decreased in chronic kidney disease but may improve with hemoglobin normalization. **Journal of nephrology**, v. 21, n. 1, p. 45–52, 2008.

GAMELIN, Francois Xavier; BERTHOIN, Serg; BOSQUET, Laurent *et al.* Validity of the polar s810 heart rate monitor to measure rr intervals at rest. **Medicine and science in sports and exercise**, Citeseer, v. 38, n. 5, p. 887, 2006.

GHOSAL, P.; GUPTA, R. Classification of photoplethysmogram signal using self organizing map. In: IEEE. **Research in Computational Intelligence and Communication Networks (ICRCICN), 2015 IEEE International Conference on**. [S.l.], 2015. p. 114–118.

GIGLIO, A D; LOPES, A C. **Diagnóstico e Tratamento**. Brasil: Sociedade Brasileira de Clínica Médica, 2006.

GIL, E; ORINI, M; BAILÓN, R; VERGARA, JM; MAINARDI, L; LAGUNA, P. Photoplethysmography pulse rate variability as a surrogate measurement of heart rate variability during non-stationary conditions. **Physiological measurement**, IOP Publishing, v. 31, n. 9, p. 1271, 2010.

GODOY, Moacir F; TAKAKURA, Isabela T; CORREA, Paulo R. Relevância da análise do comportamento dinâmico não-linear (teoria do caos) como elemento prognóstico de morbidade e mortalidade em pacientes submetidos à cirurgia de revascularização miocárdica. **Arq Ciênc Saúde**, v. 12, n. 4, p. 167–71, 2005.

GONZALEZ, Rafael C; WOODS, Richard E. **Processamento de imagens digitais**. Brasil: Edgard Blucher, 2000.

GUYTON, A. C.; HALL, J. **Tratado de fisiologia médica**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2006.

GUYTON, Arthur C; HALL, J E. **Fisiologia Humana e Mecanismos das doenças**. 6ª edição. [S.l.]: Guanabara Koogan, 1998.

HAYKIN, S. Neural networks and learning machines: Pearson education. **Upper Saddle River, NJ**, 2009.

HAYKIN, Simon S. **Redes neurais**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

HEJJEL, László; GAL, I. Heart rate variability analysis. **Acta Physiologica Hungarica**, Akadémiai Kiadó, v. 88, n. 3-4, p. 219–230, 2001.

HON, E H; LEE, S T. Electronic evaluations of the fetal heart rate patterns preceding fetal death, further observations. **American Journal of Obstetrics Gynecology**, v. 87, p. 814–1965, 1985.

HOSSEINI, Z. S.; ZAHEDI, E.; ATTAR, H. M.; FAKHRZADEH, H.; PARSAFAR, M. H. Discrimination between different degrees of coronary artery disease using time-domain features of the finger photoplethysmogram in response to reactive hyperemia. **Biomedical Signal Processing and Control**, Elsevier, v. 18, p. 282–292, 2015.

INSTRUMENTS, Texas. **AFE4400 Integrated Analog Front-End for Heart Rate Monitors and Low-Cost Pulse Oximeters**. 2014. Disponível em: <<http://www.ti.com/lit/ds/symlink/afe4400.pdf>>.

JAIN, Anil K; DUBES, Richard C. **Algorithms for clustering data**. USA: Prentice-Hall, 1988.

JUNIOR, Geraldo Braz; SILVA, Aristófares Corrêa; PAIVA, Anselmo Cardoso de; OLIVEIRA, Alexandre César Muniz de. Identificação de massas em mamografias usando textura, geometria e algoritmos de agrupamento e classificação. In: **I Workshop de Informática Médica**. Brasil: FMUP, 2006.

KAMAL, A A R; HARNESS, J B; IRVING, G; MEARNES, A J. Skin photoplethysmography—a review. **Computer methods and programs in biomedicine**, Elsevier, v. 28, n. 4, p. 257–269, 1989.

KARLEN, Walter; BROUSE, Christopher J; COOKE, Erin; ANSERMINO, J Mark; DUMONT, Guy A. Respiratory rate estimation using respiratory sinus arrhythmia from photoplethysmography. In: IEEE. **Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE**. USA, 2011. p. 1201–1204.

KARLEN, Walter; RAMAN, Srinivas; ANSERMINO, J Mark; DUMONT, Guy A. Multiparameter respiratory rate estimation from the photoplethysmogram. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 60, n. 7, p. 1946–1953, 2013.

KHALED, Alia S; OWIS, Mohamed I; MOHAMED, Abdalla SA. Employing time-domain methods and poincaré plot of heart rate variability signals to detect congestive heart failure. **BIME journal**, v. 6, n. 1, p. 35–41, 2006.

KILSZTAJN, Samuel; ROSSBACH, Anacláudia; CÂMARA, Marcelo Bozzini; CARMO, Manuela Santos Nunes. Serviços de saúde, gastos e envelhecimento da população brasileira. **Rev bras estud popul**, v. 20, n. 1, p. 93–108, 2003.

KOHONEN, Teuvo. The self-organizing map. **Proceedings of the IEE**, IEEE, v. 78, n. 9, p. 1464–1480, 1990.

KOHONEN, T; SCHROEDER, M R; HUANG, T S; MAPS, Self-Organizing. Springer-verlag new york. **Secaucus, NJ**, v. 43, p. 2, 2001.

LAM, Jamie CM; YAN, Clara SW; LAI, Agnes YK; TAM, Sidney; FONG, Daniel YT; LAM, Bing; IP, Mary SM. Determinants of daytime blood pressure in relation to obstructive sleep apnea in men. **Lung**, Springer, v. 187, n. 5, p. 291–298, 2009.

LETTNIN, D V; VARGAS, F; MACARTHY, M. Estudo de um sistema para classificação de batimentos cardíacos utilizando redes neurais. **Universidade Federal de Pelotas, Pontifica Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS)**, 2002.

