

UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Jermana Lopes de Moraes

**CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DO REGISTRO DO ECG DE 12
DERIVAÇÕES EM ACEITÁVEL OU INACEITÁVEL PARA LAUDO MÉDICO EM
SISTEMAS REAIS DE TELECARDIOLOGIA: REDUÇÃO DE CUSTOS E DE
RISCOS NO PROCESSO DE DIAGNÓSTICO CARDÍACO**

Belo Horizonte

2023

Jermana Lopes de Moraes

**CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DO REGISTRO DO ECG DE 12
DERIVAÇÕES EM ACEITÁVEL OU INACEITÁVEL PARA LAUDO MÉDICO EM
SISTEMAS REAIS DE TELECARDIOLOGIA: REDUÇÃO DE CUSTOS E DE
RISCOS NO PROCESSO DE DIAGNÓSTICO CARDÍACO**

Tese de Doutorado 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 parcial para a obtenção do título de Doutora em Engenharia Elétrica.

Área de concentração: Engenharia Biomédica.

Orientador: Prof. Dr. Alessandro Beda.

Coorientador: Prof. Dr. Eduardo Mazoni
Andrade Marçal Mendes.

Belo Horizonte

2023

M827c

Moraes, Jermãna Lopes de.

Classificação automática do registro do ECG de 12 derivações em aceitável ou inaceitável para laudo médico em sistemas reais de telecardiologia [recurso eletrônico] : redução de custos e de riscos no processo de diagnóstico cardíaco / Jermãna Lopes de Moraes. - 2023. 1 recurso online (106 f. : il., color.) : pdf.

Orientador: Alessandro Beda.

Coorientador: Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes.

Tese (doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia.

Bibliografia: f. 92-106.

Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.

1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Eletrocardiograma - Teses. 3. Bioengenharia - Teses. 4. Cardiologia - Teses. 5. Algoritmos - Teses. 6. Diagnóstico - Medicina - Teses. 7. Custo - Teses. 8. Eletrodos - Teses. 9. Qualidade - Teses. I. Beda, Alessandro. II. Mendes, Eduardo Mazoni Andrade Marçal. 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

FOLHA DE APROVAÇÃO

"CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DO REGISTRO DO ECG DE 12 DERIVAÇÕES EM ACEITÁVEL OU INACEITÁVEL PARA LAUDO MÉDICO EM SISTEMAS REAIS DE TELECARDIOLOGIA: REDUÇÃO DE CUSTOS E DE RISCOS NO PROCESSO DE DIAGNÓSTICO CARDÍACO"

JERMANA LOPES DE MORAES

Tese de Doutorado 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 Doutor em Engenharia Elétrica. Aprovada em 12 de abril de 2023. Por:

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

Prof. Ph.D. Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes
DELT (UFMG)

Prof. Dr. Leonardo Bonato Felix
DEE (UFMG)

Prof. Dr. Jurandir Nadal
PEB (UFRJ)

Prof. Dr. João Paulo do Vale Madeiro
DC (UFC)

Dr. Marcelo Martins Pinto Filho
HC da Faculdade de Medicina (UMFM)



Documento assinado eletronicamente por **Alessandro Beda, Usuário Externo**, em 13/04/2023, às 10:07, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Eduardo Mazoni Andrade Marçal Mendes, Professor do Magistério Superior**, em 13/04/2023, às 10:31, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **João Paulo do Vale Madeiro, Usuário Externo**, em 13/04/2023, às 11:35, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Marcelo Martins Pinto Filho, Usuário Externo**, em 13/04/2023, às 15:52, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Leonardo Bonato Felix, Usuário Externo**, em 17/04/2023, às 11:08, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Jurandir Nadal, Usuário Externo**, em 26/04/2023, às 16:02, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no art. 5º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no site https://sei.ufmg.br/sei/controlador_externo.php?acao=documento_conferir&id_orgao_acesso_externo=0, informando o código verificador **2215122** e o código CRC **97FA09E2**.

Dedico este trabalho aos meus pais José Edilson e Francisca, às minhas irmãs Jamile e Juliana e aos meus nenéns Davi e Samuel.

Agradecimentos

Demorei alguns dias para decidir escrever meus agradecimentos. Não porque me faltam pessoas, muito pelo contrário, mas pela intensidade dos sentimentos vividos durante meu doutoramento. Tantas pessoas tiveram um impacto significativo na minha vida nesses últimos 4 anos que seria simplesmente impossível agradecer a todas nessa única seção. Primeiro, agradeço profundamente a Deus por me fornecer sabedoria, saúde e muita coragem para ficar todo esse tempo longe da minha família.

À minha família, especialmente aos meus pais José Edilson e Francisca por lutarem incansavelmente em tantos momentos difíceis para que eu pudesse ter uma boa educação. Às minhas irmãs Jamile e Juliana que são meus exemplos de mulheres sábias, autênticas e decididas; elas, em tantos momentos, foram meu amparo e minha fortaleza. Ao meu cunhado Danilo, pelo amor e pela imensa paciência com a família de Francisca. Aos meus nenéns Davi e Samuel, sei que ainda não sabem ler, mas vocês foram para mim, amor, conforto e esperança.

À família que construí em Belo Horizonte, Anna Elisa, Íbera Chaves e Juliana Chaves, vocês foram meu suporte e me ensinaram dia após dia sobre amizade, companheirismo e rede de apoio. Qualquer pessoa seria uma sortuda por ter uma de vocês, e de alguma forma, eu tenho as três.

Aos leitores incansáveis da minha tese, Daniel Cavalcante, Juliana Chaves e Valmir Gonçalves, sem vocês eu não teria conseguido. Dan, obrigada por sempre acreditar e enxergar potencial em mim, sou extremamente grata por todos os seus valiosos ensinamentos e mentorias; você impacta positivamente na minha vida. Ju, obrigada por diariamente compartilhar comigo momentos lindos, loucos e cheios de lágrimas. Mas melhore, você se tornou uma tremenda fofqueira. Valmir, primeiramente, obrigada por ter me escolhido como seu amor, como também pelo seu incansável apoio, amor, carinho e admiração; você tira de mim a minha melhor versão. Infelizmente BH não tem queijo coalho e praia, vamos para o Ceará haha.

