

Universidade Federal de Minas Gerais
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**Método para Detecção Automática de Inversão de Eletrodos em
Eletrocardiogramas**

Ted do Prado Amaral

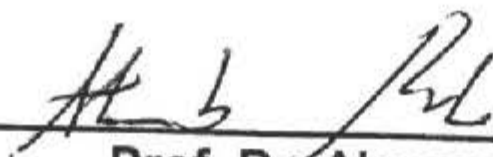
**"Método para Detecção Automática
de Inversão de Eletrodos em Eletrocardiogramas"**

Ted do Prado Amaral

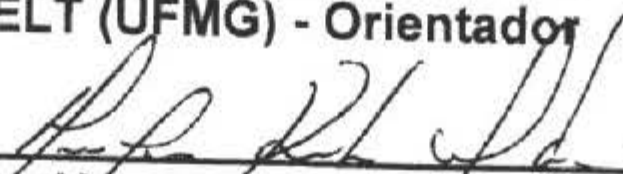
Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 21 de novembro de 2017.

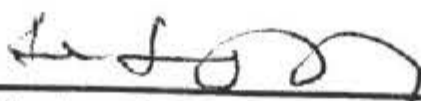
Por:



Prof. Dr. Alessandro Beda
DELT (UFMG) - Orientador



Prof. Dr. Henrique Resende Martins
DEE (UFMG) - Coorientador



Prof. Dr. Antonio Luiz Pinho Ribeiro
Departamento de Clínica Médica (UFMG)



Prof. Dr. Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes
DELT (UFMG)

Universidade Federal de Minas Gerais

Escola de Engenharia

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**MÉTODO PARA DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE INVERSÃO DE
ELETRODOS EM ELETROCARDIOGRAMAS**

Ted do Prado Amaral

Dissertação de Mestrado submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Alessandro Beda

Belo Horizonte - MG

Novembro de 2017

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 1017

**MÉTODO PARA DETECÇÃO AUTOMÁTICA DE INVERSÃO DE
ELETRODOS EM ELETROCARDIOGRAMAS**

Ted do Prado Amaral

DATA DA DEFESA: 21/11/2017

A485m

Amaral, Ted do Prado.

Método para detecção automática de inversão de eletrodos em eletrocardiogramas [manuscrito] / Ted do Prado Amaral. – 2017. viii, 62 f., enc.: il.

Orientador: Alessandro Beda.

Coorientador: Henrique Resende Martins.

Dissertação (mestrado) Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Bibliografia: f. 49-52.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Eletrocardiografia - Teses.
3. Eletrodos - Teses. I. Beda, Alessandro. II. Martins, Henrique Resende.
III. Universidade Federal de Minas Gerais. Escola de Engenharia.
IV. Título.

CDU: 621.3(043)

Universidade Federal de Minas Gerais
Escola de Engenharia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

**Método para Detecção Automática de
Inversão de Eletrodos em Eletrocardiogramas**

Ted do Prado Amaral

Orientador: Alessandro Beda
Coorientador: Henrique Resende Martins

Belo Horizonte, novembro de 2017

Ted do Prado Amaral

**Método para Detecção Automática de Inversão de Eletrodos em
Eletrocardiogramas**

Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica. Área de concentração: Sinais e Sistemas. Linha de Pesquisa: Engenharia Biomédica.

Belo Horizonte, novembro de 2017

Resumo

Exames de eletrocardiograma (ECG) são amplamente utilizados na prática clínica devido à facilidade de realização e alta relevância médica para diagnóstico de patologias. A ocorrência de troca no posicionamento dos eletrodos em um ECG pode levar ao erro ou impossibilidade de diagnóstico. Esse problema apresenta maior impacto no cenário de Telemedicina, onde a distância entre a fase de aquisição e a análise das informações é um fator crítico. Nesse contexto, um exame que apresente informações não significativas gera perdas financeiras, operacionais e sociais, pois o paciente deverá se submeter novamente à etapa de coleta. Este trabalho apresenta um método para a detecção automática de inversão de eletrodos em ECGs, baseado na quantificação da assimetria da distribuição de probabilidade do sinal de ECG. A performance do algoritmo foi avaliada através de análise estatística, com a utilização de conceitos de sensibilidade, especificidade e erros de falsos positivos e falsos negativos. O método foi testado em uma base de dados fornecida pela Rede de Telessaúde de Minas Gerais contendo 6967 ECGs clínicos, previamente classificados por especialistas como: inadmissível devido a interferência, inadmissível devido a ocorrência de inversão de eletrodos, saudáveis e patológicos. O algoritmo proposto apresenta alto índice de detecção (95%) enquanto limita a quantidade de falsos positivos (<10%) e os índices encontrados são competitivos quando comparados com métodos clássicos. Além disso, o algoritmo possui baixo custo computacional, na ordem de $10^{-4}s$, o que viabiliza sua aplicação prática em hardwares embarcados.

Palavras-chave: ECG, inversão de eletrodos, detecção automática, assimetria.

Abstract

Electrocardiogram (ECG) is widely used in clinical practice because of its inherent simplicity and high medical relevance for diagnosing pathologies. The occurrence of electrode inversion in an electrocardiogram examination can lead to errors or impossibility of diagnosis. This problem has a greater impact in the Telemedicine scenario, where the distance between the acquisition phase and the information analysis is a critical factor. In this context, a clinical exam with non-significant information results in financial, operational and social costs related to the need to re-examine the patient. This work introduces a method for automatic detection of electrodes inversion in ECGs, based on the quantification of the asymmetry of the ECG signal probability distribution. The algorithm's performance was evaluated through statistical analysis using concepts of sensitivity, specificity and errors of false positive and false negative. The method was tested using a database provided by the Telemedicine Network of Minas Gerais containing 6967 ECGs, previously classified by specialists as discarded by interference, discarded by electrodes inversion, healthy and pathological. The proposed algorithm presents a high detection rate (95%) while minimizing the number of false positives (<10%). This values are competitive when compared with classical methods. In addition, the algorithm has low computational cost, order of $10^{-4}s$, which allows its practical application in embedded hardware.

Keywords: ECG, electrodes misplacement, automatic detection, asymmetric.

Agradecimentos

A Deus por iluminar meu caminho e me oferecer grandes oportunidades.

Aos meus pais Rosimeire e João pelo apoio incondicional em todos os momentos da minha vida.

Ao professor Alessandro Beda, pelo apoio, dedicação, confiança, e principalmente, pela paciência durante o desenvolvimento do projeto. Serei sempre grato pela oportunidade e pelos conhecimentos que me foram oferecidos.

As familiares e amigos, pela presença, apoio, incentivo e paciência durante essa caminhada, em especial Rosiane, Roseli, Dércio, Tadeu, Otávio, Ricardo, David e Marina.

Aos colegas do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, especialmente os membros do BioSiX.

A equipe do Centro de Telessaúde do Hospital das Clínicas pela parceria e auxílio.

Aos professores pelos ensinamentos que foram muito além da engenharia, em especial Luis Aguirre, Eduardo Mazoni e Danilo Melges.

À Universidade Federal de Minas Gerais, ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE), à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelas condições, apoio financeiro, auxílio e por proporcionar o acesso às publicações científicas.

Sumário

Resumo	i
Abstract	ii
Agradecimentos	iii
Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	viii
1 Introdução	1
1.1 Motivação e justificativa	1
1.2 Objetivos	3
1.3 Local de realização	3
1.4 Estrutura do trabalho	3
2 Revisão da Literatura	5
2.1 O cenário de Telemedicina	5
2.2 Princípios fisiológicos do sistema cardiovascular	6
2.3 Eletrocardiografia básica	10
2.3.1 Inversão de eletrodos em eletrocardiogramas	12
2.4 Algoritmos para detecção automática de inversão de eletrodos	15
2.4.1 Método baseado em redes neurais artificiais	15
2.4.2 Método baseado em reconstrução de derivações	16
2.4.3 Limitações dos métodos atuais	17
3 Metodologia	19
3.1 Base de dados	19
3.2 Descrição do método	20
3.2.1 Filtragem dos dados	20
3.2.2 Detecção de inversão de eletrodos	22
3.2.3 Classificação do tipo de inversão de eletrodos	25

3.3	Análise estatística	29
4	Resultados	33
4.1	Resultados estatísticos e custo computacional	33
4.1.1	Custo computacional	33
4.1.2	Falsos positivos	34
4.1.3	Falsos negativos	34
4.1.4	Curva ROC	35
4.1.5	<i>Bootstrapping</i>	36
4.1.6	Resultados da detecção	38
4.2	Comparação com métodos propostos na literatura	39
4.3	Resultados de classificação	40
5	Discussão	42
5.1	Escolha do parâmetro de corte	42
5.2	Capacidade de detecção	44
5.3	Comparação com outros métodos estudados	44
5.4	Capacidade de classificação	45
5.5	Limitações	45
6	Conclusões	47
6.1	Considerações finais	47
6.2	Trabalhos futuros	48
	Referências Bibliográficas	49

Lista de Figuras

2.1	Anatomia do coração, extraído de [Health, 2017]	7
2.2	Principais correntes iônicas e canais que geram as várias fases do potencial de ação na célula cardíaca, extraído de [Ikonnikov and Yelle, 2017]	9
2.3	Representação do traçado de um ECG típico, extraído de [Ikonnikov and Yelle, 2017]	10
2.4	Posição dos eletrodos em um paciente, extraído de [Telemedicina, 2017]	11
2.5	Exemplo de ECG onde não ocorreu inversão de eletrodos, extraído de [ECGReversals, 2017]	13
2.6	Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço esquerdo com braço direito (LA/RA), extraído de [ECGReversals, 2017] . . .	13
2.7	Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço esquerdo com perna esquerda (LA/LL), extraído de [ECGReversals, 2017] . .	13
2.8	Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço direito com perna esquerda (RA/LL), extraído de [ECGReversals, 2017] .	14
2.9	Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço esquerdo com perna direita (LA/RL), extraído de [ECGReversals, 2017] . . .	14
2.10	Exemplo de ECG onde ocorreu troca bilateral (braços e pernas), extraído de [ECGReversals, 2017]	14
2.11	Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço direito com perna direita (RA/RL), extraído de [ECGReversals, 2017] . .	14
3.1	Quantidade de eletrocardiogramas presentes em cada categoria da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	20
3.2	Eletrocardiograma inadmissível devido à flutuações em linha de base, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	21
3.3	Eletrocardiograma inadmissível devido à interferência elétrica, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017] . .	22
3.4	Comparação entre ECGs, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	24
3.5	Fluxograma para obtenção do valor de <i>skewness</i>	25

3.6	Utilização de um eletrocardiograma saudável para simulação de inversão LA/LL, ocorreu permutação dos dados entre derivações I e II seguidas da inversão de valores da derivação III, simulação obtida através dos dados fornecidos pelo [HCUFMG, 2017].	27
3.7	Fluxograma para etapa de classificação.	28
3.8	Matriz de classificação, extraído de [Altman and Bland, 1994].	29
3.9	Exemplo de curva ROC, extraído de [Fawcett, 2006].	31
4.1	Varição de falsos positivos para base de dados completa, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	34
4.2	Relação entre FPR e FNR	35
4.3	Curva ROC, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	36
4.4	Taxa de falsos positivos - FPR , extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	37
4.5	Taxa de falsos negativos - FNR , extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	37
4.6	Taxa de acertos positivos - TPR , extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	38
4.7	Taxa de acertos negativos - TNR , extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]	38

Lista de Tabelas

2.1	Anomalias presentes nas derivações periféricas causadas por inversões de eletrodos, extraído de [ECGReversals, 2017] . . .	12
2.2	Resultado para inversão do tipo LA/RA, extraído de [Hedén et al., 1995]	16
2.3	Resultados para inversão de braço esquerdo com perna esquerda e trocas precordiais, extraído de [Hedén et al., 1996] . .	16
2.4	Resultado obtido pelo algoritmo, extraído de [Kors and Herpen, 2001]	17
3.1	Composição das bases de dados, real (ECGs inadmissíveis, patológicos e saudáveis) e simulada (ECGs saudáveis, patológicos e simulados).	26
3.2	Regras de classificação para identificação do tipo de inversão periférica, baseada nos efeitos descritos no trabalho desenvolvido por [Batchvarov et al., 2007] e no roteiro para identificação de inversões de eletrodos encontrado em [ECGReversals, 2017].	28
4.1	Resultados de detecção de inversão de eletrodos periféricos, $thr = 0$	39
4.2	Comparação entre métodos	40
4.3	Resultado de classificação utilizando base de dados real completa, $thr = 0$	40
4.4	Resultado de classificação utilizando base de dados simulada, $thr = 0$	41

Capítulo 1

Introdução

1.1 Motivação e justificativa

Avanços tecnológicos nas áreas de processamento de sinais, sistemas embarcados, medicina e engenharia biomédica permitiram a evolução nos procedimentos de coleta, armazenamento e processamento de informações provenientes de exames médicos, assim como, facilitaram o diagnóstico e a prevenção de patologias, especialmente em situações onde o acesso a serviços médicos é limitado. De acordo com a Organização Mundial de Saúde (OMS), os termos telemedicina e telessaúde estão associados com a oferta de serviços ligados aos cuidados com a saúde, nos casos em que a distância é um fator crítico [WHO, 2016]. Basicamente, os dados de um paciente são coletados, enviados para um Centro de Telessaúde, e posteriormente avaliados por um especialista para diagnóstico, prevenção e tratamento de doenças.

Vê-se assim, que um grande desafio no cenário de telemedicina consiste na criação de metodologias para controle da qualidade dos dados adquiridos dos pacientes. O envio de informações incorretas, contaminadas com ruído ou contendo dados não-significativos, pode gerar diferentes tipos de prejuízos, tais como:

- Financeiros: laudo de exames que não geram diagnóstico, e conseqüente repetição de exames.
- Operacionais: uso do sistema de gestão e do tempo dos especialistas.
- Sociais: necessidade do paciente repetir o exame, que pode ser dificultado por motivos de locomoção e/ou falta de recursos financeiros.
- De saúde: no pior caso, um paciente de alto risco deverá se submeter novamente ao exame devido à baixa qualidade dos dados, esse atraso de

horas ou até dias para repetição, pode acarretar a evolução do quadro clínico.

Sob essa ótica, nota-se que é possível atenuar os prejuízos causados por informações não-significativas através do desenvolvimento de ferramentas e métodos computacionais que permitam a detecção automática de problemas durante a etapa de aquisição de dados. Visto que a identificação de informações contaminadas ou incorretas, enquanto o paciente se encontra disponível, pode permitir a realização de ações corretivas com o objetivo de melhorar a qualidade dos dados, seguida da realização de uma nova coleta.

Desde sua introdução no início do século passado por Willem Einthoven, o eletrocardiograma (ECG) se projetou rapidamente como um dos exames mais amplamente utilizados e propagados na prática clínica diária, dado que esse procedimento permite a obtenção de informações relevantes não apenas para as doenças do coração, mas também, para os mais diversos quadros sistêmicos [Reis et al., 2013]. A ampla utilização desse exame pode ser associada ao baixo custo e facilidade de realização, enquanto mantém a relevância no diagnóstico de doenças cardiovasculares, que são responsáveis por mais de 30% das mortes no mundo [World Health Organization, 2016]. No Brasil, uma das maiores realidades no setor é a Rede de Telessaúde de Minas Gerais, que gerencia e lauda diariamente mais de 3.000 eletrocardiogramas, coletados em mais de 600 municípios do estado de Minas Gerais [Alkmim et al., 2012].

Um problema relativamente comum referente à qualidade dos dados em um ECG é a inversão no posicionamento dos eletrodos. Sabe-se que a sua ocorrência, pode resultar na impossibilidade de avaliação do exame, ou até em erros na interpretação do traçado. Nota-se, ainda, que o reconhecimento desse problema pode ser especialmente difícil quando o ECG é alterado pela presença de padrões de necrose, distúrbio de condução, pré-excitação, desvio do eixo, ritmos ectópicos, dentre outras patologias [Bennett et al., 2009], [Batchvarov et al., 2007].

Neste contexto, pode-se afirmar que a detecção automática da inversão de eletrodos é desejável, e inclusive já foram propostos diferentes algoritmos com esse objetivo, dentre eles, é importante destacar os métodos criados por [Hedén et al., 1995] e [Kors and Herpen, 2001]. Porém, tais algoritmos apresentam um custo computacional relativamente elevado e um desempenho inconsistente em presença de ruído nos dados. Tais limitações são consideravelmente relevantes para a implementação no contexto da Rede de Telessaúde de Minas Gerais [Alkmim et al., 2012], onde os mesmos precisariam ser embarcados em hardware com recursos computacionais limitados.