LIMONGELLI, G; MIELE, T; PACILEO, G; SALVO, G Di; ANCONA, R; GALA, S; REA, A; VERRENGIA, M. Heart rate variability is a weak predictor of sudden death in children and young patients with hypertrophic cardiomyopathy. **Heart**, v. 93, n. 1, p. 117–118, 2007.

MADEIRO, J P V. **Sistema Automático para Análise de Variabilidade da Frequência Cardíaca**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática) — Universidade Federal do Ceará - (UFC), Fortaleza, 2007.

MADEIRO, J P V; SEISDEDOS, C R V; CORTEZ, P C; MARQUES, J A L. Análise de desempenho da entropia aproximada (apen) na análise da variabilidade da frequência cardíaca (vfc). In: SPRINGER. **V Latin American Congress on Biomedical Engineering**. Habana, Cuba, 2013. p. 1182–1185.

MADHAVAN, Guruprasad. Plethysmography. **Biomedical Instrumentation & Technology**, v. 39, n. 5, p. 367–371, 2005.

MALIK, M; CAMM, A J. **Heart Rate Variability**. 1995.

MARCOMINI, Karem Daiane. **Aplicação de modelos de redes neurais artificiais na segmentação e classificação de nódulos em imagens de ultrassonografia de mama**. Dissertação (Mestrado em Processamento de Sinal e Instrumentação) — Escola de São Carlos, São Paulo, 2013.

MARTINS, Rui Miguel Silva. **Desenvolvimento de um Sensor de Fotopletismografia para Monitorização Cardíaca para aplicação no Pulso**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Biomédica) — Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, Coimbra, 2010.

MELILLO, Paolo; FUSCO, Roberta; SANSONE, Mario; BRACALE, Marcello; PECCHIA, Leandro. Discrimination power of long-term heart rate variability measures for chronic heart failure detection. **Medical & Biological Engineering & Computing**, Springer, v. 49, n. 1, p. 67–74, 2011.

MENDELSON, Y; DUCKWORTH, RJ; COMTOIS, G. A wearable reflectance pulse oximeter for remote physiological monitoring. In: IEEE. **Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE**. USA, 2006. p. 912–915.

MOYLE, John TB. **Pulse oximetry**. London: BMJ books, 2002.

NAYDENOVA, Elina; TSANAS, Althanasios; CASALS-PASCUAL, Climent; VOS, Maarten De. Smart diagnostic algorithms for automated detection of childhood pneumonia in resource-constrained settings. **Global Humanitarian Technology Conference (GHTC)**, v. 26, n. 5, p. 377–384, 2015.

NOVAIS, L D; SAKABE, D I; TAKAHASHI, A C M; GONGORA, H; TACIRO, C; MARTINS, L E B. Avaliação da variabilidade da frequência cardíaca em repouso de homens saudáveis sedentários e de hipertensos e coronariopatas em treinamento físico. **Revista Brasileira de Fisioterapia**, v. 8, n. 3, p. 207–213, 2004.

PAIM, Rosele Luchesi; AZEVEDO, Fernando Mendes de; KOERICH, Grácia Maria; DUFLOTH, RM; VIEIRA, DSC; MALINVERNI, MS. Sistema hipermídia com interface adaptativa em câncer de mama usando redes neurais artificiais mlp e iac. In: **Congresso Brasileiro de Informática na Saúde**. Brasil: CBIS, 2006.

PANTONI, C B F; REIS, M S; MARTINS, L E B; CATAI, AM; COSTA, D; BORGUI-SILVA, A. Estudo da modulação autonômica da frequência cardíaca em repouso de pacientes idosos com doença pulmonar obstrutiva crônica. **Revista Brasileira de Fisioterapia**, v. 11, n. 1, p. 35–41, 2007.

PASCHOAL, MA; VOLANTI, VM; PIRES, CS; FERNANDES, FC. Variabilidade da frequência cardíaca em diferentes faixas etárias. **Revista Brasileira de Fisioterapia**, SciELO Brasil, São Carlos, v. 10, n. 4, p. 413–419, 2006.

PASCHOAL, M A; GONÇALVES, N O V; PETRELLUZZI, K F S; MACHADO, R V. Controle autonômico cardíaco durante a execução de atividade física dinâmica de baixa intensidade. **Revista da Sociedade de Cardiologista do Estado de São Paulo**, v. 13, n. 5, p. S1–11, 2003.

PASTORE, CA; PINHO, JA; PINHO, C; SAMESIMA, N; FILHO, HG Pereira; KRUSE, JCL; PAIXÃO, A; PÉREZ-RIERA, AR; RIBEIRO, AL; OLIVEIRA, CAR *et al.* Iii diretrizes da sociedade brasileira de cardiologia sobre análise e emissão de laudos eletrocardiográficos. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, SciELO Brasil, v. 106, n. 4, p. 1–23, 2016.

PICKETT, J.; AMOROSO, P.; NIELD, D. V.; JONES, D. P. Pulse oximetry and PPG measurements in plastic surgery. In: **19th Annual International Conference of the IEEE**. Chicago, USA: IEEE - Engineering in Medicine and Biology Society, 1997.

PINNA, Gian Domenico; MAESTRI, Roberto; TORUNSKI, Antoni; DANILOWICZ-SZYMANOWICZ, Ludmila; SZWOCH, Malgorzata; ROVERE, Maria Teresa La; RACZAK, Grzegorz. Heart rate variability measures: a fresh look at reliability. **Clinical Science**, Portland Press Limited, v. 113, n. 3, p. 131–140, 2007.

PONT, Maurício Pereira Dal *et al.* Plataforma de aquisição para fotopletismografia com módulos de monitoramento. 2016.