Às minhas amigas maluquinhas, Dayana e Janêdsa, que nunca sabem explicar o que é minha pesquisa, mas depositam em mim confiança, incentivo e companheirismo. Aos meus amigos e familiares, principalmente Elisa Lopes, Jéssica Camarço e Renan Bessa, os quais

estiveram todo esse tempo ao meu lado e foram incentivadores do meu progresso acadêmico e pessoal.

Ao meu orientador e coorientador, professores Alessandro Beda e Eduardo Mazoni, por todo o conhecimento transmitido, pelas horas dedicadas em meu doutoramento e pela imensa paciência ao longo desta jornada.

Um agradecimento ao meu eterno orientador e amigo Auzuir Ripardo, você despertou o meu amor pelo ensino e pela pesquisa. Muito obrigada pelos ensinamentos, pelas conversas e pelas incontáveis vezes que me mostrou o significado de integridade, dedicação e amor ao próximo.

Aos meus amigos do Laboratório de Engenharia Biomédica (LEB) da UFMG, especialmente Alcendino Neto, Fabiano, Fred, Henrico, Leticia, Lucas, Manoel, Thiago Coelho e Thiago Lucas, por compartilharem ideias sobre assuntos diversos e estarem comigo em vários momentos dessa jornada. Aos professores do LEB, especialmente ao professor Danilo Melges, que se fez presente como mentor e amigo.

Ao time de Basquete Feminino da Engenharia da UFMG por tornarem meus momentos na UFMG mais leves e livres da pressão do doutorado; treino duro, jogo fácil. GRIFO!

Aos integrantes do grupo de pesquisa CODE (*Clinical Outcomes in Digital Electrocardiography*), os quais contribuíram imensamente com a evolução da minha pesquisa e me ensinaram como ser uma cientista e um ser humano melhor. Especialmente aos professores Tom Ribeiro e Gabriela Paixão, os quais são, para mim, modelos de cientistas excelentes, professores competentes e pessoas atenciosas e humanas.

Aos funcionários do Centro de Telessaúde de Minas Gerais, especialmente Paulo, Breno, Gleice, que sempre me ajudaram com o desenvolvimento dos algoritmos, com atualizações do mundo da tecnologia e com algum trâmite burocrático (Gleice); Paulo e Breno, eu ainda não suporto Java.

À Universidade Federal do Ceará, principalmente aos professores do Curso de Engenharia da Computação (campus Sobral) pelo apoio e compreensão durante meu afastamento para o doutoramento; Wendley e Josefran, o incentivo diário e a confiança que eu recebi de vocês foi um dos grandes responsáveis por essa minha jornada.

Ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pelo apoio financeiro durante o meu doutoramento; ao Fundep (Fundação de Desenvolvimento da

Pesquisa) por ter me propiciado a experiência de apresentação de trabalho em um congresso internacional.

Por fim, a todos que contribuíram, direta ou indiretamente, nessa minha jornada.

*Sou mineirense confesso.
Sou filha do Ceará.
Nascida em Fortaleza.
Terras de Alencar.
Fui criada no sertão.
Dá caatinga, do torrão.
Do sol quente abrasador.
Estudei com muita raça.
Muita garra e muito amor.
Fui uma desportista nata.
Sempre atuando de graça.
Como manda o amator.
Voltei para Fortaleza.
Para completar minha saga.
Por vias tão doloridas.
Por estradas tão compridas.
Que o destino desbravou.
Hoje estou em BH (princesinha do sudeste).
Fazendo meu doutorado.
Com o coração recheado de gratidão de amor.
Sou nordestina de fato.
Sou mineira por afeto e por amor.”*

(José Edilson Lopes de Moraes, poeta natural de Mombaça-CE, meu painho)

Resumo

A classificação automática do registro do Eletrocardiograma (ECG) de 12 derivações em aceitável ou inaceitável para laudo médico é fundamental para minimizar custos e riscos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco. A maioria dos algoritmos para tal classificação incluem parâmetros não intuitivos e foram desenvolvidos baseados em dados não representativos do cenário clínico real: sub-representação de registros do ECG patológicos e sobre-representação de registros inaceitáveis. Portanto, novos algoritmos foram desenvolvidos e validados em dados de um sistema real de telecardiologia - *Telehealth Network of Minas Gerais* (TNMG): *Noise Automatic Classification Algorithm* (NACA) para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico; *Limb Electrode Interchange Detection Algorithm* (EIDA_{LIMB}) e *Precordial Electrode Interchange Detection Algorithm* (EIDA_{PREC}) para a detecção das inversões dos eletrodos dos membros e precordiais, respectivamente. Esses algoritmos foram desenvolvidos a partir do conhecimento clínico do traçado eletrocardiográfico, empregando técnicas de processamento de sinal de baixa complexidade computacional e utilizando regras de significado físico ou fisiológico interpretáveis e factíveis de alterações. Os algoritmos propostos foram comparados com outros relevantes da literatura por meio de cinco métricas: Sensibilidade (Se), Especificidade (Esp), Valor Preditivo Positivo (VPP), F_2 e redução de custo resultante do uso desses algoritmos em um sistema clínico real. O NACA foi comparado com o *Quality Measurement Algorithm* (QMA), vencedor do Computing in Cardiology Challenge 2011, utilizando um conjunto de dados disponibilizado pela TNMG (TestTNMG) e um outro publicamente disponível, ChallengeCinC. Por sua vez, o EIDA_{LIMB} e o EIDA_{PREC} foram comparados com o *Decision Rules Algorithm* (DRA), que atualmente é o mais renomado da literatura, utilizando um conjunto de dados disponibilizado pela TNMG (TestTNMG_{INV}). Os conjuntos TestTNMG e TestTNMG_{INV} consistem em 34.310 e 23.235 registros do ECG, respectivamente (1% inaceitável e 50% patológico), enquanto o ChallengeCinC consiste em 1.000 registros do ECG (23% inaceitáveis, superior ao cenário clínico real). NACA e QMA alcançaram um desempenho semelhante no ChallengeCinC, enquanto apenas o NACA obteve um bom desempenho no TestTNMG (Se=0,89; Sp=0,99; VPP=0,59; F_2 =0,76 e redução de custos 2,3±1,8%). Por sua vez, ao contrário do DRA, EIDA_{LIMB} e EIDA_{PREC} alcançaram um bom desempenho no TestTNMG_{INV} (Se≥0,88; Esp≥0,98; VPP≥0,32; F_2 ≥0,63 e redução de custos 2,8±2,2%). Portanto, percebe-se que algoritmos aplicáveis ao cenário clínico real devem ser desenvolvidos baseados em dados representativos da realidade clínica. Adicionalmente, a implementação do NACA, EIDA_{LIMB} e EIDA_{PREC} em qualquer serviço de telecardiologia tem potencial de resultar em benefícios evidentes de saúde e financeiros para os pacientes e para o sistema de saúde.