1.2 Objetivos

Diante do exposto, este trabalho tem por objetivo desenvolver e validar um algoritmo para detecção automática da inversão de eletrodos em eletrocardiogramas. O método proposto é baseado na quantificação da assimetria da distribuição de probabilidade do sinal de ECG (medida de *skewness*), e a validação será realizada por meio da utilização de ECGs clínicos, fornecidos pelo Centro de Telessaúde da UFMG, previamente classificados em inadmissível devido a interferência, inadmissível devido a ocorrência de inversão de eletrodos, saudáveis e patológicos. Por se tratar de um projeto inicial, a primeira abordagem ao problema considera 6 combinações de inversões periféricas, ou seja, o efeito causado por inversões precordiais foge do escopo deste trabalho.

1.3 Local de realização

Este trabalho foi desenvolvido através de uma parceria entre o grupo de pesquisa BioSiX - *Biomedical Signal Processing, Analysis and Simulation Group*, do Departamento de Engenharia Eletrônica da Escola de Engenharia da UFMG e o Centro de Telessaúde, ligado ao Hospital das Clínicas da Universidade Federal de Minas Gerais (HC-UFMG).

O BioSiX é um grupo de pesquisa em engenharia biomédica da UFMG cujas pesquisas abordam problemas clínicos/fisiológicos com foco nos sistemas cardiovascular e respiratório. Para tal, são utilizadas técnicas e conceitos de engenharia envolvendo processamento de sinais, identificação e modelagem de sistemas, métodos para monitoramento de pacientes e simulações computacionais [BioSiX, 2017].

O centro de Telessaúde é formado por uma equipe de profissionais de saúde e de informática e gestores em saúde, tendo como objetivo fornecer serviços e desenvolver pesquisas no campo da telessaúde, com ênfase na teleassistência. Para isso, coordena a Rede de Teleassistência de Minas Gerais (RTMG), formada pela parceria de sete Universidades públicas localizadas no estado [HCUFMG, 2017].

1.4 Estrutura do trabalho

O texto é dividido em seis capítulos. O presente capítulo (Capítulo 1) apresentou uma introdução e também contextualizou o projeto.

Já o Capítulo 2, apresentará uma revisão de literatura que, por sua vez, envolverá os principais conceitos fisiológicos e clínicos aplicados ao exame

de eletrocardiograma, além de descrever os efeitos causados pela inversão de eletrodos, bem como métodos para detecção desse problema, o que culminará em uma discussão sobre atual cenário de telemedicina e telessaúde no Brasil.

O Capítulo 3 trará a metodologia desenvolvida durante a criação do algoritmo, ao passo que explicará os conceitos estatísticos utilizados para validar e avaliar o desempenho do método.

No Capítulo 4 são apresentados os resultados alcançados com o algoritmo de detecção.

O Capítulo 5 consiste na discussão dos resultados, pois foca nas características computacionais, vantagens e possibilidades de implementação do método.

Por fim, o Capítulo 6 apresentará as conclusões e também trará como sugestão, alguns trabalhos futuros.

Capítulo 2

Revisão da Literatura

2.1 O cenário de Telemedicina

Em resumo, o conceito de telemedicina consiste no uso de tecnologias de telecomunicação para realizar ações médicas à distância. As modalidades mais comuns envolvem diagnóstico, consulta, monitoração, orientação médica, processamento e análise de dados. O termo telessaúde é utilizado para nomear uma área ainda mais ampla, que envolve o armazenamento, transmissão, disponibilização e interação de informações relacionadas à saúde [Cardoso and Malagutti, 2012].

Vale destacar que as experiências efetivas de telemedicina e telessaúde no Brasil tiveram início na década de 1990, tanto na área pública, quanto na área privada [Khouri, 2003]. Outro aspecto a se destacar é o de que o mercado brasileiro, no que tange o investimento em atendimento através de telemedicina, apresenta crescimento considerável, graças à grande extensão territorial, precariedade e alto custo de transportes terrestres, isolamento das pequenas comunidades, falta de recursos econômicos dos governos locais e de boa parte da população, e, principalmente, pela desigualdade numérica e de qualidade da distribuição de recursos humanos e materiais na saúde pública [Cardoso and Malagutti, 2012].

Diante disso, a presença de redes de telemedicina e telessaúde formadas por universidades no cenário brasileiro apresentou grande crescimento nos últimos anos. Exemplos de sucesso nesse âmbito incluem a Rede Telessaúde Brasil [Haddad, 2012], Rede de Telessaúde da UERJ [Monteiro et al., 2012], Rede Universitária de Telemedicina [Messina et al., 2012], Centro de Telessaúde do Instituto de Cardiologia da Fundação Universitária de Cardiologia do Rio Grande do Sul [Sparenberg, 2012], dentre outros. Em Minas Gerais, a principal referência é o Centro de Telessaúde e a Rede de Teleassistência de

Minas Gerais, que emitiu, apenas em setembro de 2017, um total de 43558 laudos de eletrocardiogramas, 63 laudos de Holter, 9 laudos de MAPA, 290 laudos de retinografia e respondeu 1251 teleconsultorias, gerando uma economia de R\$ 2569679.85 pela redução de encaminhamentos. As pesquisas de satisfação respondidas, em agosto de 2017, apontam que 96% dos usuários declararam-se satisfeitos com as respostas obtidas pelas teleconsultorias. A pesquisa apontou também que dos atendimentos realizados, em 82% dos casos evitou-se o encaminhamento dos pacientes a outros níveis de atenção com o uso do sistema de teleconsultoria [HCUFMG, 2017].

Nota-se, pois, que o desenvolvimento de novas tecnologias que otimizem e aumentem a aplicabilidade dos serviços de telemedicina e telessaúde podem gerar benefícios importantes para a sociedade.

2.2 Princípios fisiológicos do sistema cardiovascular

O sistema cardiovascular tem como função básica o transporte e distribuição de substâncias, sendo responsável pelo envio de material nutritivo e oxigênio para as células, assim como também é responsável pela excreção de subprodutos metabólicos e resíduos. Esse sistema é composto por uma bomba (o coração), por uma série de tubos coletores e distribuidores (vasos sanguíneos), por uma extensa rede de vasos capilares e por um fluido heterogêneo (sangue) [Berne et al., 2010].

O coração é uma bomba muscular composta de quatro câmaras: dois átrios, separados pelo septo interatrial, e dois ventrículos, separados pelo septo intraventricular. Os átrios são câmaras receptoras, que recebem o sangue das veias cavas ou das veias pulmonares. O sangue então é bombeado para os ventrículos, que são câmaras ejetoras. Assim, a contração sincronizada dessas duas "bombas atrio-ventriculares" em paralelo propulsiona sangue para as circulações pulmonar e sistêmica [Sanchez and Moffa, 2013]. A Figura 2.1 ilustra a anatomia do coração.

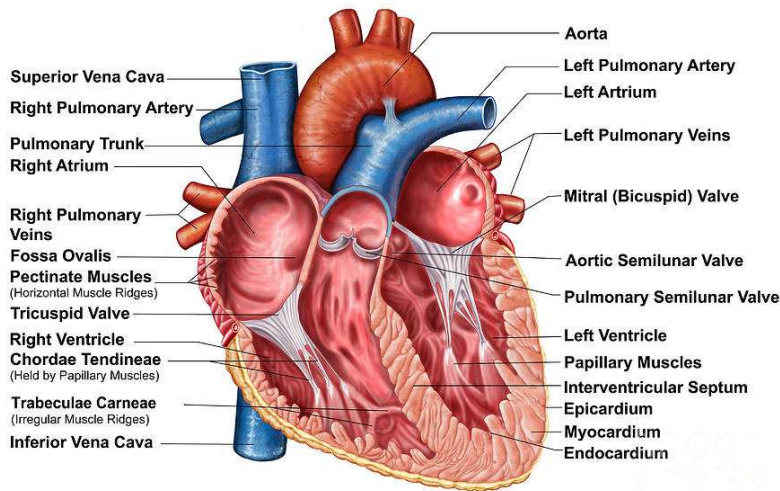


Figura 2.1: Anatomia do coração, extraído de [Health, 2017]

As células musculares cardíacas (miócitos) são capazes de gerar potenciais de ação, que são estímulos elétricos criados por uma sequência de correntes iônicas que circulam através de canais especializados na membrana celular. Esses estímulos são os responsáveis por levar o coração à contração cardíaca [Berne et al., 2010].

Os canais de sódio (Na^+), potássio (K^+) e cálcio (Ca^{++}) presentes na membrana celular são responsáveis pela atividade elétrica do coração, e a abertura e fechamento de forma sincronizada desses canais é a origem do potencial de ação. Em um miócito típico, o potencial de ação (PA) é composto por cinco fases (0 – 4), sendo que o ciclo começa e termina na fase 4:

- **Fase 4** - fase de repouso ou diastólica: nessa fase o potencial de repouso na membrana apresenta valores entre -80 a $-90mV$ devido ao efluxo constante de K^+ (I_{K^+}) através de canais retificadores internos. Os canais de Na^+ e Ca^{++} permanecem fechados.
- **Fase 0** - despolarização: um potencial de ação ativado em um miócito vizinho ou célula marca-passo gera aumento no potencial transmembrana. Ocorre então a abertura de canais rápidos de Na^+ o que permite o influxo desse íon para o meio intracelular. A corrente gerada (I_{Na^+}) rapidamente despolariza a membrana.
- **Fase 1** - repolarização rápida inicial: nessa fase acontece a inativação da I_{Na^+} e a ativação de canais de K^+ . A abertura desses canais causa efluxo de K^+ devido ao interior da célula estar carregado positivamente,

o que culmina na geração de uma corrente externa transitória I_{to} . Como resultado, a célula é repolarizada parcial e brevemente.

- **Fase 2** - Platô: Ocorre a ativação dos canais de cálcio e Ca^{++} entra nas células cardíacas. Durante a parte constante da fase 2, esse influxo de Ca^{++} é contrabalançado pelo efluxo de K^+ .
- **Fase 3** - repolarização rápida final: canais de cálcio são lentamente desativados, permitindo assim, que o efluxo de K^+ comece a exceder o influxo de Ca^{++} , o que causa a repolarização. A I_{K^+} , por sua vez reduz o potencial da membrana até o valor de repouso ($-90mV$). Ocorre, assim, restauração das concentrações iônicas através da abertura e fechamento de canais na membrana, reações químicas e pela ação de bombas iônicas.

A Figura 2.2 apresenta as principais correntes durante as cinco fases do potencial de ação, além dos valores em milivolts do potencial na membrana de uma célula cardíaca.

Action potential of cardiac muscles

Grigoriy Ikonnikov and Eric Wong

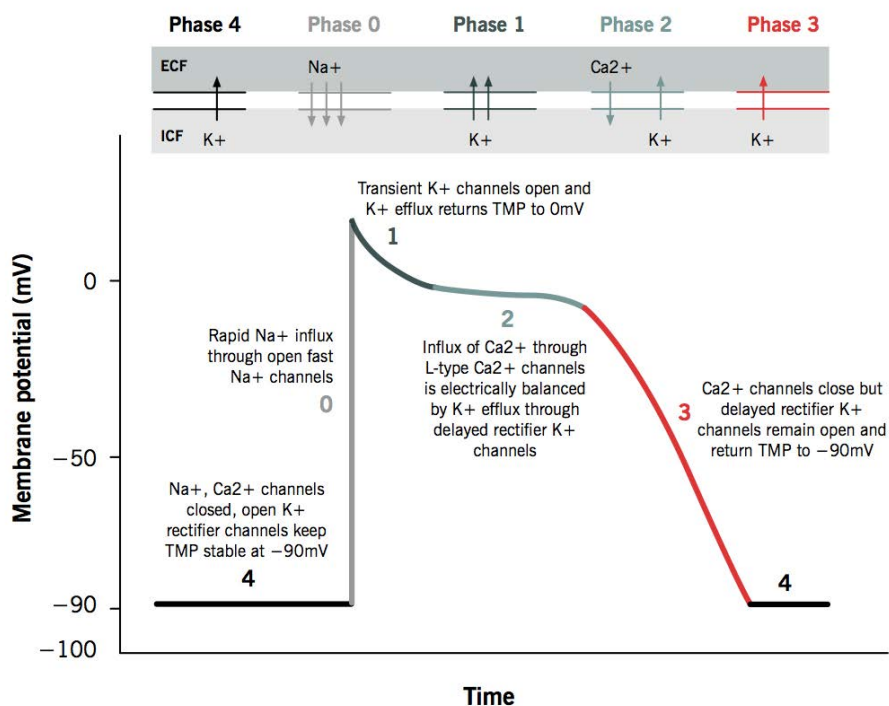


Figura 2.2: Principais correntes iônicas e canais que geram as várias fases do potencial de ação na célula cardíaca, extraído de [Ikonnikov and Yelle, 2017]

A propagação de um potencial de ação nos miócitos consiste em uma sequência de despolarização e repolarização nas membranas celulares. A despolarização inicia-se na camada mais interna e progride até a camada mais externa, ao passo que a repolarização tem mesma direção e sentido oposto, esse processo pode ser analisado como um dipolo elétrico. Quando o processo de despolarização está em andamento, a porção despolarizada do miócito tem cargas positivas no meio intracelular e negativas no meio extracelular e a porção que não se despolarizou apresenta cargas negativas no meio intracelular e positivas no meio extracelular [Berne et al., 2010].

Na superfície da célula muscular cardíaca, cria-se uma diferença de tensão entre a área estimulada (despolarizada) e a área não estimulada (polarizada), isso constitui a onda de despolarização, que possui um polo negativo na parte anterior e um polo positivo na parte posterior. O mesmo raciocínio pode ser empregado para a onda de repolarização, por definir o dipolo de repolarização [Berne et al., 2010].

2.3 Eletrocardiografia básica

O eletrocardiograma (ECG) é um exame não-invasivo que permite inferir o curso do impulso cardíaco por meio do registro das variações do potencial elétrico em alguns pontos na superfície do corpo. A análise das flutuações do potencial elétrico visa obter informações relacionadas a diversos aspectos da fisiologia cardíaca, por exemplo: orientação anatômica do coração, tamanhos relativos das câmaras cardíacas, detecção de distúrbios de ritmo de condução, extensão, localização e progresso de danos isquêmicos ao miocárdio, influência de certos fármacos, detecção de patologias cardíacas, dentre outros objetivos [Berne et al., 2010].

Uma derivação é a conexão elétrica entre a pele do paciente e o dispositivo registrador (eletrodo) que mede a atividade elétrica do coração. Assim, o eletrocardiograma consiste em um registro de variações da diferença de potencial entre as derivações ao longo do tempo. Sua representação gráfica consiste nas ondas P, QRS e T, representadas na Figura 2.3.

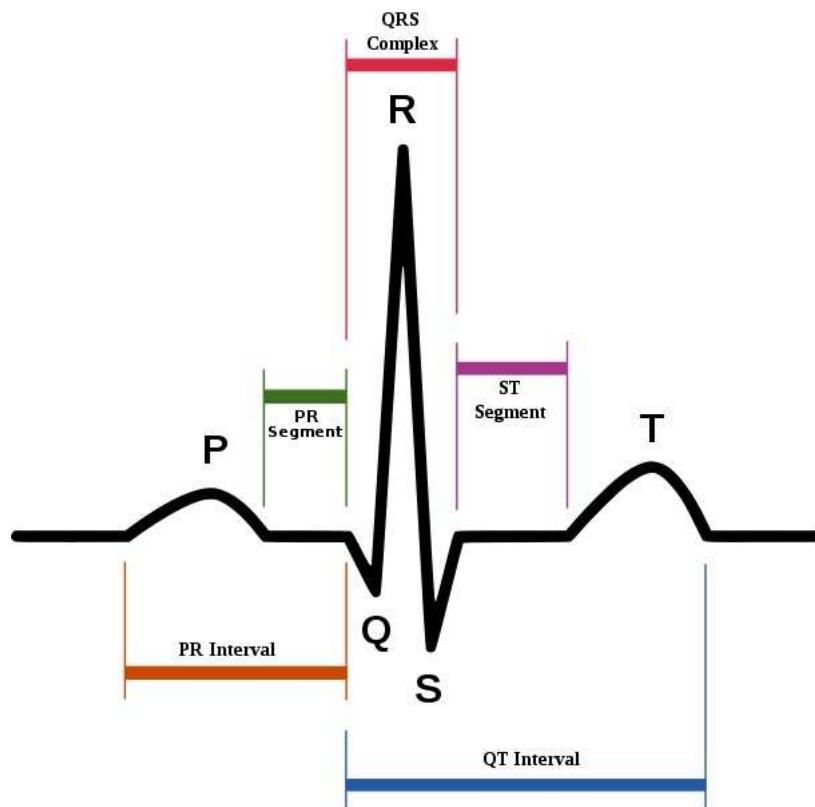


Figura 2.3: Representação do traçado de um ECG típico, extraído de [Ikonnikov and Yelle, 2017]

Tem-se que a onda P reflete a distribuição da despolarização pelos átrios, a onda (ou complexo) QRS reflete a despolarização dos ventrículos, e a onda T representa a repolarização dos ventrículos (a repolarização dos átrios é mascarada pela despolarização ventricular) [Berne et al., 2010].