PORTO, Luiz Guilherme Grossi; JUNQUEIRA, Jr. Comparison of time-domain short-term heart interval variability analysis using a wrist-worn heart rate monitor and the conventional electrocardiogram. **Pacing and Clinical Electrophysiology**, Wiley Online Library, v. 32, n. 1, p. 43–51, 2009.

PRINCIPE, Jose C; EULIANO, Neil R; LEFEBVRE, W Curt. **Neural and adaptive systems: fundamentals through simulations**. USA: Wiley New York, 2000.

PUMPRLA, Jiri; HOWORKA, Kinga; GROVES, David; CHESTER, Michael; NOLAN, James. Functional assessment of heart rate variability: physiological basis and practical applications. **International journal of cardiology**, Elsevier, v. 84, n. 1, p. 1–14, 2002.

QUINTAS, Fernando André Peixoto Botelho. **Desenvolvimento de um oxímetro de pulso com comunicação bluetooth**. Dissertação (Mestrado Integrado em Engenharia Biomédica) — Faculdade de Ciências e Tecnologia da Universidade de Coimbra, 2015.

RASSI, Jr A. Compreendendo melhor as medidas de análise da variabilidade da frequência cardíaca. **Journal Diag Cardiology**, 2000.

RESMINI, Roger; CONCI, Aura; BORCHARTT, Tiago Bonini; LIMA, Rita de Cássia Fernandes de; MONTENEGRO, Anselmo Antunes; PANTALEÃO, Cristina Asvolinsque. Diagnóstico precoce de doenças mamárias usando imagens

térmicas e aprendizado de máquina. **REAVI - Revista Eletrônica do Alto Vale do Itajaí**, v. 1, n. 1, p. 55–67, 2012.

RHEE, Sokwoo; YANG, Boo-Ho; ASADA, Haruhiko Harry. Artifact-resistant power-efficient design of finger-ring plethysmographic sensors. **IEEE transactions on biomedical engineering**, IEEE, v. 48, n. 7, p. 795–805, 2001.

RODRIGUES, Kessler Almeida Silveira; PEREIRA, Moisés Henrique Ramos; PÁDUA, Flávio Luis Cardeal. Detecção em tempo real da frequência cardíaca de pessoas por meio da análise de variações temporais em vídeos. **e-xacta**, v. 9, n. 1, p. 49–62, 2016.

ROQUE, Juliano Miguel Amando. **Variabilidade da Frequência Cardíaca**. Dissertação (Mestrado) — Faculdade de Ciência do Desporto e Educação Física da Universidade de Coimbra, Coimbra, 2009.

ROSETO, Oscar Fernando Gaidos. **Sistema móvel de monitoramento e treinamento para ciclista com smartphone android**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Sistemas Eletrônicos e de Automação) — Universidade de Brasília, Brasília, 2012.

RUBIRA, Marcelo Custódio; RUBIRA, Ana Paula F de Angelis; SOARES, Pedro Paulo da Silva; MEDEIROS, Luciana Gusmão; NEVES, Gizele Alves; CONSOLIM-COLOMBO, Fernanda Marciano. Cardiovascular risk in eutrophic young subjects: influence of corporal fat and sympathetic activity. **ConScientiae Saúde**, v. 10, n. 2, p. 223–230, 2011.

SAMY, L.; MACEY, P. M.; ALSHURAF, N.; SARRAFZADEH, M. An automated framework for predicting obstructive sleep apnea using a brief, daytime, non-intrusive test procedure. In: ACM. **Proceedings of the 8th ACM International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments**. [S.l.], 2015. p. 70.

SÁNCHEZ, David Martin. Trabajo Fin de Grado en Escuela Técnica Superior De Ingeniería. Grado En Ingeniería De Las Tecnologías De Telecomunicación, **Diseño de un dispositivo para la detección del estrés a partir de la señal de fotoplethysmografía**. 2010.

SAÚDE, Ministério da. **Indicadores de mortalidade: doenças do aparelho circulatório**. 2009. Disponível em: <<http://189.28.128.178/sage/>>.

SAÚDE, Ministério da. Taxa de mortalidade por doenças crônicas não transmissíveis na faixa etária de 30 a 69 anos. ceará e brasil, 2008 a 2014. 2017. Disponível em: <<http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exepacto/2014/cnv/coapmunce.def>>.

SCHWARZ, Leandro. **Proposta de um sistema telemétrico para aquisição de sinais fisiológicos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) — Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, Florianópolis, SC, 2007.

SHI, Jianbo; MALIK, Jitendra. Normalized cuts and image segmentation. **IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence**, IEEE, v. 22, n. 8, p. 888–905, 2000.