Palavras-chave: Eletrocardiograma. Avaliação da qualidade do traçado. Inversão dos eletrodos. Redução de custos. Desequilíbrio de classe. Aplicação clínica real.

Abstract

The automatic classification of the 12-lead Electrocardiogram (ECG) recording as acceptable or as unacceptable for a medical report is fundamental to minimize costs and risks related to the cardiac diagnostic process. Most algorithms for such classification include non-intuitive parameters and were developed based on data that are not representative of the real clinical scenario: underrepresentation of pathological ECG recordings and overrepresentation of unacceptable recordings. Therefore, new algorithms were introduced, which were developed and validated on data from a real telecardiology system - Telehealth Network of Minas Gerais (TNMG): Noise Automatic Classification Algorithm (NACA) to assess the quality of 12-lead ECG recordings; Limb Electrode Interchange Detection Algorithm ($EIDA_{LIMB}$) and Precordial Electrode Interchange Detection Algorithm ($EIDA_{PREC}$) to detect limb and precordial electrode interchanges, respectively. These algorithms were developed based on clinical knowledge of the electrocardiographic tracing, using signal processing techniques of low computational complexity and using rules of physical or physiological meaning that are understandable and may be changed/adapted. The proposed algorithms were compared with other relevant ones in the literature using five metrics: Sensitivity (Se), Specificity (Sp), Positive Predictive Value (PPV), F_2 and cost reduction resulting from the use of these algorithms in a real clinical system. Then, NACA was compared to the Quality Measurement Algorithm (QMA), winner of the Computing in Cardiology Challenge 2011, using data provided by TNMG (TestTNMG) and another publicly available, ChallengeCinC. On the other hand, $EIDA_{LIMB}$ and $EIDA_{PREC}$ were compared to the Decision Rules Algorithm (DRA), which is currently the most renowned in the literature, using another dataset provided by TNMG (TestTNMG_{INV}). TestTNMG and TestTNMG_{INV} datasets consist of 34,310 and 23,235 ECG recordings, respectively (1% unacceptable and 50% pathological), while ChallengeCinC consists of 1,000 ECG recordings (23% unacceptable, higher than the actual clinical scenario). NACA and QMA achieved similar performance in ChallengeCinC, while only NACA achieved satisfactory performance in TestTNMG (Se=.89; Sp=.99; PPV=.59; F_2 =.76 and cost reduction $2.3 \pm 1.8\%$). On the other hand, unlike DRA, $EIDA_{LIMB}$ and $EIDA_{PREC}$ achieved satisfactory performance in TestTNMG_{INV} (Se \geq .88; Sp \geq .98; PPV \geq .32; F_2 \geq .63 and cost reduction $2.8 \pm 2.2\%$). Therefore, it is noted that algorithms to be used in a real clinical scenario must be developed based on representative data of the clinical reality. Additionally, the implementation of NACA, $EIDA_{LIMB}$ and $EIDA_{PREC}$ in any telecardiology service may result in evident health and financial benefits for the patients and the healthcare system.

Keywords: Electrocardiogram. Signal quality assessment. Electrode interchanges. Cost reduction. Class imbalance. Real clinical application.

Lista de Ilustrações

Figura 2.1 - Detalhes estruturais do coração. Adaptado de (HALL, 2017).	32
Figura 2.2 – À esquerda, o sistema de condução do coração e seus componentes especializados. À direita, os típicos potenciais de ação de cada componente do sistema de condução do coração em relação ao tempo de ocorrência em um ciclo cardíaco. Adaptado de (BARRET <i>et al.</i> , 2016).	34
Figura 2.3 - Representação da dinâmica do VCG durante a despolarização e repolarização em oito pontos do ciclo cardíaco de um paciente saudável, em que a seta e o seu tamanho representam o vetor VCG e a sua magnitude, respectivamente. Adaptado de (JOHNSON, 2003).	34
Figura 2.4 - Representação das ondas, intervalos e segmentos do registro do ECG de um paciente saudável. Adaptado de (HALL, 2017).	35
Figura 2.5 - Posicionamento correto dos eletrodos para a aquisição do sinal de ECG de 12 derivações. À esquerda, o posicionamento dos eletrodos no plano horizontal (derivações precordiais) V1 a V6. À direita no plano frontal (derivações dos membros), em que RA (<i>Right Arm</i>), LA (<i>Left Arm</i>), RL (<i>Right Leg</i>) e LL (<i>Left Leg</i>) representam os eletrodos posicionados no braço direito, braço esquerdo, perna direita e perna esquerda, respectivamente.....	37
Figura 2.6 - A) Representação do triângulo de Einthoven; B) Diagrama do plano frontal com as projeções das derivações dos membros com um distanciamento espacial de 30° entre cada derivação. C) Diagrama do plano horizontal apresentando as relações espaciais das seis derivações precordiais. As linhas contínuas e as tracejadas indicam os polos positivos e negativos de cada derivação, respectivamente.	38
Figura 2.7 - Representações do VCG nos planos anatômicos. Painéis à esquerda descrevem as derivações ortogonais ($X = DI$, $Y = aVF$ e $Z = V2$). Painéis à direita representam essas derivações com os <i>loops</i> vetoriais em 2D e 3D, em que os <i>loops</i> P, QRS e T estão representados em azul, vermelho e verde, respectivamente. Note que, na representação 3D, a seta amarela indica a magnitude do <i>loop</i> QRS, e o θ refere-se ao valor angular do eixo cardíaco. Os pontos nas representações em 2D marcam os valores máximos alcançados nos <i>loops</i> . Adaptado de (MAN <i>et al.</i> , 2015).....	41