Tipicamente, um eletrocardiograma possui 12 derivações, sendo elas, seis derivações periféricas (I, II, III, avR, avL e avF) e seis precordiais (V1, V2, V3, V4, V5, V6). A Figura 2.4 apresenta as posições dos eletrodos no corpo de um paciente. Por padrão, serão utilizadas as siglas RA (braço direito), LA (braço esquerdo), RL(perna direita) e LL (perna esquerda).

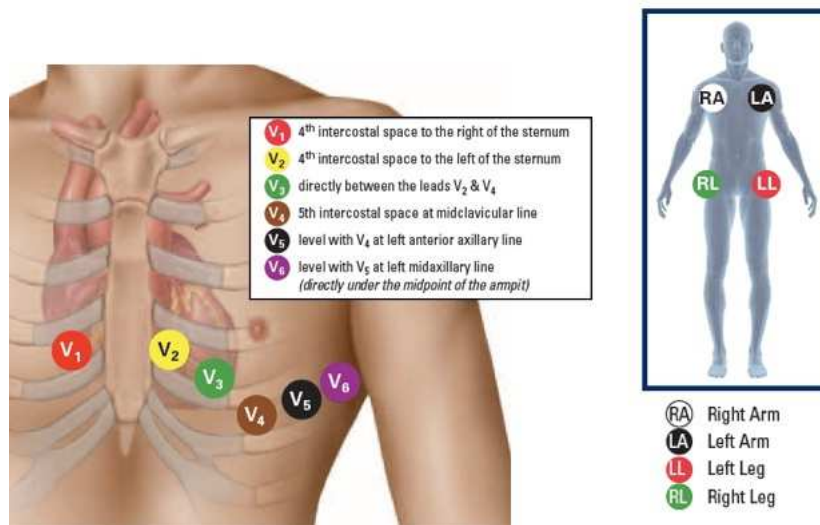


Figura 2.4: Posição dos eletrodos em um paciente, extraído de [Telemedicina, 2017]

Destaca-se que as derivações periféricas são obtidas ao calcular a diferença entre os potenciais dos membros periféricos [Berne et al., 2010]:

- **I:** $LA - RA$.
- **II:** $LL - RA$.
- **III:** $LL - LA$.
- **avR:** $RA - \frac{1}{2}(LA + LL)$, potencial aumentado no braço direito.
- **avL:** $LA - \frac{1}{2}(RA + LL)$, potencial aumentado no braço esquerdo.
- **avF:** $LL - \frac{1}{2}(RA + LA)$, potencial aumentado na perna esquerda.

2.3.1 Inversão de eletrodos em eletrocardiogramas

Um problema técnico relativamente comum durante a realização de um exame de eletrocardiograma é a inversão no posicionamento dos eletrodos. Sua ocorrência pode causar anomalias nos padrões eletrocardiográficos, dificultando ou mesmo impedindo a análise do exame, e também, podem simular comportamentos patológicos em pacientes saudáveis ou ocultar alterações importantes, devido a cardiopatias. O reconhecimento desse problema pode ser especialmente difícil quando o ECG é alterado pela presença de ruído e outros artefatos [Batchvarov et al., 2007].

Dada a sua importância, o efeito da inversão de um ou mais eletrodos foi estudado extensivamente em diversos trabalhos, tais como [Abdollah MB et al., 2017], [Bennett et al., 2009] e [Bond et al., 2012].

Ressalta-se que esse projeto analisa o efeito de 6 tipos de inversões periféricas. Por esse motivo, a Tabela 2.1 apresenta um resumo das anomalias mais facilmente detectadas nesse cenário. Essas informações foram baseadas no tutorial para rápida detecção de inversões de eletrodos que pode ser encontrado em [ECGReversals, 2017]. A Figura 2.5 contém um exemplo de ECG onde não ocorreu troca de eletrodos, e as Figuras 2.6, 2.7, 2.8, 2.9, 2.10, 2.11 são exemplos dos efeitos causados por inversões.

Tabela 2.1: Anomalias presentes nas derivações periféricas causadas por inversões de eletrodos, extraído de [ECGReversals, 2017]

Inversão/Derivação	I	II	III	aVL	aVR	aVF	Figura
LA/RA	-I	III	II	aVR	aVL	aVF	2.6
LA/LL	II	I	-III	aVF	aVR	aVL	2.7
RA/LL	-III	-II	-I	aVL	aVF	aVR	2.8
LA/RL	II	II	∅	aVF	-II	aVL	2.9
BILATERAL	∅	-III	-III	aVR	aVR	-III	2.10
RA/RL	-III	∅	III	-III	aVR	aVR	2.11

O símbolo ∅ indica valor zero para o potencial elétrico na derivação.

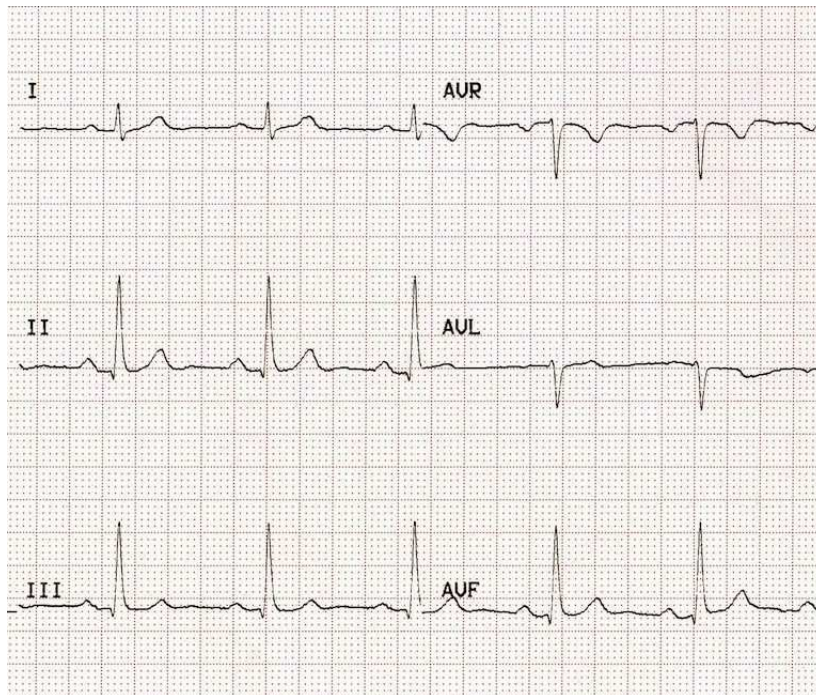


Figura 2.5: Exemplo de ECG onde não ocorreu inversão de eletrodos, extraído de [ECGReversals, 2017]

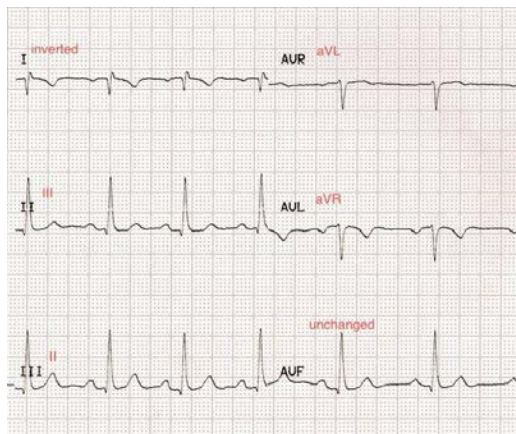


Figura 2.6: Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço esquerdo com braço direito (LA/RA), extraído de [ECGReversals, 2017]

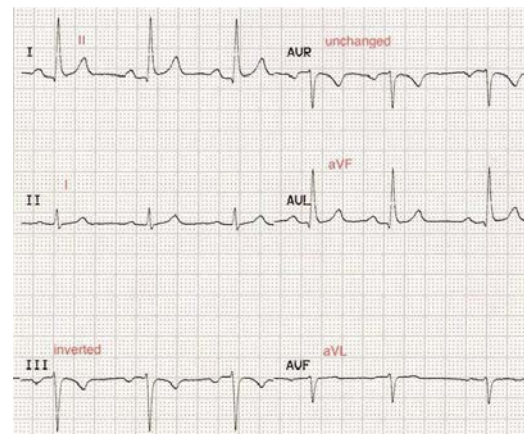


Figura 2.7: Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço esquerdo com perna esquerda (LA/LL), extraído de [ECGReversals, 2017]

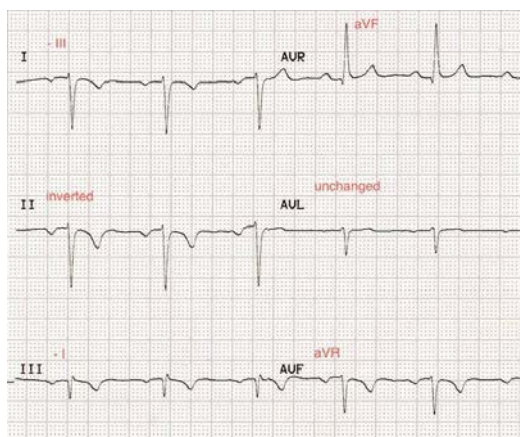


Figura 2.8: Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço direito com perna esquerda (RA/LL), extraído de [ECGReversals, 2017]

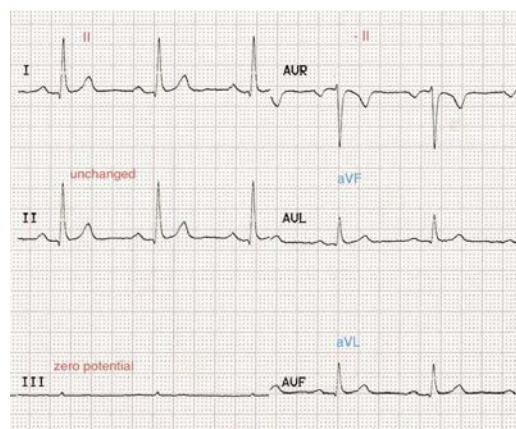


Figura 2.9: Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço esquerdo com perna direita (LA/RL), extraído de [ECGReversals, 2017]

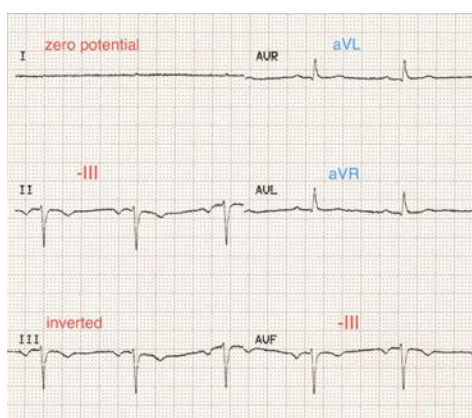


Figura 2.10: Exemplo de ECG onde ocorreu troca bilateral (braços e pernas), extraído de [ECGReversals, 2017]

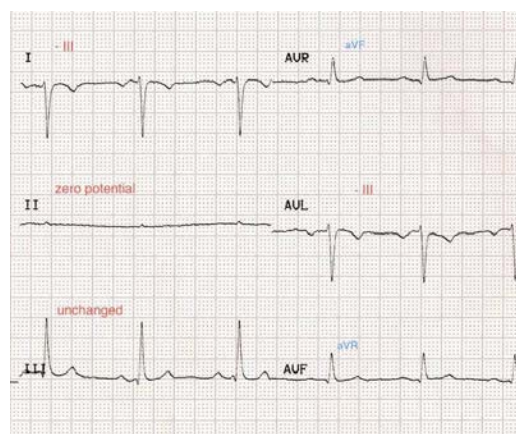


Figura 2.11: Exemplo de ECG onde ocorreu troca entre braço direito com perna direita (RA/RL), extraído de [ECGReversals, 2017]

Não é possível notar diferenças significativas no traçado do ECG devido a ocorrência de troca de eletrodos entre perna esquerda e perna direita [ECGReversals, 2017].

Destaca-se, pois, que em um cenário no qual o paciente se encontra distante dos centros de saúde, os problemas causados pela inversão de eletrodos em um exame de eletrocardiograma são ainda maiores. A elaboração de laudos que não apresentam diagnóstico conclusivo acarreta prejuízos financeiros

e operacionais, além da necessidade de repetição do exame. Como consequência direta dessa situação, ocorre atraso no tempo de início de um eventual tratamento, que gera prejuízos sociais e de saúde para o paciente. Nesse contexto, o desenvolvimento de metodologias para detecção automática da inversão de eletrodos em ECGs apresenta importância significativa.

2.4 Algoritmos para detecção automática de inversão de eletrodos

Como supracitado, diferentes algoritmos já foram propostos para detecção automática da inversão de eletrodos, a seguir será apresentada uma discussão envolvendo alguns desses métodos.

2.4.1 Método baseado em redes neurais artificiais

Um método baseado em redes neurais artificiais foi proposto em 1995 por [Hedén et al., 1995], inicialmente o algoritmo detectava inversões do tipo braço direito com braço esquerdo, posteriormente, [Hedén et al., 1996], o método foi expandido para detecção de outros tipos de trocas periféricas e precordiais. Os parâmetros utilizados para treinamento das redes neurais são provenientes de características morfológicas das ondas P, QRS e T e foram obtidos utilizando softwares de medição para eletrocardiogramas.

A base de dados para esse estudo consistiu em 11432 ECGs provenientes de pacientes da ala de emergência do Hospital Universitário de Lund entre os anos de 1992 e 1993 [Hedén et al., 1995]. Posteriormente, foram excluídos 423 exames que apresentaram algum tipo de anomalia, os 11009 ECGs restantes foram utilizados para simular computacionalmente inversões de braço direito com braço esquerdo [Hedén et al., 1995] e futuramente foram simuladas inversões precordiais [Hedén et al., 1996].

Outro aspecto a se destacar é o de que a presença ou ausência das ondas P determinam o tipo de Rede Neural (*ANN*) utilizada pelo algoritmo. A performance do método proposto para detecção de inversões do tipo braço direito com braço esquerdo é apresentada na Tabela 2.2. O desempenho considerando trocas precordiais e braço esquerdo com perna esquerda são apresentadas na Tabela 2.3.

Tabela 2.2: Resultado para inversão do tipo LA/RA, extraído de [Hedén et al., 1995]

	ECG completo	Ausência de Ondas P
Sensitividade (%)	99	63
Especificidade(%)	99	99

Tabela 2.3: Resultados para inversão de braço esquerdo com perna esquerda e trocas precordiais, extraído de [Hedén et al., 1996]

Inversão	Sensitividade (%)	Especificidade(%)
LA/LL	56	99
V1/V2	80	99
V2/V3	44	99
V3/V4	77	99
V4/V5	83	99
V5/V6	73	99

2.4.2 Método baseado em reconstrução de derivações

Um segundo método, foi proposto por [Kors and Herpen, 2001] e utiliza informações redundantes provenientes das 12 derivações de um ECG para detectar inversões de eletrodos. Esse método é baseado no conceito de que cada uma das 8 derivações independentes pode ser aproximadamente reconstruída através de informações disponíveis nas outras 7. O conjunto de derivações independentes é formado pelas 6 derivações precordiais e por quaisquer duas periféricas, dado que, o conhecimento de 2 derivações periféricas permite determinar algebricamente o valor das outras 4. A correlação entre uma derivação original e sua reconstrução é utilizada como critério para detecção de posicionamento incorreto de eletrodos.