- SHIELDS, Robert W *et al.* Heart rate variability with deep breathing as a clinical test of cardiovagal function. **Cleve Clin J Med**, v. 76, n. Suppl 2, p. S37–40, 2009.
- SHIN, Kunsoo; KIM, Younho; BAE, Sanggon; PARK, Kunkook; KIM, Sookwan. A novel headset with a transmissive ppg sensor for heart rate measurement. In: SPRINGER. **13th International Conference on Biomedical Engineering**. Berlim, 2009. p. 519–522.
- SHOBITHA, S.; SANDHYA, R.; ALI, M. A. M. *et al.* Recognizing cardiovascular risk from photoplethysmogram signals using elm. In: IEEE. **Cognitive Computing and Information Processing (CCIP), 2016 Second International Conference on**. [S.l.], 2016. p. 1–5.
- SILVA, Inara Aparecida Ferrer. Aplicações de redes neurais e neuro fuzzy em engenharia biomédica e agronomia. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2014.
- SILVA, Manuella Dias Carvalho. **Monitoramento remoto preventivo de pacientes com doenças cardiovasculares utilizando dispositivo móvel como agente inteligente**. 141 p. Dissertação (Programa de Pós Graduação em Informática) — Universidade Federal da Paraíba - UFPB, João Pessoa, 2012.
- SKAARHOJ, K. **The global burden of stroke**. 2015. Disponível em: <<http://www.world-heartfederation.org/cardiovascular-health/stroke/>>.
- SMITH, Anne-Louise; REYNOLDS, Karen J; OWEN, Harry *et al.* Correlated poincaré indices for measuring heart rate variability. **Australasian physical & engineering sciences in medicine**, Australasian College of Physical Scientists and Engineers in Medicine, v. 30, n. 4, p. 336, 2007.
- SOCIAIS, Indicadores. Uma análise das condições de vida da população brasileira. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE**, 2016.
- SOLANE, Rafael Brito; GAMARRA, Daniel Fernando Tello. Estudo de métodos de segmentação imagens para aplicações em robótica. **Anais do Salão Internacional de Ensino, Pesquisa e Extensão**, v. 4, n. 2, 2012.
- SOMMERMEYER, Dirk; ZOU, Ding; FICKER, Joachim H; RANDERATH, Winfried; FISCHER, Christoph; PENZEL, Thomas; SANNER, Bernd; HEDNER, Jan; GROTE, Ludger. Detection of cardiovascular risk from a photoplethysmographic signal using a matching pursuit algorithm. **Medical & Biological Engineering & Computing**, v. 54, n. 7, p. 1111–1121, 2016.
- SOUZA, Luís Gustavo Mota. **Modelos lineares locais para identificação de sistemas dinâmicos usando redes neurais competitivas**. Tese (Doutorado em Engenharia de Teleinformática) — Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2012.
- SPIGULIS, Janis; ERTS, Renars; NIKIFOROV, Vladimirs; KVIESIS-KIPGE, Edgars. Wearable wireless photoplethysmography sensors. In: INTERNATIONAL SOCIETY FOR OPTICS AND PHOTONICS. **Photonics Europe**. Strasbourg, France, 2008. p. 699120–699120.

SUN, Yu; THAKOR, Nitish. Photoplethysmography revisited: from contact to noncontact, from point to imaging. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, IEEE, v. 63, n. 3, p. 463–477, 2016.

TAKAHASHI, Adriana; BEDREGAL, Benjamin René Callejas; LYRA, Aarão. Uma versão intervalar do método de segmentação de imagens utilizando o k-means. **Trends in Applied and Computational Mathematics**, v. 6, n. 2, p. 315–324, 2005.

TULPPO, Mikko P; MÄKIKALLIO, Timo H; SEPPÄNEN, Tapio; LAUKKANEN, Raija T; HUIKURI, Heikki V. Vagal modulation of heart rate during exercise: effects of age and physical fitness. **American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology**, Am Physiological Soc, v. 274, n. 2, p. H424–H429, 1998.

ULTSCH, Alfred. Self organizing neural networks perform different from statistical k-means clustering. **Proceedings of GfKI**, v. 95, 1995.

VANDERLEI, Luiz Carlos Marques; PASTRE, Carlos Marcelo; HOSHI, Rosângela Akemi; CARVALHO, Tatiana Dias de; GODOY, Moacir Fernandes de. Noções básicas de variabilidade da frequência cardíaca e sua aplicabilidade clínica. **Revista Brasileira de Cirurgia Cardiovascular**, v. 24, n. 2, p. 205–217, 2009.

VILHEGAS, Leonardo Zane. **Desenvolvimento de um protótipo para monitoração de saturação de oxigênio e frequência cardíaca para roedores**. Dissertação (Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos) — Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, 2008.

WANG, Cong-Zhi; ZHENG, Yong-Ping. Home-telecare of the elderly living alone using an new designed ear-wearable sensor. In: IEEE. **Medical Devices and Biosensors, 2008. ISSS-MDBS 2008. 5th International Summer School and Symposium on**. China, 2008. p. 71–74.

XU, Yong; ZHU, Qi; FAN, Zizhu; QIU, Minna; CHEN, Yan; LIU, Hong. Coarse to fine k nearest neighbor classifier. **Pattern recognition letters**, Elsevier, v. 34, n. 9, p. 980–986, 2013.

APÊNDICE A – Banco de Dados

Classificação numérica das doenças:

- 1- Miocardiopatia Dilatada Idiopática
- 2- Miocardiopatia Dilatada e Chagásica;
- 3- Miocardiopatia Dilatada e Isquêmica;
- 4- Pessoas Saudáveis.

Tabela 17: Variáveis Estatísticas - Banco de Dados.

Md_NN	SDNN	SDANN	SDNNindex	RMSSD	SDSD	VFC(bpm)	Doença
750,3	196,5	30,8	192,8	257,2	166,7	80,91	1
999,4	93,2	11,2	90,8	112,3	98,7	61,56	1
594,8	135	4,3	134,7	181,3	146,2	105,13	1
776,8	17,7	8,3	17,7	26,7	15,5	78,36	1
815,5	191,8	24,3	189,2	272,7	177,7	69,26	1
706	32,5	5,3	31	39	33,6	85,04	1
836	154,8	16,6	152,9	220	148	73,65	1
691	24,2	2,7	23	32,7	30,1	88,02	1
576,1	63,1	5,4	62,5	95,4	95,4	98,77	1
605,4	47,5	5,2	46,2	60,2	55,2	95,3	1
802,9	170,2	8,8	168,8	229,2	155,2	74,91	1
846,3	21,2	7,7	19	15,3	11,4	67,57	1
748,6	25,21	27	24,9	32,2	22,7	66,19	1
664,5	172,2	10,2	171,7	237,7	148,1	84,76	1
708,5	39,6	2,5	38,9	62,5	44,8	85,9	1
618,6	78,7	6,9	77,6	107,4	91,1	94,85	1
757,7	176,6	9,4	175,6	239,8	152,6	78,76	1
780,4	146,2	13,9	144,6	170,5	136,7	71,36	1
550	139,6	14,2	135,6	172,5	138,1	104,4	1
745,6	048,4	3,2	47,6	75	47,2	78,33	1
734,6	192,9	9,3	192,3	261	191,5	80,61	1
774,9	53	4,1	51,3	73,7	62,6	77,88	1
727,2	74,5	5,4	73,1	96,2	70,9	83,8	1
827,2	142,7	17,6	139,7	202,7	161,5	64,6	1
768,6	169,4	10	167,4	229	162,8	75,07	1
660,6	29,9	7,7	27	28,3	26,1	84,91	1
815,1	157,9	6,9	156,3	211,2	144,6	76,13	1
1000	222	21,4	218,5	310,9	241	63,21	1
564,5	216,6	30,1	212,3	276,7	190,3	83,95	1