Figura 2.8 - Exemplos dos principais tipos de ruídos e artefatos inerentes à aquisição do sinal de ECG de 12 derivações na prática diária clínica: A) Desvio da linha de base B) Ruído muscular; C) Artefato de movimento e D) Interferência da rede elétrica. Adaptado da base de dados da (Rede de Telessaúde de Minas Gerais, 2020).	43
Figura 2.9 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável sem inversão de eletrodos; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven.	48
Figura 2.10 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável e com inversão dos eletrodos RA-LA; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven. O registro do ECG com a inversão foi obtido computacionalmente a partir do registro do ECG da Figura 2.9. Note que os nomes das derivações marcadamente mais claro no registro do ECG são relacionadas aos efeitos da inversão RA-LA.	48
Figura 2.11 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável e com inversão dos eletrodos RA-LL; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven. O registro do ECG com inversão foi obtido computacionalmente a partir do registro do ECG da Figura 2.9. Note que os nomes das derivações marcadamente mais claro no registro do ECG são relacionadas com os efeitos da inversão RA-LL.	49
Figura 2.12 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável e com inversão dos eletrodos LA-LL; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven. O registro do ECG com inversão foi obtido computacionalmente a partir do registro do ECG da Figura 2.9. Note que os nomes das derivações marcadamente mais claro no registro do ECG são relacionadas com os efeitos da inversão LA-LL.	49
Figura 2.13 – Exemplificação da progressão usual das ondas R (círculo preto) e S (asterisco preto) em um registro do ECG de um paciente saudável. Note o aumento da amplitude da onda R e a diminuição do módulo da amplitude da onda S de V1 a V6, com a onda R atingindo seu valor máximo de amplitude na derivação V4. Apenas um batimento cardíaco foi selecionado para esta representação.....	50
Figura 2.14 – Fluxograma do processo de diagnóstico cardíaco realizado pela TNMG. Os componentes do fluxo com linhas contínuas representam o atual mapeamento do processo de diagnóstico cardíaco. Note que para essa situação, quando a aquisição do sinal de ECG é classificada como inaceitável pelo especialista da TNMG, todo o processo de diagnóstico precisa ser realizado novamente, e com isso, custos extra são gerados. Os componentes do fluxo	

com linhas tracejadas destacam o processo de diagnóstico cardíaco após a implementação dos algoritmos na TNMG. Note que quando o registro de ECG é classificado como inaceitável pelo algoritmo, o paciente é submetido imediatamente à uma nova aquisição do sinal de ECG. ... 58

Figura 3.1 - Delineamento do NACA. 61

Figura 3.2 – Exemplos de registros de ECG normais e aceitáveis do conjunto de dados TestTNMG. 63

Figura 3.3 - Exemplos de registros de ECG patológicos e aceitáveis do conjunto de dados TestTNMG. 64

Figura 3.4 - Exemplos de registros de ECG inaceitáveis do conjunto de dados TestTNMG. . 65

Figura 3.5 – Estimativa do modelo de batimento cardíaco (destacada em negrito) calculada como a mediana sincronizada amostra por amostra (veja Equação (3.5)) de todos os batimentos cardíacos k para cada derivação d 67

Figura 3.6 – À esquerda, exemplos de traçados da derivação I de um registro do ECG sem ruído (superior) e com ruído (inferior), e à direita a sobreposição de todos os seus batimentos cardíacos e o modelo de batimento cardíaco (linha contínua mais espessa). Note que os pontos em preto dos traçados à esquerda representam as localizações dos picos R, e esses traçados foram retirados do TestTNMG. 70

Figura 3.7 - Curva ROC obtida pela variação do limiar SNR_{thres} do NACA no TrainingTNMG. $SNR_{thres} > 6,5$ são apresentados nesta curva para evidenciar as pequenas variações de TPR e FPR com a seleção de um limiar superior aos selecionados neste trabalho. 76

Figura 3.8 – Box plot do parâmetro $SNR_{overall}$ estimado pelo NACA para o TestTNMG, o ChallengeCinC e o TestTNMG_{subset}, em que as medianas de $SNR_{overall}$ obtidas foram 58, 24 e 24, respectivamente. O teste de Wilcoxon bilateral rejeitou a hipótese nula de medianas iguais para o TestTNMG e o ChallengeCinC, com valor de $p < 0,01$ 80

Figura 3.9 - Estimativa da redução de custos resultante do uso do NACA, do QMA e de um classificador ideal em função do multiplicador de custo aplicado às ocorrências FN para A) TestTNMG e B) ChallengeCinC. O multiplicador de custo é relacionado ao custo do registro FN, em que x2 representa apenas os custos diretos, e a variação de x3 até x7 representa os custos indiretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco. Para o TestTNMG, essa redução de custos anual em reais também foi estimada. 81