Tem-se que a base de dados utilizada para teste e validação do algoritmo consistiu em 3305 ECGs coletados da área de cardiologia do *Thoraxcenter* em Rotterdam. Essa base de dados foi utilizada para simular computacionalmente 10 tipos de trocas de eletrodos.

O primeiro passo realizado pelo algoritmo envolve a reconstrução das derivações e o cálculo da correlação entre o conjunto original e o conjunto reconstruído. A segunda etapa consiste em gerar computacionalmente um ECG rearranjando as derivações para simular uma troca de eletrodos específica, de modo que o primeiro passo então seria repetido, tendo como base o ECG simulado. Espera-se que a correlação entre uma derivação e sua reconstrução

apresente maior valor caso os eletrodos estejam corretamente posicionados, portanto, se o conjunto original de correlações apresentar valores superiores ao conjunto obtido ao empregar o ECG rearranjado o algoritmo descarta o tipo de inversão analisado, caso contrário, esse tipo de inversão é constatado. A performance do método é apresentada na Tabela 2.4.

Tabela 2.4: Resultado obtido pelo algoritmo, extraído de [Kors and Herpen, 2001]

<i>Interchange</i>	<i>Sensitivity (%)</i>	<i>Specificity (%)</i>
RA-LA	98	100
RA-LL	98	99
LA-LL	18	99
V1-V2	94	100
V1-V3	93	99
V2-V3	87	99
V3-V4	97	99
V4-V5	99	99
V4-V6	78	99
V5-V6	94	100

2.4.3 Limitações dos métodos atuais

Os dois métodos supracitados ([Hedén et al., 1995] e [Kors and Herpen, 2001]) utilizam como parâmetros de desempenho os conceitos de sensibilidade e especificidade. Na área de Estatística, sensibilidade pode ser descrita como uma medida da proporção de eventos positivos corretamente detectados (*TPR - True Positive Rate*) e, de forma análoga, especificidade é uma medida da proporção de eventos negativos corretamente detectados (*TNR - True Negative Rate*) [Bartz, 1999].

Considerando as bases de dados utilizadas, ambos os métodos apresentam elevados valores para sensibilidade e especificidade, não obstante, os seguintes aspectos podem ser observados:

- **Elevado custo computacional:** especialmente o método proposto por [Kors and Herpen, 2001], uma vez que é necessário simular um ECG para cada tipo de inversão de eletrodos analisada. O método proposto por [Hedén et al., 1995] requer diferentes tipos de redes neurais de acordo com as características do ECG analisado.
- **Ausência de ruído nos dados:** ambos os algoritmos foram testados em bases de dados parcialmente obtidas através de simulações compu-

tacionais específicas para cada tipo de inversão de eletrodos. Os efeitos causados devido a presença de fenômenos que prejudiquem a qualidade de dados, como flutuações de linha de base ou interferência não foram avaliados.

- **Dependência da existência de Ondas P:** o método proposto por [Hedén et al., 1995] apresenta queda significativa de performance caso alguma anomalia gere a ausência de Ondas P no ECG, o segundo algoritmo não é afetado por esse fenômeno.
- **Dependência de softwares proprietários para extração de parâmetros:** o método proposto por [Hedén et al., 1995] utiliza características morfológicas das ondas do ECG como parâmetros para treinamento das redes neurais, logo é necessário executar outro algoritmo para obtenção dessas informações.
- **Aplicação no contexto de Telemedicina:** devido à complexidade computacional os algoritmos discutidos apresentam limitações para implementação em hardwares embarcados com recursos computacionais limitados, e onde a possibilidade de garantir a qualidade da aquisição é limitada.

Capítulo 3

Metodologia

O algoritmo desenvolvido considera a ocorrência de 6 tipos de inversões de eletrodos periféricos. Por se tratar de um trabalho inicial, e também, devido ao fato de que a base de dados utilizada não apresenta exemplos laudados para todos os tipos de inversões de eletrodos, o efeito de trocas precordiais não foi investigado. O método utiliza apenas informações provenientes das derivações **I**, **II** e **III**, pois, as anomalias geradas pela troca de eletrodos periféricos se manifestam diretamente em tais derivações, detalhes e exemplos podem ser verificados na Seção [2.3.1](#). Portanto, a detecção de alterações específicas nesses traçados permite identificar a inversão de eletrodos sem a necessidade de análise de todo o eletrocardiograma, diminuindo assim, o custo computacional do algoritmo.

3.1 Base de dados

Como base de dados para testes e também para a validação do algoritmo proposto, foram utilizados 6967 exames de eletrocardiograma disponibilizados em formato anônimo, previamente laudados por médicos afiliados ao Centro de Telessaúde da UFMG [[HCUFMG, 2017](#)], o qual possui autorização para o uso científico dos dados.

As informações de classificação contidas nos laudos médicos permitem a subdivisão da base de dados em quatro categorias: 1997 ECGs saudáveis, 1994 patológicos (com patologias diversas), 977 inadmissíveis devido a algum tipo de interferência ou ruído e 1999 exames inadmissíveis por inversão de eletrodos. A Figura [3.1](#) apresenta a proporção da quantidade de eletrocardiogramas na base de dados.

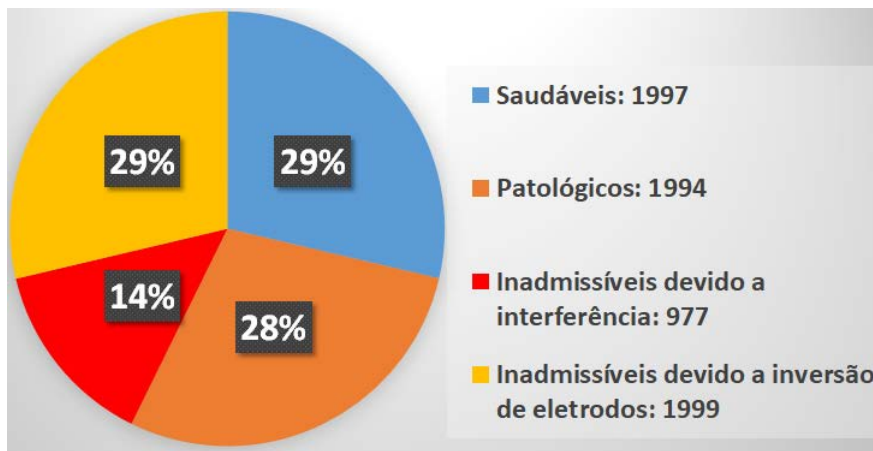


Figura 3.1: Quantidade de eletrocardiogramas presentes em cada categoria da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

Cada exame possui dados referentes a 30 segundos de aquisição, em 12 derivações, com frequência de amostragem entre 300 a 500Hz.

3.2 Descrição do método

O método desenvolvido atua em três etapas: inicialmente é feita a filtragem dos dados para reduzir o efeito de ruído; em segundo lugar, é realizada a etapa de detecção da ocorrência de inversão de eletrodos; e o último passo consiste na identificação do tipo de inversão ocorrida.

3.2.1 Filtragem dos dados

Acerca da filtragem de dados, destaca-se que a presença de ruído em um eletrocardiograma pode levar a erros na interpretação do traçado, ou até mesmo, causar o descarte do exame por impossibilidade de análise. Os tipos mais comuns de interferência são, [Limaye, 2016], [Gupta and Bhandari, 2015]:

- **Flutuação de linha de base:** ocorre devido a movimentos corporais durante o exame ou falta de contato entre a pele e o eletrodo.
- **Interferência elétrica:** presença de ruído de alta frequência (múltiplos de 60Hz) causado por dispositivos eletrônicos próximos ou flutuações na rede.
- **EMG (*Electromyography noise*):** interferência causada pela atividade elétrica devido à contração dos músculos próximos ao coração.

- **Ruído de instrumentação:** problemas causados pelo próprio equipamento durante as fases de medição, coleta e processamento de dados.

As Figuras 3.3 e 3.2 apresentam exemplos de ECGs que foram classificados como não laudados devido à presença de algum tipo de ruído.

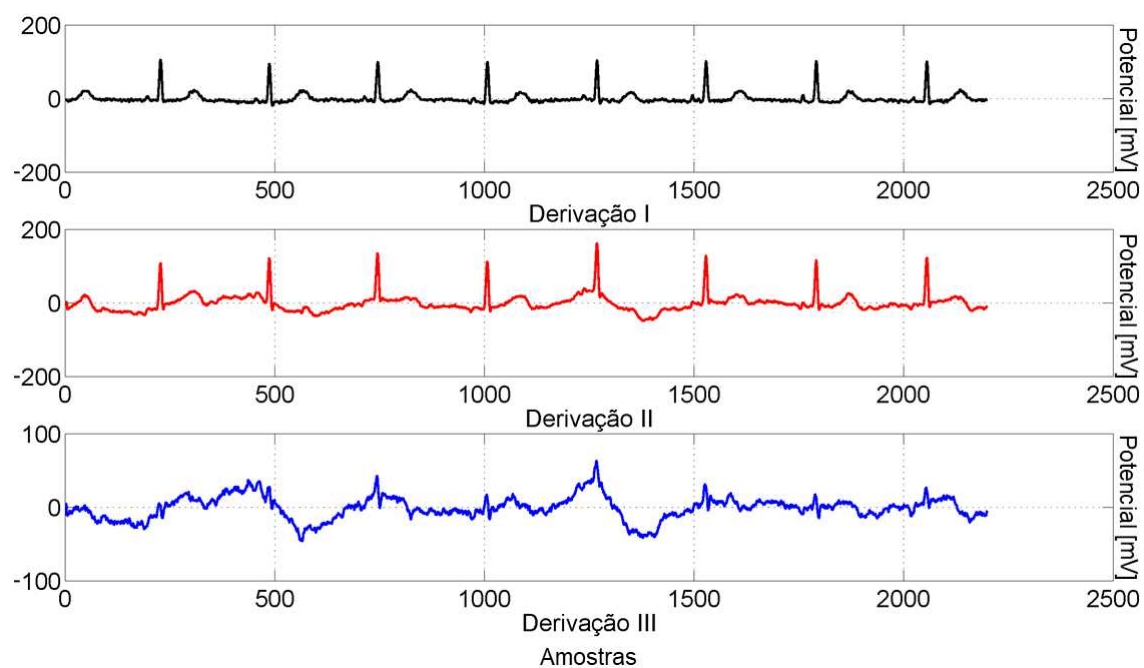


Figura 3.2: Eletrocardiograma inadmissível devido à flutuações em linha de base, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

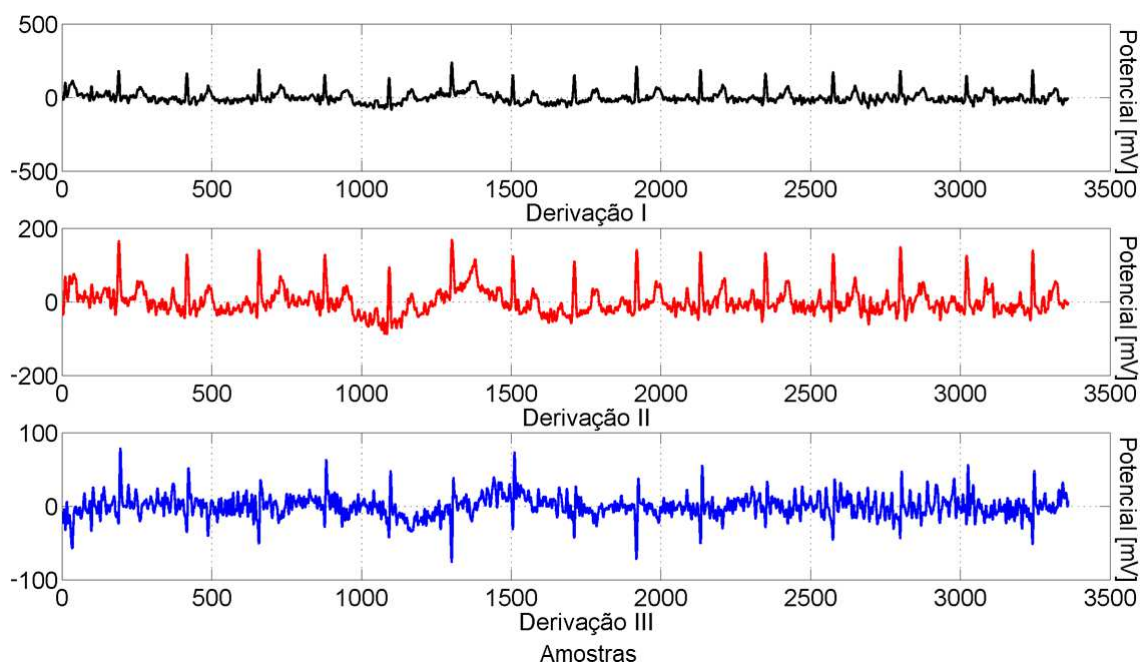


Figura 3.3: Eletrocardiograma inadmissível devido à interferência elétrica, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

Diversas técnicas de filtragem para atenuar os efeitos de ruído em eletrocardiogramas podem ser encontrados na literatura como exemplo, os trabalhos desenvolvidos por [Gupta and Bhandari, 2015], [Jagtap and Uplane, 2012] e [Limaye, 2016]. Após revisão da literatura relacionada, optou-se por implementar uma filtragem passa-alta e passa baixa bidirecional (i.e., fase zero) através da utilização de filtros *Butterworth* de quarta ordem (frequência de corte 0.4 e 60Hz, respectivamente). Essa escolha se justifica, devido ao fato de que filtros de *Butterworth* apresentam boa relação entre redução de ruído e custo computacional, vale ressaltar que as características perdidas durante a filtragem não são relevantes para o resto do processo de detecção. Além disso, esse tipo de filtro apresentou o melhor desempenho dentre os diversos filtros aplicados a eletrocardiogramas no estudo comparativo realizado por [Gupta and Bhandari, 2015].

3.2.2 Detecção de inversão de eletrodos

Classificação binária consiste em separar elementos pertencentes a um dado conjunto de dados em dois grupos, de acordo com uma regra de classificação [Bartz, 1999]. Um algoritmo que realiza essa função é um classificador binário, e esse tipo de ferramenta é amplamente utilizada em testes médicos para

determinar se um paciente possui ou não uma determinada patologia.

A etapa de detecção utiliza um classificador binário cuja regra de classificação envolve o conceito de *skewness*, que, de acordo com a Teoria de Probabilidade, pode ser definida como uma medida da assimetria de uma distribuição de probabilidade para uma variável aleatória em torno da média [Bartz, 1999]. A Equação 3.1, é um estimador não polarizado para o cálculo da *skewness* para dados amostrais:

$$\hat{sk} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\left[\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^{\frac{3}{2}}} \quad (3.1)$$

Sendo \hat{sk} o valor de *skewness*, N a quantidade de amostras e \bar{x} a média amostral. Um valor de assimetria negativo resulta em maior concentração de dados à esquerda da média amostral, enquanto um valor positivo garante maior concentração de dados à direita da média e, para uma distribuição normal (ou qualquer distribuição perfeitamente simétrica), o valor de *skewness* é zero.

O conceito de *skewness* pode ser utilizado para detecção da ocorrência de trocas periféricas de eletrodos pois, nesses casos, ocorrem inversões de valores em uma ou mais derivações (vide Seção 2.3.1), o que causa predominância de valores negativos no sinal e, conseqüentemente, resulta em um valor negativo para a assimetria.

A Figura 3.4 ilustra a utilização do valor de *skewness* para detecção de inversão de eletrodos. São comparados trechos da derivação **I** pertencentes a dois ECGs, sendo possível notar que, para o ECG "normal", aproximadamente 75% dos valores se concentram à direita da média e esse exame apresenta assimetria marcadamente positiva ($\hat{sk} = 4.16$), no caso de inversão de eletrodos, aproximadamente 60% dos valores se concentram abaixo da média e o exame apresenta uma assimetria negativa ($\hat{sk} = -3.03$).