Md_NN	SDNN	SDANN	SDNNindex	RMSSD	SDSD	VFC(bpm)	Doença
997,6	277,4	71,5	260,4	307,1	268,6	61,02	2
836,3	200,9	23,8	197,3	234,3	209,3	62,05	2
902,3	188,1	6,5	187,6	309,1	239,1	65,56	2
774,9	53	4,1	51,3	73,7	62,6	77,88	3
576,1	63,1	5,4	62,5	95,4	95,4	98,77	3
748,6	25,21	27	24,9	32,2	22,7	66,19	3
736,8	43,1	7,1	41,9	34,4	27,2	78,71	4
780,3	67,1	7,4	66,2	49	37,7	76,68	4
877,1	44,8	6,4	43,9	34,8	28,4	72,6	4
716,2	76,3	19,2	72,9	53,6	43,4	86,38	4
635,8	64,6	8	62,6	38,6	26,7	94,56	4
713,3	76,7	11,1	75,3	53,4	42,1	84,05	4
802,2	40,5	4,9	39,9	27,6	17,5	75,26	4
861,9	93,5	15,2	91,2	79,9	60,5	71,58	4
814,7	85,8	18,4	80,5	88,8	73,5	75,48	4
695,3	69,4	4,6	69,2	65,1	53,2	85,16	4

Fonte: autora, 2017.

APÊNDICE B – Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)



TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

TÍTULO DA PESQUISA: DESENVOLVIMENTO DE UMA BASE DE DADOS DE EXAMES DE FOTOPLETISMOGRAFIA (PPG) PARA UTILIZAÇÃO DA COMUNIDADE CIENTÍFICA EM TRABALHOS RELACIONADOS A MEDIÇÃO E MONITORAMENTO DA VARIABILIDADE DA FREQUÊNCIA CARDÍACA.

PESQUISADOR RESPONSÁVEL: Jermara Lopes de Moraes

Prezado (a),

Você está sendo convidado(a) a participar desta pesquisa que irá desenvolver um banco de dados de exames PPG, contemplando a cardiopatia: miocardiopatia dilatada com fração de ejeção do ventrículo esquerdo (FEVE) menor que 50%, com o objetivo de auxiliar a comunidade científica no estudo dessa doença e no desenvolvimento futuro de sistemas para ajudar os médicos no diagnóstico precoce dessa cardiopatia.

O projeto está sendo desenvolvido pelo programa de Pós-Graduação em Engenharia de Telecomunicações (PPGET) do IFCE/Campus Fortaleza com parceria do Hospital do Coração de Messejana.

As informações obtidas por meio dessa pesquisa serão confidenciais e asseguramos o sigilo sobre sua participação. Os dados não serão divulgados de forma a possibilitar sua identificação. Os formulários avaliativos que você preencher durante a execução da pesquisa serão armazenados no Laboratório de Processamento Digital de Sinais (PDS), localizado no IFCE/Campus Fortaleza, sob guarda dos pesquisadores desenvolvedores desta pesquisa. Você receberá uma cópia deste termo onde consta o nome, telefone e o endereço institucional do pesquisador principal e do Comitê de Ética em Pesquisa - CEP, podendo tirar suas dúvidas sobre o projeto e sua participação, agora ou a qualquer momento.

Os riscos relacionados com sua participação serão minimizados e não são previstas formas de ressarcimento e ou indenização, lembrando que o participante dessa pesquisa não terá nenhum custo. A qualquer momento você pode desistir de participar e retirar seu consentimento. Sua recusa não trará nenhum prejuízo em sua relação com o pesquisador ou com a instituição. Leia atentamente as informações abaixo e faça qualquer pergunta que desejar, para que todos os procedimentos desta pesquisa sejam esclarecidos.

1. PARTICIPAÇÃO NA PESQUISA: Realização do exame PPG e preenchimento de formulário.

O exame PPG será realizado, com duração de no máximo 24 horas, colocando no dedo do paciente um sensor que será responsável por monitorar a variabilidade da frequência cardíaca. Este exame é considerado não invasivo, ou seja, o procedimento não acarretará cortes ou perfurações. Durante o período de realização do exame o pesquisador estará presente e apto a responder eventuais dúvidas. Os exames serão realizados pelos pesquisadores do projeto juntamente com o auxílio do Hospital do Coração de Messejana.

Para o preenchimento do formulário serão efetuadas perguntas básicas, tais como: idade, peso, sexo, cor e entre outras. Este será realizado de forma individual.

2. RISCOS E DESCONFORTOS:

Os riscos relacionados a participação na pesquisa são mínimos e os mesmos são listados a seguir: constrangimento do paciente a responder perguntas básicas que serão essenciais para estudo da cardiopatia, tais como: peso, sexo, idade, cor e entre outras; risco de pequeno choque durante a realização do exame PPG, tendo em vista que o aparelho é ligado a um computador. Porém, esse risco é mínimo, pois existe proteção contra choque e; a utilização do equipamento pode causar um pequeno desconforto para dormir.