Figura 4.1 – Divisões dos algoritmos EIDA_{LIMB} e EIDA_{PREC}. 88

Figura 4.2 - Delineamento do EIDA _{LIMB}	91
Figura 4.3 – Exemplo do eixo elétrico de QRS do ECGORIG (A) e do ECGREC (B). Note que os círculos representam os picos R das derivações I e aVF, o <i>loop</i> representa os modelos dos batimentos cardíacos dessas derivações, e a seta corresponde a magnitude desse <i>loop</i> . O diagrama é dividido em quatro quadrantes de acordo com a polaridade positiva ou negativa do complexo QRS: Q1, positiva em I e aVF; Q2, positiva em I e negativa em aVF; Q3, negativa em I e aVF; e Q4, negativa em I e positiva em aVF.	95
Figura 4.4 – À esquerda, os traçados das derivações I e aVR, e à direita, seus respectivos modelos de batimento para: A) ECGORIG sem inversão dos eletrodos RA-LA (complexo QRS com polaridade positiva na derivação I e negativa na aVR); e B) ECGORIG com inversão dos eletrodos RA-LA (complexo QRS com polaridade negativa na derivação I e positiva na aVR).	97
Figura 4.5 – Representação do eixo elétrico de QRS do ECGORIG (A) e do ECGREC (C) sem inversão dos eletrodos RA-LA e do ECGORIG (B) e do ECGREC (D) com inversão dos eletrodos RA-LA. Note que para (A) e (C), θ_{orig} e θ_{rec} estão localizados em Q1, enquanto em (B) e (D), θ_{orig} e θ_{rec} estão localizados em quadrantes opostos em relação ao eixo y. Os círculos representam os picos R das derivações I e aVF, o <i>loop</i> representa os modelos dos batimentos cardíacos dessas derivações, e a seta corresponde a magnitude desse <i>loop</i>	98
Figura 4.6 – À esquerda, os traçados das derivações I, II, III, aVR e aVF para o ECGORIG com inversão dos eletrodos RA-LL, e à direita, seus respectivos modelos de batimentos. Note os complexos QRS com polaridade negativa nas derivações I, II, III e aVF e positiva na derivação aVR.	100
Figura 4.7 - À esquerda, os traçados das derivações aVR para o ECGORIG e para ECGREC com inversão dos eletrodos RA-LL, e à direita, seus respectivos modelos de batimentos. Note os complexos QRS com polaridade negativa na derivação aVR do ECGORIG e positiva na derivação aVR do ECGREC.	101
Figura 4.8 – Representação em par ordenado (x, y) dos picos R (círculos pretos) para cada modelo de batimento cardíaco das derivações precordiais, em que x corresponde a posição e y a amplitude do pico R. Note a ordem sequencial e crescente das posições e das amplitudes dos picos R, com R atingindo seu valor máximo de amplitude em V5.	102

Figura 4.9 – Traçados das derivações precordiais (V1 a V6). Note a maior similaridade entre os traçados das derivações sequenciais e posteriores do que com os demais traçados das outras derivações precordiais.....	102
Figura 4.10 - Delineamento do EIDA _{PREC}	103
Figura 4.11 - Posições dos picos R detectadas pela nossa adaptação no algoritmo Pan-Tompkins (círculos em preto) para as derivações precordiais. Note que para esse registro do ECG, essas posições são apenas aproximações das posições verdadeiras dos picos R (quadrados pretos).	105
Figura 4.12 - Matriz de confusão dos algoritmos EIDA _{LIMB} , DRA _{LIMB} e EIDA _{PREC} para o TestTNMG _{INV} . Cabe lembrar que <i>ground-truth</i> é a rotulagem automática gerada durante a criação dos conjuntos de dados.....	110
Figura 4.13 - Estimativa de redução de custos resultante do uso dos algoritmos EIDA _{LIMB} , EIDA _{PREC} , DRA _{LIMB} , DRA _{PREC} e de um classificador ideal em função do multiplicador de custo aplicado aos registros do FN para o conjunto de dados de teste. O multiplicador de custos varia de x2, que representa apenas custo direto, a x7, que representa também os custos indiretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco. Além disso, estimamos essa redução de custos anual em reais.....	111

Lista de Tabelas

Tabela 2.1 - Valores de referência dos principais achados do traçado eletrocardiográfico de um paciente saudável. Note que M e F na linha ‘Intervalo QTc’ correspondem à Masculino e Feminino, respectivamente, e front. e prec. na linha ‘Complexo QRS’ equivalem à frontais e precordiais, respectivamente (PASTORE et al., 2016).....	41
Tabela 2.2. Principais inversões dos eletrodos dos membros e seus respectivos efeitos nos traçados das derivações do ECG. Note que as inversões dos eletrodos dos membros são apresentadas na primeira coluna da tabela e que os efeitos gerados por essas inversões são apresentados na mesma linha e nas colunas subsequentes. Para essas colunas, o símbolo (-) representa a inversão do sinal do traçado da derivação e, caso contenha o nome de uma derivação diferente do da coluna em negrito, significa a troca do traçado da derivação Fonte: Adaptado de (XIA; GARCIA; ZHAO, 2012)	46
Tabela 3.1 - Visão geral dos três conjuntos de dados de registros do ECG de 12 derivações considerados nesta etapa deste trabalho: TrainingTNMG, TestTNMG e ChallengeCinC (SILVA; MOODY; CELI, 2011).....	62
Tabela 3.2 – Valores para ajuste heurístico dos limiares do QMA no conjunto de dados TrainingTNMG.....	72
Tabela 3.3 - Descrição e valores de todos os custos diretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco da TNMG.....	74
Tabela 3.4 – Resultados alcançados pelos algoritmos NACA, QMA e QMA _{mod} no TrainingTNMG.....	77
Tabela 3.5 – Resultado do ajuste heurístico dos limiares do QMA no TrainingTNMG	77
Tabela 3.6 – Desempenho do NACA, QMA e QMA _{mod} no TestTNMG e no ChallengeCinC	78
Tabela 3.7 - Porcentagem de FP restringindo a análise aos registros do ECG patológicos do TestTNMG, e especificamente àqueles diagnosticados com fibrilação atrial ou batimentos prematuros	79
Tabela 4.1 - Visão geral dos conjuntos de dados de registros do ECG de 12 derivações considerados nesta etapa deste trabalho: TrainingTNMG _{INT} e TestTNMG _{INT} . Case ressaltar que	