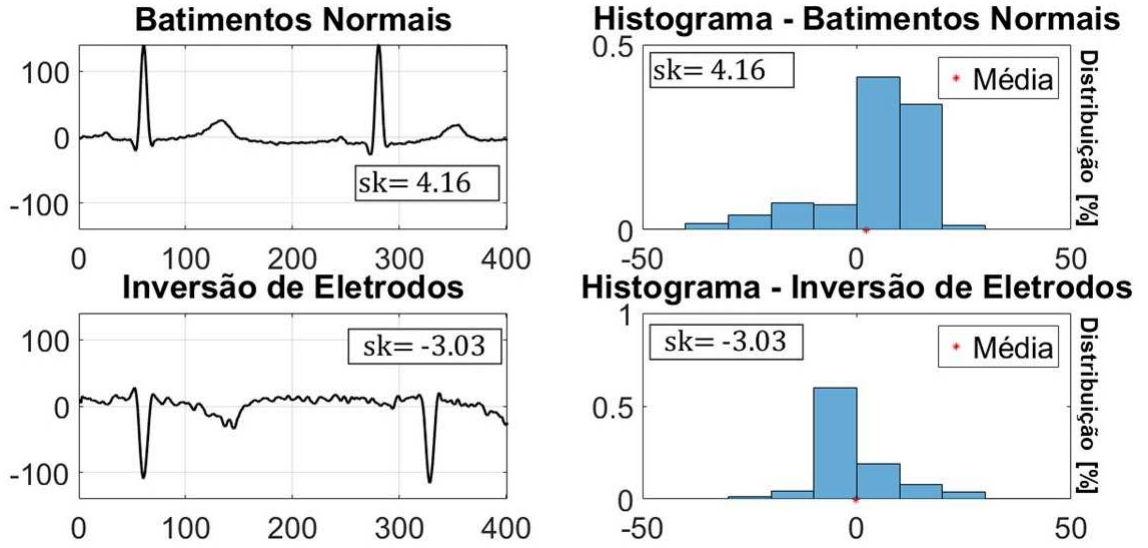


Figura 3.4: Comparação entre ECGs, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

Após a etapa de filtragem, para cada derivação utilizada (*I*, *II* e *III*), o algoritmo proposto efetua o cálculo do valor de *skewness* separadamente para a primeira e a segunda metade do sinal, de acordo com a Equação 3.1. Os dados de cada derivação são divididos em duas partes para minimizar o efeito de uma assimetria negativa ser detectada por causa de artefatos em parte do sinal. Portanto, são obtidos valores da forma $\hat{s}k_{d,m}$ onde *d* indica a derivação considerada e *m* se refere à primeira ou segunda metade do sinal, por exemplo, $\hat{s}k_{1,2}$ se refere ao valor de *skewness* para a derivação I utilizando a segunda metade do sinal. A seguir o valor de *skewness* considerado como "global" para o ECG é obtido através da Equação 3.2:

$$\hat{s}k = \min(\max(\hat{s}k_{1,1}, \hat{s}k_{1,2}), \max(\hat{s}k_{2,1}, \hat{s}k_{2,2}), \max(\hat{s}k_{3,1}, \hat{s}k_{3,2})) \quad (3.2)$$

O valor de assimetria para cada derivação é obtido considerando o maior valor entre as duas metades do sinal (uso da função "max" na Equação 3.2) e o valor global, prioriza a derivação com uma inversão mais evidente (uso da função "min" na Equação 3.2). A Figura 3.5 abaixo ilustra graficamente as etapas envolvidas no cálculo da *skewness* para um ECG.

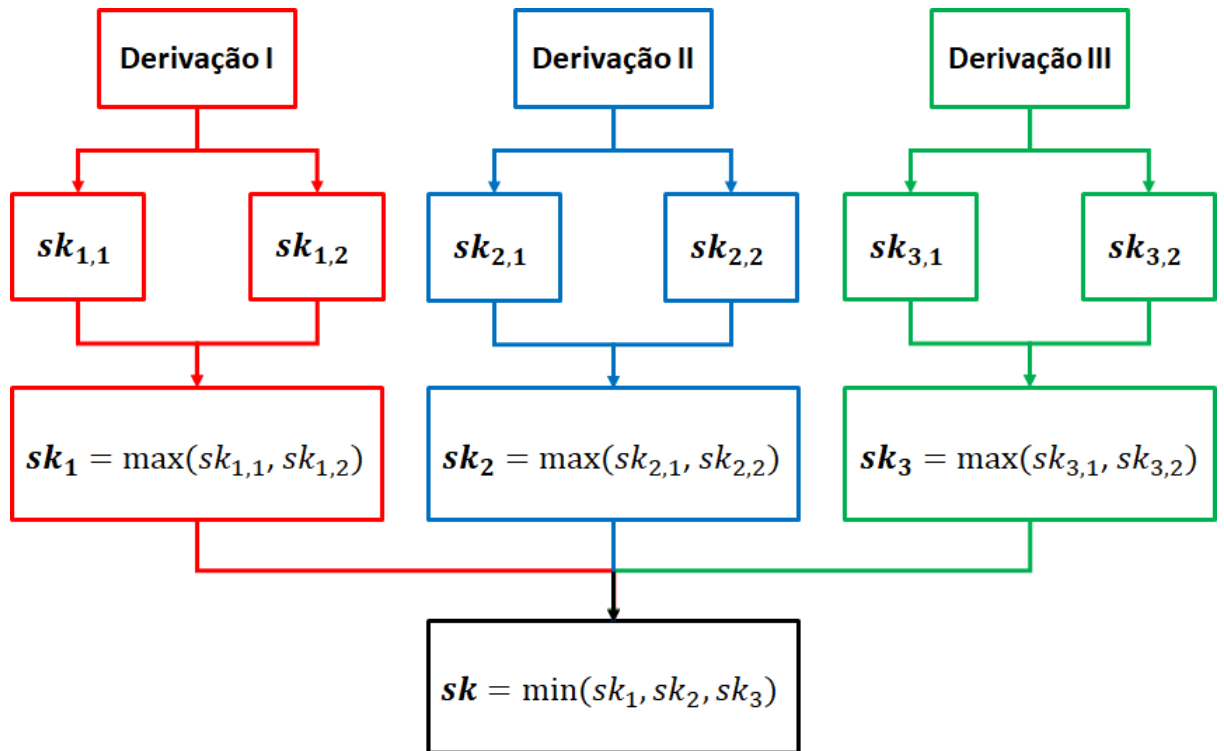


Figura 3.5: Fluxograma para obtenção do valor de *skewness*.

Por fim, foi definido um valor de corte *thr*, para o qual a detecção de inversão de eletrodos seria confirmada quando $sk < thr$. Para tanto, foram testados diferentes valores de *thr* no intervalo $[-10, 10]$, e os resultados estatísticos da detecção serão apresentados no Capítulo 4.

3.2.3 Classificação do tipo de inversão de eletrodos

Após a detecção de um evento positivo, o algoritmo realiza a classificação do exame em relação ao tipo de inversão ocorrida. Conforme descrito anteriormente, as anomalias geradas pelos 6 tipos de inversões de eletrodos considerados, afetam diretamente as derivações **I**, **II** e **III**. Observando a Tabela 2.1 é possível notar as anomalias geradas nessas derivações se manifestam de três formas: **inversão de valores no traçado**, **potencial elétrico nulo** ou **permutação de derivações**.

Por meio da análise do valor de *skewness* é possível detectar a **inversão de valores** em uma derivação específica, esse processo é utilizado também na etapa de detecção e foi descrito na Seção 3.2.2.

Potencial elétrico nulo em uma derivação ocorre caso o traçado apresente valores aproximadamente constantes e próximos de zero, pequenas flu-

tuações podem ocorrer devido à existência de ruído. Essa situação pode ser verificada através da comparação entre as amostras do sinal e um valor infinitesimal de erro, ou seja, se $|x_d[i]| < erro, \forall i$, a derivação d apresenta potencial nulo. As amostras são comparadas com um valor diferente de zero para atenuar o efeito do ruído, o valor utilizado foi 0.05.

A anomalia gerada quando **duas derivações permutam posições** não é facilmente detectada. Porém, esse evento não ocorre sozinho, é sempre acompanhado por alguma das outras duas anomalias, que são mais facilmente identificáveis.

Um problema encontrado durante a etapa de classificação consistiu no fato de que a base de dados real não possui exemplos laudados para todas as 6 categorias de inversão de eletrodos avaliadas. Por conseguinte, tendo em vista testar o desempenho de classificação do algoritmo, foram feitas duas análises, uma utiliza a base de dados real e outra utiliza simulações computacionais para obter exemplos de ECGs contendo todas as categorias de inversão, a Tabela 3.1 apresenta a composição de cada base de dados.

Tabela 3.1: Composição das bases de dados, real (ECGs inadmissíveis, patológicos e saudáveis) e simulada (ECGs saudáveis, patológicos e simulados).

Composição	Base real	Base simulada
Total de inversões LA/RA	1815	3991
Total de inversões LA/LL	1	3991
Total de inversões RA/LL	183	3991
Total de inversões LA/RL	0	3991
Total de inversões BILATERAIS	0	3991
Total de inversões RA/RL	0	3991
Exames sem inversões	4968	3991
Total de exames	6967	27937

A primeira análise envolveu toda a **base de dados real**, ou seja, ECGs saudáveis, patológicos e inadmissíveis. Nesse grupo existem inversões laudadas apenas para as categorias RA/LA, LA/LL e RA/LL conforme apresentado na Tabela 3.1.

O segundo processo consistiu em utilizar os exames **patológicos e saudáveis** para **simular** eletrocardiogramas com inversões de eletrodos, os dados inadmissíveis devido à troca de eletrodos não foram utilizados para simulação pois, nesses casos, a inversão já havia sido constatada e avaliada no primeiro processo (base de dados real). Portanto, para cada exame saudável ou patológico, foram simulados 6 exames com inversões de eletrodos, o efeito de cada tipo de inversão foi simulado tendo como referência as alterações

descritas na Tabela 2.1. Por exemplo, uma simulação para inversão do tipo LA/LL foi obtida através da permutação dos valores entre as derivações I e II e inversão dos valores da derivação III, a Figura 3.6 contém um exemplo de uma simulação para essa categoria.

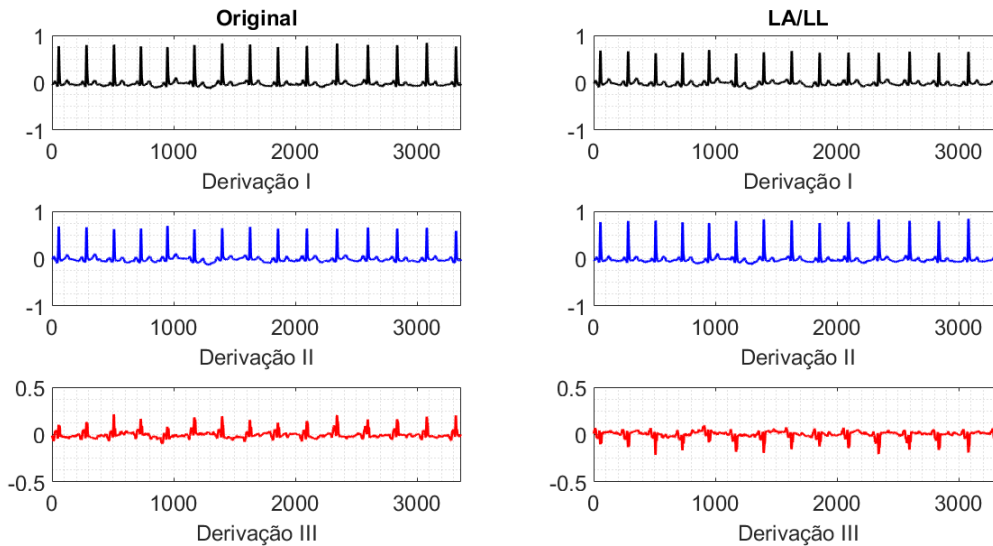


Figura 3.6: Utilização de um eletrocardiograma saudável para simulação de inversão LA/LL, ocorreu permutação dos dados entre derivações I e II seguidas da inversão de valores da derivação III, simulação obtida através dos dados fornecidos pelo [HCUFMG, 2017].

O fluxograma da Figura 3.7 apresenta um guia gráfico para facilitar o entendimento do processo de avaliação da capacidade de classificação do algoritmo. Os exames contidos em cada base de dados foram submetidos à **etapa de detecção**, descrita na Seção 3.2.2, que buscou identificar a presença de inversões de eletrodos. Posteriormente, **os exames onde a inversão foi constatada** foram classificados em um dos 6 grupos de trocas periféricas, a Tabela 3.2 apresenta as regras utilizadas para classificação. Por exemplo, uma inversão LA/RA é detectada caso apenas a derivação I apresente valor de *skewness* inferior ao limiar de corte (*thr*). É importante notar que $d_i = \emptyset$ indica que a derivação i apresenta potencial nulo.

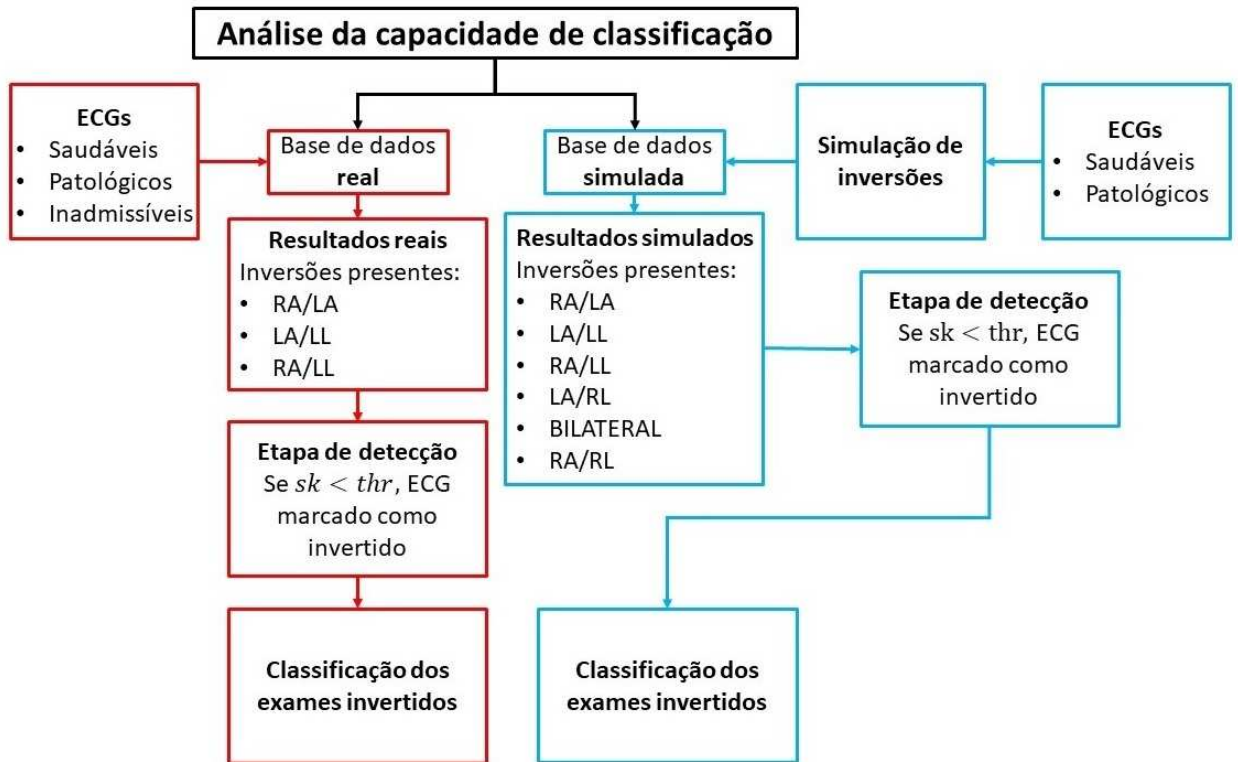


Figura 3.7: Fluxograma para etapa de classificação.

Tabela 3.2: Regras de classificação para identificação do tipo de inversão periférica, baseada nos efeitos descritos no trabalho desenvolvido por [Batchvarov et al., 2007] e no roteiro para identificação de inversões de eletrodos encontrado em [ECGReversals, 2017].

Inversão/Derivação	I	II	III
LA/RA	$sk_1 < thr$	$sk_2 > thr$	$sk_3 > thr$
LA/LL	$sk_1 > thr$	$sk_2 > thr$	$sk_3 < thr$
RA/LL	$sk_1 < thr$	$sk_2 < thr$	$sk_3 < thr$
LA/RL	$sk_1 > thr$	$sk_2 > thr$	$d_3 = \emptyset$
BILATERAL	$d_1 = \emptyset$	$sk_2 < thr$	$sk_3 < thr$
RA/RL	$sk_1 < thr$	$d_2 = \emptyset$	$sk_1 > thr$

Os indicadores para performance da etapa de classificação, em ambas as bases de dados, serão apresentados no Capítulo 4.