3. BENEFÍCIOS:

Os benefícios relacionados com a sua participação são no auxílio ao desenvolvimento desse banco de dados de exames de fotopletismografia e com isso, auxiliar pesquisadores no desenvolvimento de sistemas de auxílio a diagnóstico médico precoce dessa doença. Além disso, será feito levantamento de dados, colhidos por meio dos formulários e observações dos pesquisadores, e tratamento desses dados para posterior publicação em artigos científicos.

Eu comprometo-me em utilizar os dados coletados unicamente para fins acadêmicos, a fim de atender os objetivos da pesquisa. Caso precise entrar em contato comigo, você terá acesso em qualquer momento da pesquisa, para esclarecimento de eventuais dúvidas. Informo-lhe o meu endereço e telefone:

DADOS DA PESQUISADORA RESPONSÁVEL

Nome da pesquisadora: Jermara Lopes de Moraes

Endereço: Avenida da Universidade, 3264. Benfica. Fortaleza-CE.

Telefone: (85) 9-9605-6392

E-mail: jermanalopes@gmail.com

Nome do orientador: Auzuir Ripardo de Alexandria

E-mail: auzuir@gmail.com

Caso o (a) Sr.(a) tenha alguma consideração ou dúvida sobre a ética da pesquisa, entre em contato com o Comitê de Ética em Pesquisa do Instituto Federal do Ceará e/ou do Comitê de Ética em Pesquisa do Hospital do Coração de Messejana.

DADOS COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA (CEP) - IFCE

Endereço: Rua Lívio Barreto, 94. Joaquim Távora. 60130-110. Fortaleza – CE.

Número telefônico: (85) 3401-2332

E-mail: cep@ifce.edu.br

DADOS DO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA – HM

Endereço: Av. Frei Círio 3480 – Cajazeiras - Fortaleza - Ceará – Brasil

Fone/fax: (085) 3101 7845

Consentimento Pós-Informação

Eu, _____, fui informado sobre o que o pesquisador quer fazer e porque precisa da minha colaboração, e entendi a explicação. Por isso, eu concordo em participar do projeto, sabendo que minha colaboração é voluntária e que posso sair da pesquisa quando quiser. Este documento é emitido em duas vias que serão ambas assinadas por mim e pelo pesquisador, ficando uma via com cada um de nós.

_____, ____ de _____ de ____

Assinatura do paciente participante

Data ____/____/____

Assinatura do(a) pesquisador(a) que aplicou o TCLE

Data ____/____/____

APÊNDICE C – Formulário de Pesquisa

FORMULÁRIO DE PESQUISA		
Projeto: Desenvolvimento de uma base de dados de exames de Fotopleisimografia (PPG) para utilização da comunidade científica em trabalhos relacionados a medição e monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca (VFC) Pesquisadores Responsáveis: Auzair Ripardo de Alexandria (Pesquisador Principal), Jermuna Lopes de Moraes (Aluna de Mestrado PPGIET - IFCE), Matheus Xavier Rocha (Aluno de Engenharia Mecatrônica - IFCE)		
Informações Básicas de Realização do Exame		
Local: Hospital Dr. Carlos Alberto Studart (Hospital do Coração de Messejana)		
Horário: ____ : ____	Duração: ____ : ____	Data: ____ / ____ / ____
Informações Básicas do Paciente		
Paciente Número:	Idade:	
Peso:	Altura:	
Sexo: ☐ Feminino ☐ Masculino	Cor: ☐ Branca ☐ Preta ☐ Parda ☐ Indígena ☐ Amarela	
Histórico Familiar Cardiovascular: ☐ Sim ☐ Não Qual: _____	Medicamentos: ☐ Betabloqueador ☐ Antiarrítmicos ☐ Drogas Vasoativas ☐ Outros. Quais _____	
Observações:		
_____ Assinatura do Pesquisador Responsável		

APÊNDICE D – Parecer CEP - Hospital do Coração de Messejana

HOSPITAL DE MESSEJANA DR. CARLOS ALBERTO STUDART GOMES 												
PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP												
Elaborado pela Instituição Coparticipante												
DADOS DO PROJETO DE PESQUISA												
Título da Pesquisa: Desenvolvimento de uma base de dados de exames de Fotopletismografia (PPG) para utilização da comunidade científica em trabalhos relacionados a medição e monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca.												
Pesquisador: Jermiana Lopes de Moraes												
Área Temática:												
Versão: 1												
CAAE: 58877716.7.3001.5039												
Instituição Proponente: INSTITUTO FEDERAL DE EDUCACAO, CIENCIA E TECNOLOGIA DO CEARA												
Patrocinador Principal: Financiamento Próprio												
DADOS DO PARECER												
Número do Parecer: 1.827.596												
Apresentação do Projeto: O autor da pesquisa faz introdução com referências a dados da OMS sobre as doenças cardiovasculares como a principal causa de morte no mundo e dados da ONU que mostram que as doenças cardiovasculares atingem igualmente países ricos e pobres. Faz ainda referência ao monitoramento variabilidade da frequência cardíaca (VFC) como uma ferramenta eficaz na detecção de muitas cardiopatias, já que este dado (VFC) descreve oscilações dos intervalos entre batimentos cardíacos consecutivos e a obtenção desses valores é de extrema importância para uma análise clínica eficaz acerca de determinadas variáveis fisiológicas. Dentre os métodos de determinação da frequência cardíaca, a fotopletismografia que estima as alterações de fluxo sanguíneo utilizando um método óptico através de sensor que mensura a quantidade de luz infravermelha absorvida ou refletida pelo sangue ao longo do ciclo cardíaco. O projeto se propõe a desenvolver um banco de dados para a miocardiopatia dilatada com fração de ejeção menor que 50%. Os exames de PPG serão realizados em pacientes internados na Enfermaria do Hospital de Messejana e desses exames serão extraídas variáveis temporais, padrões de cada cardiopatia, e desenvolvido um banco de dados para correlacionar os exames de PPG com a FEVE e a cardiopatia em estudo. Desta forma avaliar-se-á se a VFC atua como valor isolado para estratificação da doença e por conseguinte seja possível ajudar a comunidade científica no estudo dessa doença e												
<table border="0" style="width: 100%;"> <tr> <td style="width: 33%;">Endereço: Av. Frei Cirilo 3480</td> <td style="width: 33%;">CEP: 60.064-285</td> <td style="width: 33%;"></td> </tr> <tr> <td>Bairro: Messejana</td> <td></td> <td></td> </tr> <tr> <td>UF: CE</td> <td>Município: FORTALEZA</td> <td></td> </tr> <tr> <td>Telefone: (85)3101-7845</td> <td>Fax: (85)3101-7845</td> <td>E-mail: cep_fm@ce.gov.br</td> </tr> </table>	Endereço: Av. Frei Cirilo 3480	CEP: 60.064-285		Bairro: Messejana			UF: CE	Município: FORTALEZA		Telefone: (85)3101-7845	Fax: (85)3101-7845	E-mail: cep_fm@ce.gov.br
Endereço: Av. Frei Cirilo 3480	CEP: 60.064-285											
Bairro: Messejana												
UF: CE	Município: FORTALEZA											
Telefone: (85)3101-7845	Fax: (85)3101-7845	E-mail: cep_fm@ce.gov.br										