INT em $\text{TrainingTNMG}_{\text{INT}}$ pode ser RALA, RALL, V1V6, V2V5 e COMP, e em $\text{TestTNMG}_{\text{INT}}$ pode ser LIMB ou PREC	90
Tabela 4.2 – Coeficientes da matriz de reconstrução Dower	92
Tabela 4.3 – Regras de decisão e limiares utilizados no DRA para a detecção das inversões dos eletrodos RA-LA, RA-LL e a inversão completa dos eletrodos precordiais	107
Tabela 4.4 – Resultados das divisões dos algoritmos $\text{EIDA}_{\text{LIMB}}$, $\text{EIDA}_{\text{PREC}}$ e DRA em seus respectivos conjuntos de dados de treinamento ($\text{TrainingTNMG}_{\text{INT}}$)	108
Tabela 4.5 – Resultados dos algoritmos $\text{EIDA}_{\text{LIMB}}$, $\text{EIDA}_{\text{PREC}}$, DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} nos conjuntos de dados de teste ($\text{TestTNMG}_{\text{INV}}$)	109

Lista de Siglas e Abreviaturas

2D	Bidimensional
3D	Tridimensional
AHA	American Heart Association
AV	Atrioventricular
aVF	Derivação aVF (<i>Augmented Vector Foot</i>) do ECG de 12 derivações
aVL	Derivação aVL (<i>Augmented Vector Left</i>) do ECG de 12 derivações
aVR	Derivação aVR (<i>Augmented Vector Right</i>) do ECG de 12 derivações
BP	Batimentos Prematuros
bpm	batimentos por minutos
CinC	Computing in Cardiology Challenge
Cost	Métrica custo
CSE	Common Standards for Quantitative Electrocardiography
DC	Direct Current
DRA	Decision Rules Algorithm
DRA _{LIMB}	DRA para detecção das inversões dos eletrodos dos membros
DRA _{LIMB-RALA}	DRA para detecção da inversão dos eletrodos RA-LA
DRA _{LIMB-RALL}	DRA para detecção da inversão dos eletrodos RA-LL
DRA _{mod}	Decision Rules Algorithm modificado
DRA _{PREC}	DRA para detecção das inversões dos eletrodos dos precordiais
DRA _{PREC-COMP}	DRA para detecção da inversão completa dos eletrodos precordiais
ECG	Eletrocardiograma
ECGORIG	Eletrocardiograma original - aquisição do sinal de ECG
ECGREC	Eletrocardiograma reconstruído
EIDA _{LIMB}	<i>Limb Electrode Interchange Detection Algorithm</i>
EIDA _{LIMB-RALA}	EIDA _{LIMB} para detecção da inversão dos eletrodos RA-LA
EIDA _{LIMB-RALL}	EIDA _{LIMB} para detecção da inversão dos eletrodos RA-LL
EIDA _{PREC}	<i>Precordial Electrode Interchange Detection Algorithm</i>
EIDA _{PREC-COMP}	EIDA _{PREC} para detecção da inversão completa dos eletrodos precordiais

EIDA _{PREC-V1V6}	EIDA _{PREC} para detecção da inversão dos eletrodos V1-V6
EIDA _{PREC-V2V5}	EIDA _{PREC} para detecção da inversão dos eletrodos V2-V5
EMG	Eletromiografia
Esp	Especificidade
FA	Fibrilação Atrial
F ₂	pontuação F _β com β=2
fc	Frequência de corte
FIR	<i>Finite impulse response</i>
FN	Falso Negativo
FNR	<i>False Negative Rate</i>
FP	Falso Positivo
FPR	<i>False Positive Rate</i>
Hz	Hertz
I	Derivação I do ECG de 12 derivações
II	Derivação II do ECG de 12 derivações
III	Derivação III do ECG de 12 derivações
IIR	<i>Infinite impulse response</i>
LA	<i>Left Arm</i>
LAD	<i>Left Axis Deviation</i>
LA-LL	Inversão dos eletrodos LA e LL
LL	<i>Left Leg</i>
ms	Milissegundos
mV	Milivolts
NACA	<i>Noise Automatic Classification Algorithm</i>
Q1	Quadrante 1 do diagrama angular do plano frontal
Q2	Quadrante 2 do diagrama angular do plano frontal
Q3	Quadrante 3 do diagrama angular do plano frontal
Q4	Quadrante 4 do diagrama angular do plano frontal
QMA	<i>Quality Measurement Algorithm</i>
QMA _{mod}	QMA modificado
RA	<i>Right Arm</i>

RAD	<i>Rigth Axis Deviation</i>
RA-LA	Inversão dos eletrodos RA e LA
RA-LL	Inversão dos eletrodos RA e LL
RL	<i>Right Leg</i>
RL-LA	Inversão dos eletrodos RL e LA
RL-RA	Inversão dos eletrodos RL e RA
RNA	Redes Neurais Artificiais
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
S	Segundos
SA	Sinusal
SBC	Sociedade Brasileira de Cardiologia
Se	Sensibilidade
SNR	<i>Signal-to-Noise Ratio</i>
SNR _{thres}	Limiar utilizado pelo NACA para classificação do registro do ECG
SUS	Sistema Único de Saúde
SVM	<i>Support Vector Machine</i>
TCW	Terminal Central de Wilson
Tex	Tempo de execução do algoritmo
TNMG	<i>Telehealth Network of Minas Gerais</i>
TPR	<i>True Positive Rate</i>
V1	Derivação V1 do ECG de 12 derivações
V1-V2	Inversão dos eletrodos V1 e V2
V1-V6	Inversão dos eletrodos V1 e V6
V2	Derivação V2 do ECG de 12 derivações
V2-V5	Inversão dos eletrodos V2 e V5
V3	Derivação V3 do ECG de 12 derivações
V3-V4	Inversão dos eletrodos V3 e V4
V4	Derivação V4 do ECG de 12 derivações
V5	Derivação V5 do ECG de 12 derivações
V5-V6	Inversão dos eletrodos V5 e V6
V6	Derivação V6 do ECG de 12 derivações