3.3 Análise estatística

O desempenho do algoritmo foi avaliado através de análise estatística, valendo-se das medidas de especificidade (*TNR - True Negative Rate*), sensibilidade (*TPR - True Positive Rate*) e os conceitos de falsos positivos, falsos negativos e taxa de falsos positivos (*FPR - False Positive Rate*), o detalhamento desses conceitos será feito nessa seção.

Durante a etapa de classificação, o algoritmo separa os exames em positivos (1, ocorreu troca de eletrodos) ou negativos (0, não ocorreu troca de eletrodos), sendo que nessa classificação binária podem ocorrer dois tipos de erro:

- Erro Tipo I, ou **Falso Positivo**: ocorre quando um exame negativo é detectado como positivo (i.e. um ECG onde os eletrodos não foram invertidos é marcado com ocorrência de inversão).
- Erro Tipo II, ou **Falso Negativo**: ocorre quando um exame positivo é marcado como negativo (um ECG na qual os eletrodos foram invertidos não é detectado).

A Figura 3.8 resume as possíveis classificações e as relações entre falsos positivos, falsos negativos, acertos positivos e acertos negativos.

		Actual Value (as confirmed by experiment)	
		positives	negatives
Predicted Value (predicted by the test)	positives	TP True Positive	FP False Positive
	negatives	FN False Negative	TN True Negative

Figura 3.8: Matriz de classificação, extraído de [Altman and Bland, 1994].

Na área de Estatística, a sensibilidade (*TPR*) pode ser descrita como uma medida da proporção de eventos positivos corretamente detectados. De forma análoga, o conceito de especificidade (*TNR*) é uma medida da proporção de eventos negativos corretamente detectados [Altman and Bland, 1994].

As Equações 3.3 e 3.4 apresentam formas de cálculo para sensibilidade e especificidade. Outra medida muito utilizada é a taxa de falsos positivos (*FPR*), que representa a probabilidade de ocorrência de falsos positivos, e a Equação 3.5 apresenta o cálculo da *FPR*.

$$TPR = \frac{\textit{Positivos corretamente classificados}}{\textit{Total de positivos}} \quad (3.3)$$

$$TNR = \frac{\textit{Negativos corretamente classificados}}{\textit{Total de negativos}} \quad (3.4)$$

$$FPR = 1 - TNR \quad (3.5)$$

A capacidade de diagnóstico de um classificador binário pode ser avaliada graficamente através da análise de uma curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*). Essa ferramenta é utilizada para encontrar o valor de corte de *skewness* que apresente o melhor compromisso entre a probabilidade de detecção correta e ocorrência de falsos positivos, sendo que cada ponto da curva ROC representa, para um determinado valor de corte de detecção, a combinação da proporção de falsos positivos, (**FPR**, eixo x) e de eventos positivos corretamente detectados (**TPR**, eixo y) [Fawcett, 2006]. A Figura 3.9 apresenta um exemplo de curva ROC.

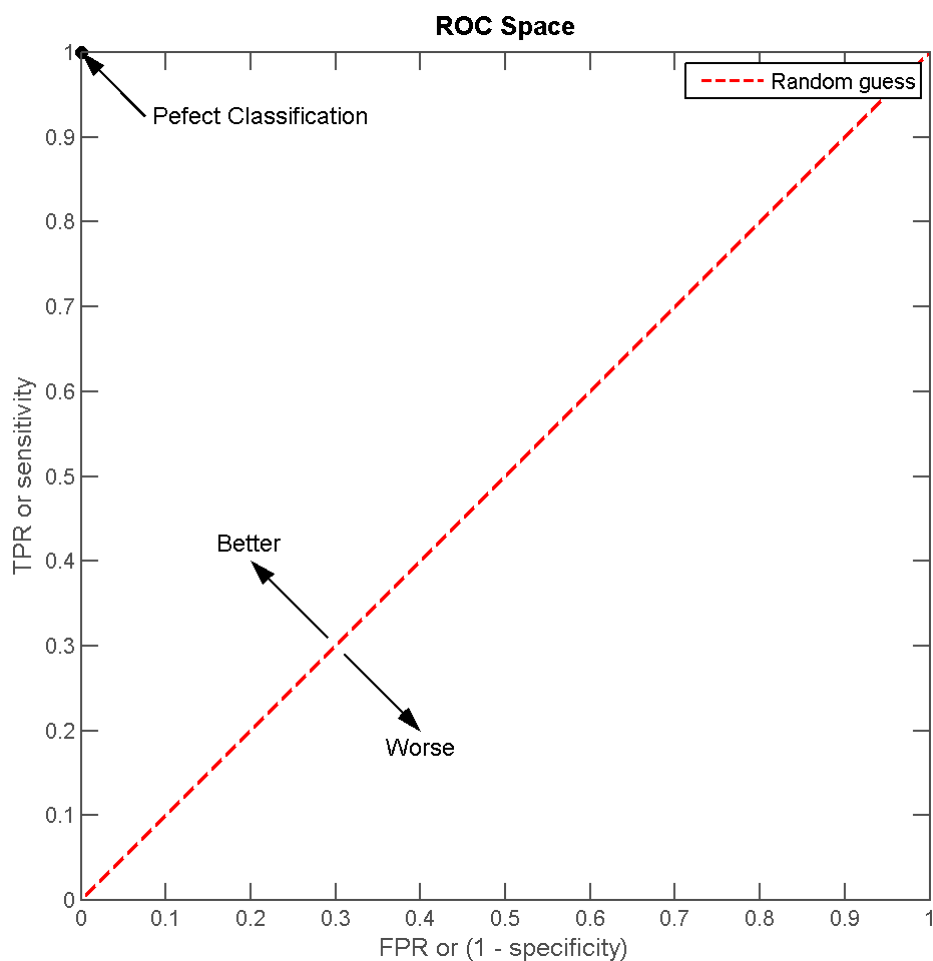


Figura 3.9: Exemplo de curva ROC, extraído de [Fawcett, 2006].

Classificadores que aparecem no lado esquerdo de uma curva ROC, próximo ao eixo x, podem ser considerados como "conservadores", pois realizam classificações positivas apenas com evidências fortes. Logo, a taxa de falsos positivos é minimizada, não obstante, eles tendem a possuir baixa especificidade. O contrário ocorre para classificadores que se encontram no topo do lado direito do gráfico, considerados "liberais". Estes realizam classificações positivas com pouca evidência, portanto, classificam corretamente quase todos os casos positivos (alta sensibilidade), entretanto, normalmente apresentam alta taxa de falsos positivos. Vê-se, assim, que qualquer classificador que se encontre na parte inferior direita do triângulo tem performance pior que uma escolha aleatória [Fawcett, 2006].

Um bom classificador encontra-se o mais próximo possível do canto superior esquerdo, ao maximizar a sensibilidade e reduzir a taxa de falsos positivos

(FPR). Os resultados da análise estatística, assim como a curva ROC obtida encontram-se no Capítulo 4.

Outra avaliação para a precisão do algoritmo utilizado envolveu a obtenção da distribuição de probabilidade amostral e estimação para os valores de média, variância e desvio padrão para as taxas de falsos positivos, falsos negativos, sensibilidade e especificidade através da aplicação da técnica de *bootstrapping*. Esta técnica é amplamente empregada em problemas onde o objetivo é estimar a precisão do modelo desenvolvido e consiste em avaliar a performance do algoritmo para diferentes conjuntos de dados obtidos por reamostragem do conjunto de dados original [Efron and Tibshirani, 1994].

Foram realizadas 10000 execuções do algoritmo, que tomou como base de dados um subconjunto reamostrado da base de dados original, com repetição. Cada execução do algoritmo foi realizada a partir de um subconjunto de 2090 ECGs (aproximadamente 30% da base de dados) selecionados de forma aleatória, sendo permitida repetição. Posteriormente, a performance do algoritmo foi avaliada em cada uma das execuções o que possibilitou a obtenção da distribuição de probabilidade amostral e estimação dos valores para média, variância e desvio padrão através das Equações 3.6, 3.7 e 3.8 abaixo.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i}{N} \quad (3.6)$$

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N} \quad (3.7)$$

$$s = \sqrt{s^2} \quad (3.8)$$

Sendo N o tamanho da amostra, \bar{x} a média amostral, s^2 e s respectivamente, a variância e o desvio padrão amostrais. As distribuições de probabilidades e os valores de média, variância e desvio padrão para TPR, TNR, FPR e FNR serão apresentados no Capítulo 4.

Capítulo 4

Resultados

O presente Capítulo descreve os resultados obtidos durante a realização desse projeto e é estruturado em três seções. A Seção 4.1 apresenta a avaliação de performance do método com a utilização dos conceitos de erros de falsos positivos e falsos negativos, sensibilidade, especificidade, *bootstrapping* e análise gráfica utilizando a curva *ROC*. A Seção 4.2 apresenta os resultados comparativos entre o algoritmo proposto e dois métodos clássicos [Hedén et al., 1995] e [Kors and Herpen, 2001]. Os três métodos foram aplicados **em bases de dados diferentes** e a comparação é feita a partir dos resultados de sensibilidade e especificidade encontrados. Por fim, a Seção 4.3 contém os resultados relacionados à etapa de classificação do tipo de inversão de eletrodos.

4.1 Resultados estatísticos e custo computacional

O método proposto considera o valor de *skewness* para detecção dado que, a troca de eletrodos periféricos acarreta a inversão de valores em algumas derivações (vide Seção 2.3.1), o que gera maior quantidade de valores negativos no traçado, e conseqüentemente, redução no valor de *skewness*. O aumento no valor de limiar de detecção (*thr*) torna o método menos restritivo quanto à classificação, ou seja, ocorre aumento no número de detecções de inversões de eletrodos sem evidências fortes.

4.1.1 Custo computacional

Testes para medição do tempo necessário para a execução do algoritmo foram realizados utilizando a base de dados completa e também subconjuntos, durante os testes de reamostragem. O valor médio encontrado para a análise

de um eletrocardiograma é da ordem de $10^{-4}s$, o que demonstra a velocidade e baixo custo computacional do algoritmo desenvolvido.

4.1.2 Falsos positivos

A Figura 4.1 apresenta a variação na ocorrência de falsos positivos para os três grupos de exames (inadmissíveis, patológicos e saudáveis), assim como para a base de dados completa, de acordo com diversos valores para o limiar de classificação thr , ou seja, se $sk < thr$ a detecção de inversão é constatada.

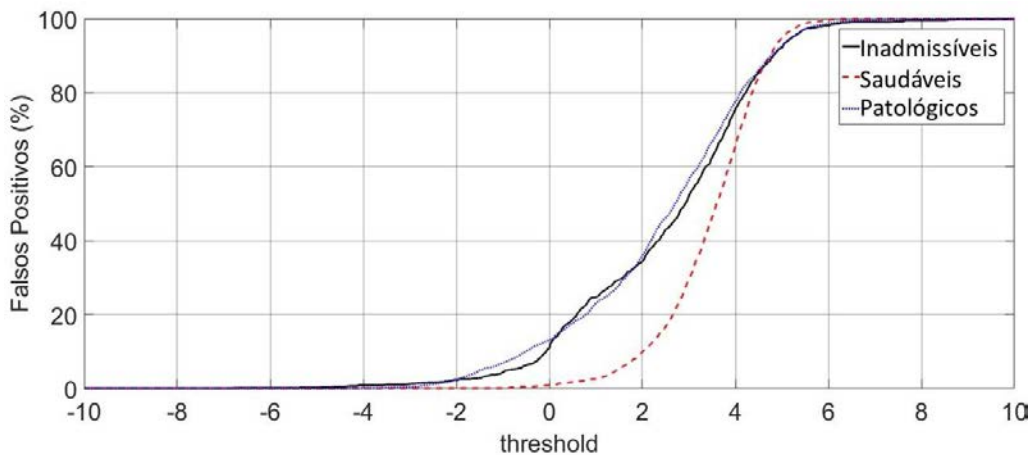


Figura 4.1: Variação de falsos positivos para base de dados completa, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

Pode-se observar que o aumento no valor de limiar acarreta maior quantidade de falsos positivos. Essa situação ocorre, pois mais exames passam a ser classificados como positivos, o que gera uma maior taxa de detecção, porém, o critério menos restritivo, acarreta aumento na quantidade de inversões erroneamente atribuídas a exames "normais".

4.1.3 Falsos negativos

A Figura 4.2 apresenta o contraste entre a variação na ocorrência de falsos negativos (FNR) e falsos positivos (FPR) para diversos valores para o limiar thr e base de dados completa. A avaliação das taxas de falsos negativos não foi feita para cada base de dados em separado pois as categorias saudáveis e patológicos não apresentam ECGs com inversão de eletrodos, o que corrobora para a eliminação de falsos negativos.

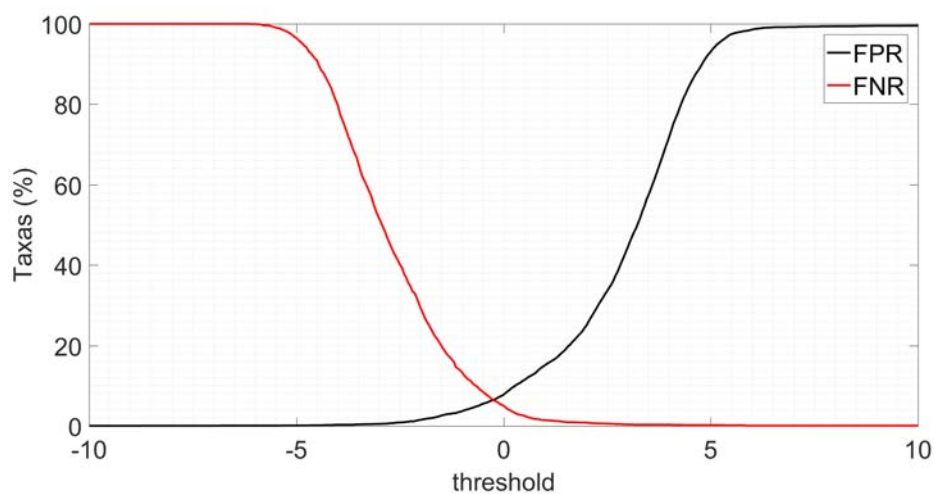


Figura 4.2: Relação entre FPR e FNR

Pode-se observar que o aumento no valor de limiar acarreta redução na quantidade de falsos negativos. Essa situação ocorre, pois a maioria dos exames passam a ser classificados como positivos, o que reduziu a quantidade de inversões que não são detectadas.

4.1.4 Curva ROC

A Figura 4.3 apresenta a Curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*) para a base de dados completa e valores de limiar no intervalo $[-10, 10]$. Essa curva é utilizada para encontrar uma solução de compromisso entre a probabilidade de detecção correta e ocorrência de falsos positivos.