HOSPITAL DE MESSEJANA
DR. CARLOS ALBERTO
STUDART GOMES



Continuação do Parecer: 1.037.596

desenvolvimento de sistemas para auxiliar os médicos no diagnóstico precoce dessa cardiopatia. Os exames de PPG, não invasivos, serão realizados pela equipe de desenvolvimento do projeto juntamente com o auxílio da equipe do Hospital de Messejana, utilizando como base o módulo de medição e monitoramento da Texas Instruments, Kit AFE44008PO2EVM.

Objetivo da Pesquisa:

Objetivo primário: Desenvolver um banco de dados de exames PPG, contemplando a miocardiopatia dilatada com fração de ejeção menor que 50%. Analisar se o resultado de um exame PPG pode ser considerado um marcador de prognóstico servindo na estratificação clínica da doença e com isso, correlacionar os dados do PPG com a FEVE e a miocardiopatia em estudo.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

O autor faz referência aos riscos da pesquisa como: constrangimento do paciente ao responder perguntas básicas; risco de pequeno choque durante a realização do exame PPG, tendo em vista que o aparelho é ligado a um computador, porém o risco é mínimo; a utilização do equipamento poderá causar um pequeno desconforto ao dormir. O pesquisador ainda se compromete em minimizar os riscos e que não haverá previsão de ressarcimento e/ou indenização.

Em relação aos benefícios, refere que a participação no projeto irá contribuir para o desenvolvimento desse banco de dados de exames de fotopletiografia e com isso ajudar a pesquisadores no desenvolvimento de sistemas de auxílio a diagnóstico médico precoce dessa doença. Será ainda feito levantamento de dados e tratamento desses dados para posterior publicação em artigos científicos.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Pesquisa de relevância para o aprimoramento do diagnóstico precoce da miocardiopatia dilatada e portanto dos sintomas de IC podendo antecipar o início do tratamento necessário.

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Todos os documentos foram apresentados adequadamente.

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Sem pendências ou inadequações.

Considerações Finais e critério do CEP:

A pesquisadora deverá comparecer à Unidade de Pesquisa Clínica, munida de cópia deste parecer, para confecção de crachá de identificação.

Endereço: Av. Frei Celso 3480
Bairro: Messejana
UF: CE Município: FORTALEZA CEP: 60.864-205
Telefone: (85)3101-7845 Fax: (85)3101-7845 E-mail: cep_fm@ce.gov.br

HOSPITAL DE MESSEJANA
DR. CARLOS ALBERTO
STUDART GOMES



Continuação do Parecer: 1.827.596

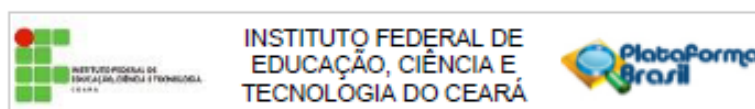
Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_P ROJETO_748927.pdf	17/10/2016 16:45:17		Aceito
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMAÇÕES_BÁSICAS_DO_P ROJETO_748927.pdf	17/08/2016 16:25:33		Aceito
Outros	Declaracao_infra_HM.pdf	02/08/2016 18:33:04	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Cronograma	Cronograma_1.pdf	02/08/2016 18:31:18	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Projeto_1.pdf	02/08/2016 18:30:10	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Termo_Acelte_Jermana.pdf	08/07/2016 10:28:30	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Carta_CEP_HM.pdf	06/07/2016 15:22:19	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Carta_CEP_IFCE.pdf	06/07/2016 15:22:02	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Declaracao_Orcamento.pdf	06/07/2016 15:21:18	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Termo_Anuencia.pdf	06/07/2016 15:20:35	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	formulario.pdf	06/07/2016 15:20:16	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Declaracao_Garantia.pdf	06/07/2016 15:19:55	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	Declaracao_Compromisso.pdf	06/07/2016 15:19:30	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	TCE_Matheus.pdf	06/07/2016 15:19:20	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	TCE_JoaoPaulo.pdf	06/07/2016 15:19:08	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	TCE_Jermana.pdf	06/07/2016 15:18:35	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE_1.pdf	06/07/2016 16:31:55	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Orcamento	orcamento.pdf	05/07/2016 16:31:40	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	Declaracao_infra.pdf	05/07/2016 16:31:24	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Folha de Rosto	folhaDeRosto_dlg.pdf	04/07/2016 19:01:39	Jermana Lopes de Moraes	Aceito

Endereço: Av. Frei Celso 3480
Bairro: Messejana CEP: 60.864-286
UF: CE Município: FORTALEZA
Telefone: (85)3101-7845 Fax: (85)3101-7845 E-mail: cep.hm@ce.gov.br