V_{aVF}	Potencial elétrico na derivação aVF do registro do ECG
V_{aVL}	Potencial elétrico na derivação aVL do registro do ECG
V_{aVR}	Potencial elétrico na derivação aVR do registro do ECG
VCG	Vetorcardiograma
V_I	Potencial elétrico na derivação I do registro do ECG
V_{II}	Potencial elétrico na derivação II do registro do ECG
V_{III}	Potencial elétrico na derivação III do registro do ECG
V_{LA}	Potencial elétrico do eletrodo LA
V_{LL}	Potencial elétrico do eletrodo LL
VN	Verdadeiro Negativo
VP	Verdadeiro Positivo
VPP	Valor Preditivo Positivo
V_{RA}	Potencial elétrico do eletrodo RA
V_{tcw}	Potencial elétrico do terminal de Wilson
X	Traçado da derivação que representa o eixo x do sistema ortogonal de Frank
Y	Traçado da derivação que representa o eixo y do sistema ortogonal de Frank
Z	Traçado da derivação que representa o eixo z do sistema ortogonal de Frank

Lista de Símbolos

$ x $	Valor absoluto de um número x
μ	Média
A	Traçado eletrocardiográfico de uma derivação precordial
argmin	Argumento mínimo
B	Traçado eletrocardiográfico de uma derivação precordial
Corr(A, B)	Correlação entre A e B
D	derivação
fc	frequência de corte
I	Índice
K	Número total de batimentos cardíacos
k	Batimento cardíaco
L	Número de amostras do modelo de um batimento cardíaco
lmax	Número de amostras para revisão da posição dos picos R
M	Número de amostras em 9 ms do traçado eletrocardiográfico
median	Mediana
n	Número de amostra
N	Número total de amostras do traçada eletrocardiográfico de uma derivação precordial
Σ	Somatório
T_{ex}	Tempo de execução
variance	Variância
x	Traçado eletrocardiográfico da derivação I
x[n]	Sinal
y	Traçado eletrocardiográfico da derivação aVF
θ_{orig}	Ângulo formado pelas projeções dos traçados I e aVF do ECG original
θ_{rec}	Ângulo formado pelas projeções dos traçados I e aVF do ECG reconstruído
σ	Desvio padrão

Sumário

Introdução.....	27
1.1 Objetivos	29
1.1.1 Objetivos específicos	29
1.2 Estrutura do trabalho.....	30
2 Fundamentação Teórica.....	31
2.1 Sistema cardiovascular: anatomia e fisiologia cardíaca.....	31
2.2 Eletrocardiograma: definição e principais componentes	35
2.3 Análise do registro do ECG de 12 derivações na prática diária clínica.....	39
2.3.1 Ruídos no traçado eletrocardiográfico	42
2.3.2 Inversões dos eletrodos.....	44
2.4 Algoritmos para a avaliação do traçado eletrocardiográfico.....	51
2.4.1 Algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico .	51
2.4.2 Algoritmos para a detecção das inversões dos eletrodos	54
2.5 <i>Telehealth Network of Minas Gerais (TNMG)</i> e suas demandas	56
3 Noise Automatic Classification Algorithm – NACA.....	60
3.1 Materiais e métodos.....	61
3.1.1 Conjuntos de dados.....	61
3.1.2 Etapas de desenvolvimento do NACA	66
3.1.3 Ajustes do QMA.....	71
3.1.4 Métricas de Desempenho	72
3.2 Resultados	76
3.2.1 Ajuste dos limiares do NACA e do QMA	76

3.2.2	Desempenho do NACA e do QMA no TestTNMG e no ChallengeCinC ..	78
3.2.3	Estimativa da redução de custos pela introdução do NACA e do QMA nos conjuntos de dados de teste	80
3.3	Discussão.....	81
3.3.1	Desempenho do NACA e do QMA no ChallengeCinC	82
3.3.2	Desempenho do NACA e do QMA no TestTNMG	83
3.3.3	Redução estimada de custos pelo uso do NACA e do QMA no TestTNMG e no ChallengeCinC.....	85
3.4	Limitações do NACA	86
4	Electrode Interchange Detection Algorithms (EIDA).....	87
4.1	Materiais e Métodos.....	88
4.1.1	Conjunto de dados	88
4.1.2	<i>Limb Electrode Interchange Detection Algorithm - EIDA_{LIMB}</i>	90
4.1.3	<i>Precordial Electrode Interchange Detection Algorithm – EIDA_{PREC}</i>	101
4.1.4	Ajustes no DRA.....	106
4.1.5	Métricas de Desempenho	107
4.2	Resultados	108
4.2.1	Desempenho dos algoritmos no TrainingTNMG _{INT}	108
4.2.2	Desempenho dos algoritmos no TestTNMG _{INT}	109
4.2.3	Estimativa da redução de custos pela introdução do EIDA e DRA no TestTNMG _{INT}	111
4.3	Discussão.....	112
4.3.1	Desempenho dos algoritmos no TestTNMG _{INV}	112
4.3.2	Redução estimada de custos pelo uso de um algoritmo para detecção das inversões dos eletrodos no sistema da TNMG	115
4.3.3	Limitações do EIDA _{LIMB} e do EIDA _{PREC}	115

5	Conclusões.....	117
5.1	Propostas de Continuidade.....	118
6	Referências.....	119

Capítulo 1

Introdução

Doenças cardiovasculares são consideradas a principal causa de morte no mundo, com 17,9 milhões de mortes em 2019, e com estimativa de 22,2 milhões de mortes em 2030 (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2019). Dentre os métodos para diagnóstico dessas doenças, destaca-se o eletrocardiograma (ECG), o qual representa graficamente a atividade elétrica do coração (KHAVAS; ASL, 2018), é o mais importante e consolidado no campo clínico para o diagnóstico cardíaco (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006; LIMA *et al.*, 2021; LUIZ *et al.*, 2010; MOEYERSONS *et al.*, 2021). O modo mais comum de aquisição do ECG no contexto clínico é por meio do uso de 10 eletrodos superficiais colocados em posições específicas do corpo, registrando a atividade elétrica do coração em 12 derivações e por durante aproximadamente 10 segundos (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2017).