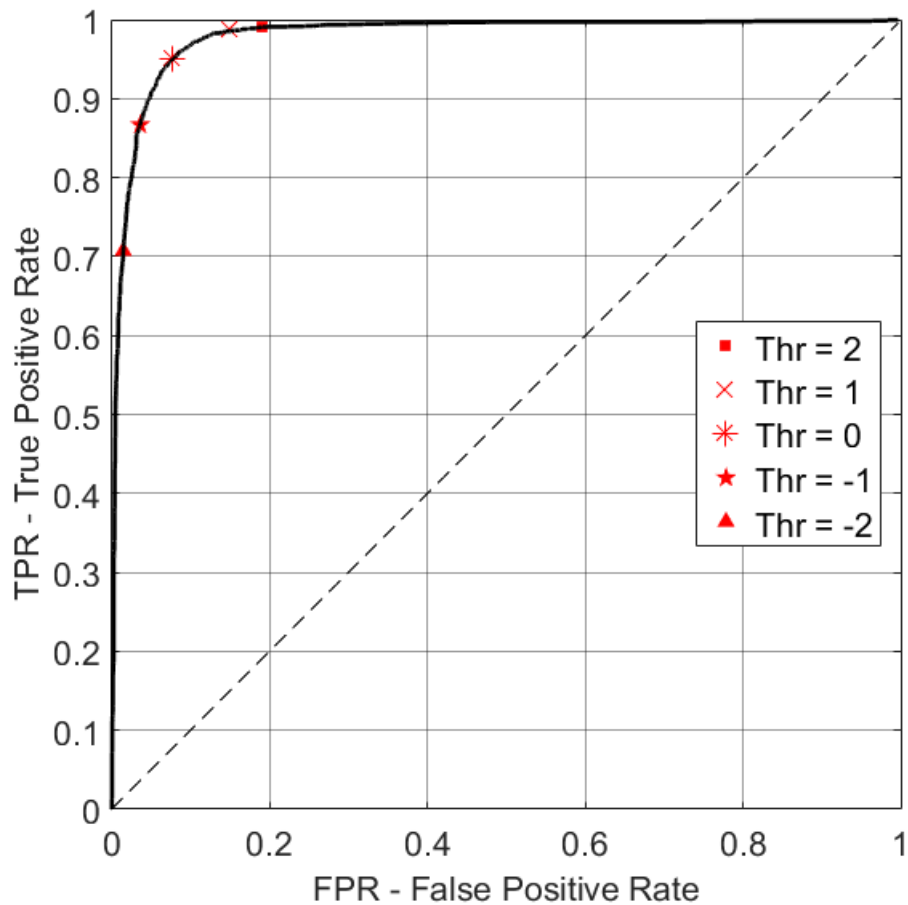


Figura 4.3: Curva *ROC*, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

4.1.5 *Bootstrapping*

As Figuras 4.5, 4.4, 4.6 e 4.7 foram obtidas usando o algoritmo proposto para diversos subconjuntos de ECGs reamostrados da base de dados original, para tal, foram realizadas 10000 execuções do algoritmo tendo como entrada uma base de dados, escolhida aleatoriamente, e composta por 30% do conjunto total de ECGs. Os histogramas foram obtidos por meio das taxas de falsos positivos, falsos negativos e os valores de especificidade e sensibilidade calculados durante cada execução do algoritmo.

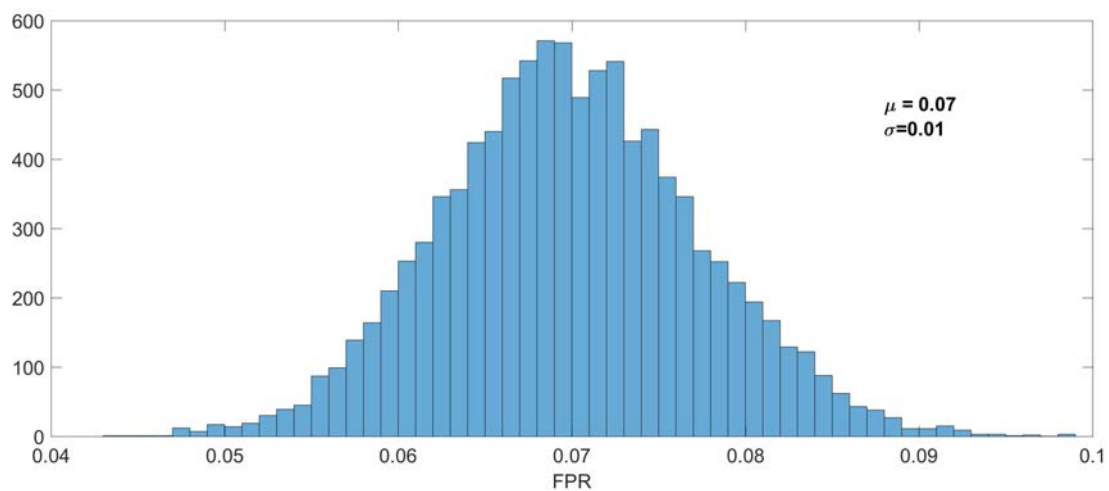


Figura 4.4: Taxa de falsos positivos - **FPR**, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

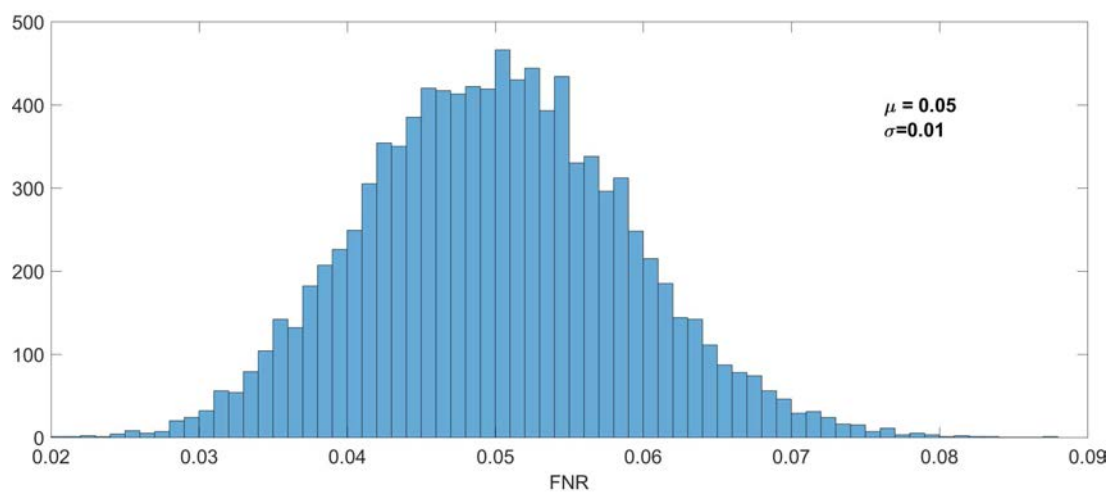


Figura 4.5: Taxa de falsos negativos - **FNR**, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

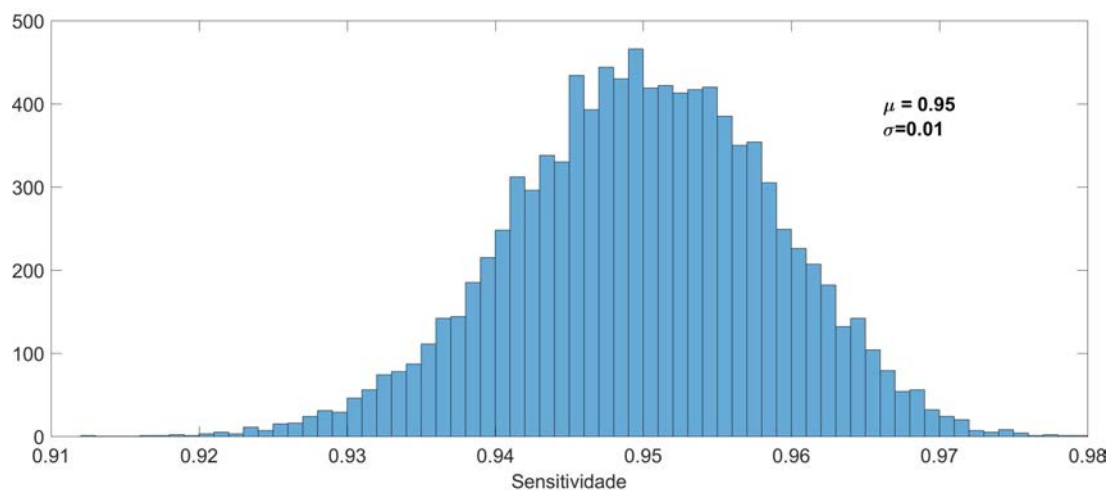


Figura 4.6: Taxa de acertos positivos - **TPR**, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

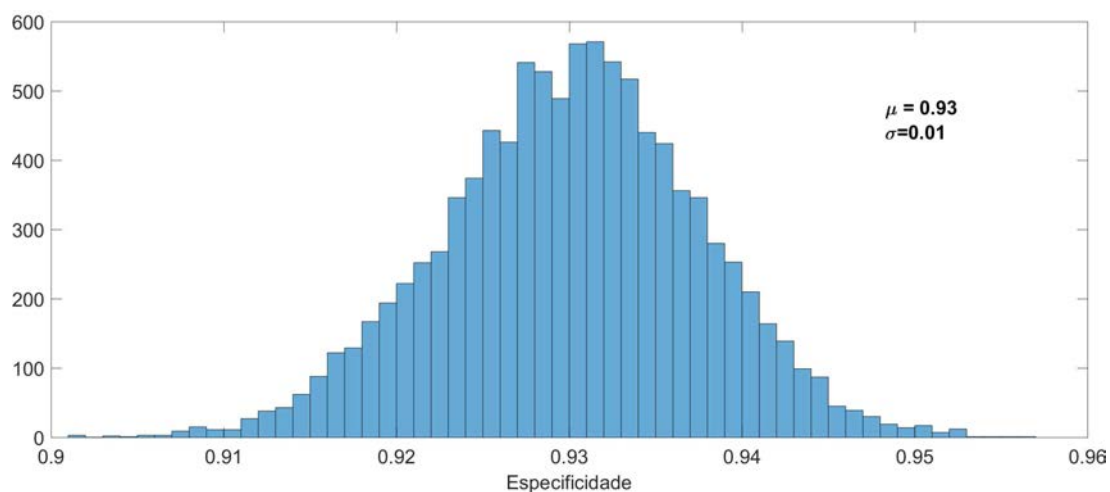


Figura 4.7: Taxa de acertos negativos - **TNR**, extraído da base de dados fornecida pelo [HCUFMG, 2017]

4.1.6 Resultados da detecção

Os resultados da detecção utilizando dados reais e $thr = 0$ (parâmetro de corte) podem ser encontrados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1: Resultados de detecção de inversão de eletrodos periféricos, $thr = 0$

Item	Base de dados			
	Inadmissíveis	Patológicos	Saudáveis	Completa
Total de exames	2976	1994	1997	6967
Total de positivos	1999	0	0	1999
Total de negativos	977	1994	1997	4968
Acertos positivos	1899	0	0	1899
Acertos negativos	871	1734	1978	4583
Falsos positivos	106	260	19	385
Falsos negativos	100	0	0	100
TPR (%)	95	-	-	95
FPR (%)	11	13	1	8
TNR(%)	89	87	99	92

Em relação à Tabela 4.1 temos que:

- **Acertos Positivos:** o número de traçados identificados corretamente como positivos.
- **Acertos Negativos:** o número de traçados identificados corretamente como negativos.
- **TPR:** percentual de acertos positivos, ou sensibilidade.
- **TNR:** percentual de acertos negativos, ou especificidade.
- **FPR:** percentual de falsos positivos.

4.2 Comparação com métodos propostos na literatura

Neste ensaio, temos a Tabela 4.2, que apresenta indicadores de performance para os métodos propostos por [Hedén et al., 1995] e [Kors and Herpen, 2001], sendo que foram utilizadas as suas respectivas bases de dados. Assim como, reproduz os resultados obtidos pelo algoritmo baseado em *skewness*, em que a base de dados reais utilizada foi fornecida por [HCUFMG, 2017].

Tabela 4.2: Comparação entre métodos

Método	Sensitividade (%)	Especificidade (%)
Método desenvolvido ($thr = 0$)	95	92
Kors	99	100
Heden (Ondas P presentes)	100	99
Heden (Ondas P Ausentes)	63	100

4.3 Resultados de classificação

Conforme descrito na Seção 3.2.3, foram realizadas duas análises com o objetivo de determinar a capacidade de classificação do tipo de inversão de eletrodos. É importante notar que os indicadores estatísticos apresentados abaixo se referem à capacidade de **classificação** do método, ou seja, primeiro é feita a etapa de detecção, e a classificação contempla apenas a análise dos ECGs onde a inversão for detectada. Portanto, o valor de $TPR = 90\%$ para inversões LA/RA indica que em 90% dos casos esse tipo de inversão foi **classificado** corretamente, este valor não se relaciona com a capacidade de **detecção** do método.

O primeiro procedimento de classificação utiliza toda a base de dados real, ou seja, são utilizados ECGs patológicos, saudáveis e inadmissíveis, e os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4.3.

Tabela 4.3: Resultado de classificação utilizando base de dados real completa, $thr = 0$.

Indicador	LA/RA	LA/LL	RA/LL	LA/RL	BILAT.	RA/RL
TN	5152	6966	6784	6967	6967	6967
TP	1815	1	183	0	0	0
AP	1639	1	126	0	0	0
AN.	4836	4375	6585	6916	6948	6926
FP	316	2591	199	51	19	41
FN	176	0	57	0	0	0
TPR (%)	90	100	69	-	-	-
TNR (%)	94	63	97	99	99	99
FPR (%)	6	37	3	1	1	1
FNR (%)	10	0	31	-	-	-

O segundo procedimento utilizou uma base de dados composta pelos exames saudáveis e patológicos, e também, por simulações dos 6 tipos de inversões avaliados. O procedimento utilizado para a obtenção das simulações foi

descrito na Seção 3.2.3. A Tabela 4.4 apresenta os resultados obtidos durante esse processo de classificação.

Tabela 4.4: Resultado de classificação utilizando base de dados simulada, $thr = 0$.

Indicador	LA/RA	LA/LL	RA/LL	LA/RL	BILAT.	RA/RL
TN	23946	23946	23946	23946	23946	23946
TP	3991	3991	3991	3991	3991	3991
AP	2572	2198	2007	3991	3991	3991
AN.	19016	16395	22862	0	0	0
FP	4930	7551	1084	23946	23946	23946
FN	1419	1793	1984	0	0	0
TPR (%)	85	70	65	100	100	100
TNR (%)	91	68	95	100	100	100
FPR (%)	9	32	5	0	0	0
FNR (%)	15	30	35	0	0	0

As siglas presentes nas Tabelas 4.3 e 4.4 são descritas abaixo:

- **TP**: total de positivos (inversões).
- **TN**: total de negativos (ECGs sem inversões).
- **AP**: acertos positivos (trocas corretamente detectadas).
- **AN**: acertos negativos (ECGs sem inversões corretamente detectados).
- **FP**: quantidade de falsos positivos.
- **FN**: quantidade de falsos negativos.
- **TPR**: sensibilidade.
- **TNR**: especificidade.
- **FPR**: taxa de falsos positivos.
- **FNR**: taxa de falsos negativos.

Capítulo 5

Discussão

Os principais resultados obtidos e que serão discutidos neste capítulo são:

- Definição do valor $thr = 0$ para o limiar de detecção, que é comparado com a medida de *skewness* do ECG.
- Taxa de detecção correta de inversões de eletrodos igual a 95% e taxa de falsos positivos de 8%, valendo-se da base de dados real completa.
- Discussão sobre a aplicabilidade do método no cenário de telemedicina através da comparação qualitativa entre os valores de sensibilidade e especificidade encontrados, com os obtidos pelos outros métodos estudados, [Hedén et al., 1995] e [Kors and Herpen, 2001], ressaltando que a performance do método é inerentemente dependente da base de dados.
- Análise da variação na capacidade de classificação do método de acordo com o tipo de inversão ocorrido, por exemplo, cerca de 90% dos casos de inversões LA/RA foram classificados corretamente, não obstante, a taxa de acertos cai para 63% para a categoria LA/LL (base de dados real completa).
- Queda na performance de classificação devido ao aumento na quantidade de ECGs patológicos na base de dados simulada, visto que, a presença de patologias pode resultar em anomalias semelhantes aos efeitos gerados por inversões de eletrodos.

5.1 Escolha do parâmetro de corte

Sistemas de telessaúde são exemplos de cenários em que o “custo” relacionado à ocorrência de um falso positivo é normalmente menor que o custo associado

a um falso negativo. Nota-se, pois, que a primeira situação implicaria em uma solicitação para que o profissional responsável pela coleta realize uma verificação de posicionamento dos eletrodos (desnecessária, mas imediata), enquanto a segunda implicaria no completo processamento das informações, seguido da avaliação por um especialista que resultaria na constatação da necessidade de repetição do exame, e por fim, todo o processo deveria ser reiniciado.

O algoritmo proposto realiza a comparação entre o valor de *skewness* (sk) calculado para o eletrocardiograma com um valor de corte pré-estabelecido (thr). No caso de a comparação entre esses valores resultar em uma situação na qual $sk < thr$, o exame é classificado como positivo. Portanto, a escolha do valor para o limiar de detecção deve maximizar a taxa de detecção correta (TPR), e por consequência minimizar a taxa de falsos negativos ($FNR = 1 - TPR$), ao mesmo tempo que minimiza a ocorrência de falsos positivos (FPR).