HOSPITAL DE MESSEJANA DR. CARLOS ALBERTO STUDART GOMES 								
Continuação do Parecer: 1.837.596								
Situação do Parecer: Aprovado Necessita Apreciação da CONEP: Não								
<table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <tr> <td style="padding: 2px;">Endereço: Av. Frei Cirilo 3480</td> <td style="padding: 2px; text-align: right;">CEP: 60.064-285</td> </tr> <tr> <td style="padding: 2px;">Bairro: Messejana</td> <td style="padding: 2px;"></td> </tr> <tr> <td style="padding: 2px;">UF: CE</td> <td style="padding: 2px; text-align: right;">Município: FORTALEZA</td> </tr> <tr> <td style="padding: 2px;">Telefone: (85)3101-7845</td> <td style="padding: 2px;">Fax: (85)3101-7845 E-mail: cep.hm@ce.gov.br</td> </tr> </table>	Endereço: Av. Frei Cirilo 3480	CEP: 60.064-285	Bairro: Messejana		UF: CE	Município: FORTALEZA	Telefone: (85)3101-7845	Fax: (85)3101-7845 E-mail: cep.hm@ce.gov.br
Endereço: Av. Frei Cirilo 3480	CEP: 60.064-285							
Bairro: Messejana								
UF: CE	Município: FORTALEZA							
Telefone: (85)3101-7845	Fax: (85)3101-7845 E-mail: cep.hm@ce.gov.br							
Página 06 de 06								

APÊNDICE E – Parecer CEP - Instituto Federal do Ceará - IFCE



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: Desenvolvimento de uma base de dados de exames de Fotopletismografia (PPG) para utilização da comunidade científica em trabalhos relacionados a medição e monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca.

Pesquisador: Jermiana Lopes de Moraes

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 58877716.7.0000.5589

Instituição Proponente: INSTITUTO FEDERAL DE EDUCACAO, CIENCIA E TECNOLOGIA DO CEARA

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 1.780.652

Apresentação do Projeto:

O projeto "Desenvolvimento de uma base de dados de exames de Fotopletismografia (PPG) para utilização da comunidade científica em trabalhos relacionados a medição e monitoramento da variabilidade da frequência cardíaca" está bem escrito e bem claro.

Objetivo da Pesquisa:

O objetivo do projeto é desenvolver um banco de dados de exames PPG, contemplando a cardiopatia miocardiopatia dilatada com fração de ejeção do ventrículo esquerdo menor que 50%. Esse objetivo é alcançável.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

Baixo risco e alto benefício. Projeto de Interesse social.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Pesquisa relevante e exequível.

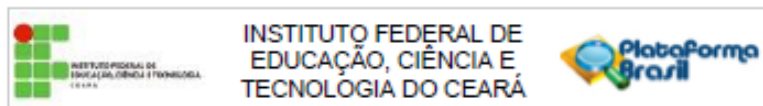
Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Todos os termos foram apresentados.

Recomendações:

Projeto aprovado.

Endereço: Rua Jorge Dumar, nº 1703
 Bairro: Jardim América CEP: 60.410-426
 UF: CE Município: FORTALEZA
 Telefone: (08)3401-2332 E-mail: cep@ifce.edu.br



Continuação do Parecer: 1.700.852

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Sem inadequações.

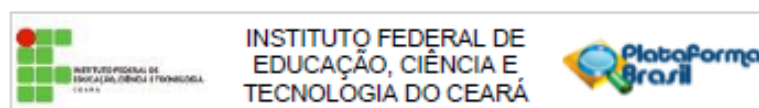
Considerações Finais a critério do CEP:

Enviar um relatório ao CEP ao final da pesquisa.

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMACOES_BASICAS_DO_P ROJETO_748927.pdf	17/10/2016 16:45:17		Aceito
Outros	Declaracao_infra_HM.pdf	02/08/2016 18:33:04	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Cronograma	Cronograma_1.pdf	02/08/2016 18:31:18	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	Projeto_1.pdf	02/08/2016 18:30:10	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Termo_Acelte_Jermana.pdf	08/07/2016 10:28:30	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Carta_CEP_HM.pdf	06/07/2016 15:22:19	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Carta_CEP_IFCE.pdf	06/07/2016 15:22:02	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Declaracao_Orcamento.pdf	06/07/2016 15:21:18	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Termo_Anuencia.pdf	06/07/2016 15:20:35	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	formulario.pdf	06/07/2016 15:20:16	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Outros	Declaracao_Garantia.pdf	06/07/2016 15:19:55	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	Declaracao_Compromisso.pdf	06/07/2016 15:19:30	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	TCE_Matheus.pdf	06/07/2016 15:19:20	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	TCE_JoaoPaulo.pdf	06/07/2016 15:19:08	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Pesquisadores	TCE_Jermana.pdf	06/07/2016 15:18:35	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TCLE_1.pdf	06/07/2016 16:31:55	Jermana Lopes de Moraes	Aceito

Endereço: Rua Jorge Dumar, nº 1703
Bairro: Jardim Amélio CEP: 60.410-426
UF: CE Município: FORTALEZA
Telefone: (85)3421-2332 E-mail: cep@ifce.edu.br



Continuação do Parecer: 1.700.002

Orçamento	orcamento.pdf	05/07/2016 16:31:40	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	Declaracao_infra.pdf	05/07/2016 16:31:24	Jermana Lopes de Moraes	Aceito
Folha de Rosto	folhaDeRosto_dig.pdf	04/07/2016 19:01:39	Jermana Lopes de Moraes	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

Endereço: Rua Jorge Dumar, nº 1703
Bairro: Jardim América CEP: 60.410-426
UF: CE Município: FORTALEZA
Telefone: (08)3401-2332 E-mail: cep@ifce.edu.br