Um questionamento importante envolve a definição de valores aceitáveis para as taxas de erro FPR e FNR, esse é um problema complexo pois o balanceamento da base de dados influencia diretamente a capacidade de detecção do método. Ao observar a Figura 4.1 é possível notar a diferença na proporção de falsos positivos de acordo com as três categorias de dados, saudáveis, patológicos e inadmissíveis, ou seja, em uma base de dados composta majoritariamente por ECGs saudáveis, a quantidade de falsos positivos tende a ser menor. O contrário disso ocorre caso a maioria dos dados sejam provenientes de pacientes doentes, afinal, cardiopatias podem apresentar alterações no traçado que se assemelham ao efeito gerado por trocas de eletrodos.

Os trabalhos desenvolvidos por [Hedén et al., 1995] e [Rudiger et al., 2007] apresentam dados estatísticos que buscam comprovar a ocorrência de inversões de eletrodos em cerca de 1% a 4% do total de eletrocardiogramas coletados em diferentes cenários clínicos. Porém, a frequência de doenças cardíacas em uma população, que possibilitaria a obtenção de uma relação entre ECGs saudáveis e patológicos, é amplamente dependente de fatores sociais, econômicos, regionais e culturais, o que impossibilita a obtenção de uma proporção confiável entre a quantidade de eletrocardiogramas provenientes de pacientes sadios e doentes.

Considerando o exposto acima, não é possível obter um indicador global para a performance do método, uma vez que essa é inerentemente dependente da base de dados. A definição dos valores aceitáveis para TPR e FPR foi baseada na comparação com valores encontrados na literatura, tanto os métodos de detecção apresentados no Capítulo 2, quanto os trabalhos desenvolvidos por [Han et al., 2014], [Xia et al., 2012] e [Bennett et al., 2009], apresentam valores para $TPR > 95\%$ e $FPR < 10\%$ e esses valores foram

considerados como referência.

O valor de limiar igual a zero atende essas especificações, obtendo $TPR = 95\%$ e $FPR = 8\%$, outros limiares podem apresentar valores maiores para sensibilidade, porém, por meio da utilização da curva *ROC*, Figura 4.3, é possível observar que, a partir de $thr = 0$, um pequeno acréscimo na sensibilidade é acompanhado por um crescimento significativo na quantidade de falsos positivos.

Outra possibilidade é a redução no valor de corte, pois a baixa ocorrência da inversão de eletrodos (entre 2 a 4% dos ECGs coletados) pode justificar a redução no valor thr e conseqüente redução na quantidade de falsos positivos, minimizando assim a repetição desnecessária de exames, o que pode ser desejável no contexto de Telemedicina.

5.2 Capacidade de detecção

Testes que envolveram sucessivas aplicações do algoritmo e que empregaram amostragem aleatória da base de dados, foram utilizados para a estimação das medidas de média, desvio padrão e variância das distribuições de probabilidade dos indicadores de performance (TPR, TNR, FPR e FNR).

É possível concluir que as distribuições de probabilidade encontradas nas Figuras 4.4, 4.5, 4.6 e 4.7 exibem comportamento aproximadamente gaussiano no qual os valores de média e desvio padrão corroboram com os índices de detecção encontrados nos dados apresentados na Tabela 4.1. A baixa dispersão dos dados em torno de média amostral, por sua vez, é um indicativo da confiabilidade dos parâmetros de performance do algoritmo, validando assim, a alta capacidade de detecção da inversão de eletrodos para diferentes conjuntos de dados, o que viabiliza a aplicação do método na prática clínica.

5.3 Comparação com outros métodos estudados

Durante a análise da Tabela 4.2, é importante notar que os indicadores de performance dos algoritmos não foram obtidos através de uma a mesma base de dados, visto que os métodos estudados, [Kors and Herpen, 2001] e [Hedén et al., 1995], utilizam parâmetros fornecidos por softwares proprietários e o acesso a essas informações não foi possível durante o período de desenvolvimento desse projeto.

O objetivo dessa comparação é avaliar de forma qualitativa a hipótese de que o algoritmo baseado em *skewness* proporciona um desempenho compa-

rável aos algoritmos presentes na literatura. Diante disso, é possível concluir que o algoritmo apresenta parâmetros de performance competitivos com os métodos estudados, afinal, as taxas de detecção são relativamente próximas mesmo para bases de dados diferentes, podendo-se observar, ainda, que o método não depende de parâmetros morfológicos ou apresenta queda de performance devido a ausência de ondas P.

A Seção 6.2 detalha os objetivos futuros, dentre os quais, incluem a implementação de todos os algoritmos estudados utilizando a mesma base de dados, somente após essa etapa será possível inferir sobre a performance superior ou inferior de um determinado método de forma precisa.

5.4 Capacidade de classificação

Os indicadores de performance apresentados nas Tabelas 4.3 e 4.4 são referentes apenas à etapa de classificação, a base de dados simulada não contribuiu/influenciou as estatísticas de detecção apresentadas no Capítulo 4.

É possível notar que o procedimento de classificação utilizando base de dados simulada apresentou desempenho inferior, por categoria, se comparado ao desempenho obtido com a base de dados real. Isto é justificado pelo fato de que a base de dados simulada contém maior número de ECGs patológicos, cerca de 50%, e conforme discutido anteriormente, as alterações no traçado geradas por patologias podem ser semelhantes aos efeitos causados por trocas de eletrodos.

O algoritmo não apresenta desempenho satisfatório para a todos os grupos de classificação analisados, inversões do tipo LA/RL, bilateral e RA/RL foram corretamente detectadas em todos os casos ($TPR = 100\%$) isto se deve à presença de potencial nulo em uma das derivações, o que facilita a categorização. No caso das outras 3 inversões periféricas, a performance obtida foi menor, chegando a $TPR = 65\%$ para inversões RA/LL. No entanto, mesmo apresentando limitações quanto à classificação do tipo de inversão, o algoritmo pode ser aplicado no contexto de telessaúde, pois as taxas de detecção são altas. Nesse cenário, a economia gerada por não enviar um exame invertido justifica solicitar ao operador do equipamento que verifique as posições corretas dos 4 eletrodos periféricos.

5.5 Limitações

A principal limitação encontrada durante o desenvolvimento do projeto foi a não implementação dos outros 2 métodos de detecção estudados em uma

mesma base de dados, pois assim, não é possível realizar a comparação quantitativa de performance envolvendo os três algoritmos.

Outro ponto limitante é a falta de informações referentes à troca de eletrodos precordiais, tanto na base de dados real quanto simulada. Logo, não é possível obter nenhuma conclusão à respeito da capacidade de detecção e indicadores estatísticos para esses casos.

Capítulo 6

Conclusões

6.1 Considerações finais

Do ponto de vista metodológico, o algoritmo apresenta simplicidade matemática e não necessita de cálculos de parâmetros oriundos das características morfológicas das ondas do eletrocardiograma, o que reduz consideravelmente o custo computacional e favorece sua aplicação em hardwares embarcados.

Ressalta-se, ainda, que a base de dados utilizada para testes e validação do algoritmo é formada por exames de eletrocardiograma reais, incluindo exames com diversos tipos de patologias e contaminados com ruído, logo, a base de dados é semelhante à realidade encontrada na prática clínica. Nessas condições, o método apresentou altas taxas de detecção correta ($TPR = 95\%$), baixas taxas de falsos positivos ($FPR = 8\%$) e falsos negativos ($FNR = 5\%$) o que reforça a capacidade de aplicação do algoritmo no cenário de Teles-saúde.

Observações finais

- O algoritmo para detecção de inversão de eletrodos proposto, testado em uma ampla base de dados clínicos, resultou em taxa de detecção correta de 95% mantendo baixas taxas de falsos positivos, 8%.
- A etapa de classificação não apresenta desempenho satisfatório para alguns tipos de inversões periféricas, por isso, maiores informações deverão ser adicionadas para diferenciar os tipos de inversão.
- A abordagem para detecção de inversão que utilizou o conceito de *skewness* é matematicamente mais simples que os métodos analisados, e apresenta resultados estatísticos competitivos, mantendo baixo custo computacional, da ordem de $10^{-4}s$.

- A performance dos algoritmos de detecção de inversão de eletrodos é intrinsecamente dependente da base de dados utilizada, pois a relação entre a quantidade de ECGs saudáveis e patológicos afeta as taxas de falsos positivos.

6.2 Trabalhos futuros

Sugestões para trabalhos futuros são listados a seguir:

- Implementação dos algoritmos desenvolvidos por [Hedén et al., 1995] e [Kors and Herpen, 2001] utilizando a mesma base de dados para fins de comparação quantitativa.
- Otimização da etapa de classificação através de estudos relacionados à possibilidade de incorporação de outras informações contidas exame de eletrocardiograma, que permitam a maior diferenciação entre os tipos de inversões.
- Análises e simulações de ECGs contendo outros tipos de inversões, inclusive precordiais.

Referências Bibliográficas

- [Abdollah MB et al., 2017] Abdollah MB, H., ChB, and Milliken MD, J. A. (2017). Recognition of Electrocardiographic Left Arm/Left Leg Lead Reversal. *American Journal of Cardiology*, 80(9):1247–1249.
- [Alkmim et al., 2012] Alkmim, M. B., Figueira, R. M., Marcolino, M. S., Cardoso, C. S., de Abreu, M. P., Cunha, L. R., da Cunha, D. F., Antunes, A. P., Resende, A. G. d. A., Resende, E. S., and Ribeiro, A. L. P. (2012). Improving patient access to specialized health care: the Telehealth Network of Minas Gerais, Brazil. *Bulletin of the World Health Organization*, 90:373–378.
- [Altman and Bland, 1994] Altman, D. G. and Bland, J. M. (1994). Diagnostic tests. 1: Sensitivity and specificity. *BMJ : British Medical Journal*, 308(6943):1552.
- [Bartz, 1999] Bartz, A. E. (1999). *Basic Statistical Concepts*. Prentice Hall, 4 edition.
- [Batchvarov et al., 2007] Batchvarov, V., Malik, M., and Camm, J. (2007). Incorrect electrode cable connection during electrocardiographic recording. *EP Europace*, 9(11):1081–1090.
- [Bennett et al., 2009] Bennett, K., Bennett, F., and Markov, A. (2009). Observations on the Use of the aVR and V6 Relationship to Recognize Limb Lead Error. *The Journal of Emergency Medicine*, 36(4):381–387.
- [Berne et al., 2010] Berne, R., Koeppen, B., and Stanton, B. (2010). *Berne & Levy Physiology*. Mosby/Elsevier, 6 edition.
- [BioSIX, 2017] BioSIX (2017). Website. Disponível em <http://biosix.cpdee.ufmg.br>. Acessado em 5 de setembro de 2017.

- [Bond et al., 2012] Bond, R., Finlay, D., Nugent, C., Breen, C., Guldenring, D., and Daly, M. (2012). The effects of electrode misplacement on clinicians interpretation of the standard 12-lead electrocardiogram. *European Journal of Internal Medicine*, 23:610–5.
- [Cardoso and Malagutti, 2012] Cardoso, K. and Malagutti, W. M. (2012). *Informática em Saúde: Uma perspectiva multiprofissional dos usos e possibilidades*. Yendis.
- [ECGReversals, 2017] ECGReversals (2017). Website. Disponível em <https://lifeinthefastlane.com/ecg-library/limb-lead-reversals/>. Acessado em 3 de outubro de 2017.
- [Efron and Tibshirani, 1994] Efron, B. and Tibshirani, R. (1994). *An introduction to the bootstrap*. CRC press.
- [Fawcett, 2006] Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8):861–874.
- [Gupta and Bhandari, 2015] Gupta, A. and Bhandari, S. (2015). Ecg noise reduction by different filters: A comparative analysis. *International Journal of Research in Computer and Communication Technology - IJRCCT*, 4(7):424–431.
- [Haddad, 2012] Haddad, A. E. (2012). Experiência brasileira do programa nacional telessaúde brasil. *Mathias I and Monteiro A. Gold Book [on-line]: inovação tecnológica em educação e saúde*.
- [Han et al., 2014] Han, C., Gregg, R., Feild, D., and Babaeizadeh, S. (2014). Automatic detection of ecg cable interchange by analyzing both morphology and interlead relations. *Journal of Electrocardiology*, 47(6):781 – 787.
- [HCUFMG, 2017] HCUFMG (2017). Website. Disponível em <http://www.telessaude.hc.ufmg.br/>. Acessado em 15 de setembro de 2017.
- [Health, 2017] Health (2017). Website. Disponível em <http://healthlifemedia.com/healthy/>. Acessado em 1 de outubro de 2017.
- [Hedén et al., 1995] Hedén, B., Ohlsson, M., Holst, H., Mjoman, M., Rittner, R., Pahlm, O., Peterson, C., and Edenbrandt, L. (1995). Artificial neural networks for recognition of electrocardiographic lead reversal. *The American Journal of Cardiology*, 75(14):929 – 933.

- [Hedén et al., 1996] Hedén, B., Ohlsson, M., Holst, H., Mjoman, M., Rittner, R., Pahlm, O., Peterson, C., and Edenbrandt, L. (1996). Detection of frequently overlooked electrocardiographic lead reversals using artificial neural networks. *The American Journal of Cardiology*, 78(5):600 – 604.
- [Ikonnikov and Yelle, 2017] Ikonnikov, G. and Yelle, D. (2017). Website. Disponível em <http://www.pathophys.org/physiology-of-cardiac-conduction-and-contractility/>. Acessado em 1 de outubro de 2017.
- [Jagtap and Uplane, 2012] Jagtap, S. and Uplane, M. (2012). The impact of digital filtering to ecg analysis: Butterworth filter application. In *Communication, Information & Computing Technology (ICCICT), 2012 International Conference on*, pages 1–6. IEEE.
- [Khoury, 2003] Khouri, S. G. (2003). Telemedicina: Análise da sua evolução no brasil. Master’s thesis, Faculdade de Medicina da Universidade de São Paulo.
- [Kors and Herpen, 2001] Kors, J. A. and Herpen, G. (2001). Accurate automatic detection of electrode interchange in the electrocardiogram. *The American Journal of Cardiology*, 88(4):396–399.
- [Limaye, 2016] Limaye, H. (2016). Ecg noise sources and various noise removal techniques: A survey. *International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management*, 5(2):86–92.
- [Messina et al., 2012] Messina, L. A., Simões, N., Ribeiro, J., Araujo, G., Coury, W., Caetano, D., Brito, T., Macedo, V., and Moraes, M. (2012). A rede universitária de telemedicina-rute. *50º Congresso Científico do HUPE: Inovação Tecnológica em Educação e Saúde, Rio de Janeiro*.
- [Monteiro et al., 2012] Monteiro, A. M. V., Krause, B., Diniz, E., Silva, F., Neves, J., Rocha, M., Santos, M., Santos, R., and Santos, W. (2012). Telessaúde uerj. *Mathias I and Monteiro A. Gold Book [on-line]: inovação tecnológica em educação e saúde. Rio de Janeiro: EdUERJ*.
- [Reis et al., 2013] Reis, H. J. L., Guimarães, H. P., Zazula, A. D., Vasquez, R. G., and Lopes, R. D. (2013). *ECG: Manual prático de eletrocardiograma*. ATHENEU, 1 edition.
- [Rudiger et al., 2007] Rudiger, A., Hellermann, J. P., Mukherjee, R., Follath, F., and Turina, J. (2007). Electrocardiographic artifacts due to electrode misplacement and their frequency in different clinical settings. *The American Journal of Emergency Medicine*, 25(2):174 – 178.

- [Sanches and Moffa, 2013] Sanches, P. and Moffa, P. (2013). *Eletrocardiograma uma Abordagem Didática*. Roca.
- [Sparenberg, 2012] Sparenberg, A. L. F. (2012). Telecardiologia digital no estado do rio grande do sul. relato da experiência em 12 anos. *50º Congresso Científico do HUPE: Inovação Tecnológica em Educação e Saúde, Rio de Janeiro*.
- [Telemedicina, 2017] Telemedicina (2017). Website. Disponível em <https://brasiltelemedicina.com.br/>. Acessado em 1 de outubro de 2017.
- [WHO, 2016] WHO (2016). Global diffusion of eHealth: Making universal health coverage achievable. Technical report, World Health Organization.
- [World Health Organization, 2016] World Health Organization (2016). Global Health Estimates 2015: Deaths by Cause, Age, Sex, by Country and by Region, 2000-2015. Technical report, World Health Organization, Geneva.
- [Xia et al., 2012] Xia, H., Garcia, G., and Zhao, X. (2012). Automatic detection of ECG electrode misplacement: a tale of two algorithms. *Physiological Measurement*, 33(9):1549.