Em contraponto à vasta aplicabilidade do ECG no diagnóstico clínico cardíaco, em muitos países, os serviços de cardiologia estão disponíveis apenas nas grandes cidades. Deste modo, os habitantes de áreas suburbanas e rurais geralmente não dispõem de opções viáveis de acesso a uma simples avaliação cardiológica (LIMA *et al.*, 2021; MOEYERSONS *et al.*, 2021). Neste cenário, um papel fundamental é desempenhado pelos serviços de telecardiologia, tais como o *Heart Center in University hospital* (NIKUS *et al.*, 2009), *Heart Center at Children's Hospital of Pittsburgh* (OTERO *et al.*, 2014), *Health Telematic Network* (SCALVINI *et al.*, 2005), dentre outros (MOHAMMADZADEH *et al.*, 2022). No Brasil, destaca-se a *Telehealth Network of Minas Gerais* (TNMG), um sistema de saúde pública que atende mais de 1.354 municípios, com ênfase na aquisição e avaliação do registro do ECG (LIMA *et al.*, 2021; RIBEIRO *et al.*, 2019; UFMG-HC, 2022).

O processo de diagnóstico cardíaco realizado pela TNMG compreende a aquisição do sinal de ECG nas unidades remotas e o laudo fornecido pelos médicos especialistas na unidade central. Atualmente, em dias úteis, a TNMG realiza e avalia aproximadamente 3.000 aquisições de sinal de ECG de 12 derivações por dia e, desde a sua implementação, já realizou e avaliou

mais de 4 milhões de aquisições de sinal de ECG, tornando-se um dos maiores serviços de telediagnóstico do mundo (UFMG-HC, 2022).

Estudos preliminares apontam que aproximadamente 3,5% dos registros do ECG enviados à unidade central da TNMG são classificados como inaceitáveis para laudo médico devido à baixa qualidade do traçado eletrocardiográfico ou em consequência das inversões dos eletrodos (RIBEIRO *et al.*, 2019). Por conseguinte, para esses casos, faz-se necessário uma repetição de todo o processo de diagnóstico cardíaco da TNMG. Conseqüentemente, essa repetição resulta em um aumento de custos financeiros, de tempo despendido pelo paciente e pelos profissionais de saúde, além de possíveis riscos relacionados a um diagnóstico tardio de uma emergência cardíaca, como bloqueio atrioventricular completo com necessidade de implante de marcapasso e infarto agudo do miocárdio com supradesnivelamento do segmento ST.

Uma maneira eficaz de mitigar a necessidade de repetição de todo o processo de diagnóstico cardíaco da TNMG é utilizar algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões dos eletrodos imediatamente após a aquisição do sinal de ECG. Para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico encontra-se na literatura diferentes metodologias, como o uso das características morfológicas e dos momentos estatísticos dos traçados do ECG, e das propriedades espectrais dos ruídos inerentes à aquisição do sinal do ECG (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; MOEYERSONS *et al.*, 2019; ORPHANIDOU *et al.*, 2015; RODRIGUES; BELO; GAMBOA, 2017). Por sua vez, para a detecção das inversões dos eletrodos, é relatado a utilização de informações do traçado eletrocardiográfico no domínio do tempo e/ou frequência, de investigações estatísticas e do uso da redundância de informações do sistema de 12 derivações (HEDÉN *et al.*, 1995; JEKOVA *et al.*, 2016; JEKOVA; KRASTEVA; ABACHERLI, 2013; KORS; VAN HERPEN, 2001; RJOOB *et al.*, 2021; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012). Embora empreguem índices ou descritores variados, esses algoritmos são fundamentados essencialmente em regras baseadas em limiares empíricos, árvores de decisão e técnicas de inteligência artificial.

Em contrapartida à variedade desses tipos de algoritmos na literatura, especula-se que eles não são plenamente satisfatórios quando aplicados aos registros do ECG realizados na

TNMG. Tal especulação é embasada no fato que esses algoritmos foram desenvolvidos em dados não representativos de uma aplicação do mundo real. Por exemplo, os tipos e as ocorrências das alterações cardíacas são retratados de maneira insuficiente; os ruídos e os artefatos são, em muitos casos, gerados artificialmente; e os registros do ECG inaceitáveis para laudo médico são excessivamente representados. Ademais, alguns deles foram desenvolvidos baseados em parâmetros difíceis de interpretar em termos de significado clínico ou fisiológico (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; HO CHEE TAT; XIANG; ENG THIAM, 2011; JEKOVA *et al.*, 2012) e outros apresentam uma complexidade computacional não recomendada para o sistema de telemedicina da TNMG (LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; RJOOB *et al.*, 2021; RODRIGUES; BELO; GAMBOA, 2017). Portanto, percebe-se a necessidade do desenvolvimento de algoritmos aplicáveis a sistemas reais de saúde, tais como a TNMG.

1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões de eletrodos, classificando o registro do ECG de 12 derivações em aceitável ou inaceitável para laudo médico na prática clínica diária. Esses algoritmos serão desenvolvidos e validados em dados representativos de um sistema de telecardiologia real. Adicionalmente, serão propostas técnicas pertinentes a área da Engenharia Biomédica que promovem a redução dos custos financeiros, operacionais e de saúde em um sistema de telecardiologia.

1.1.1 Objetivos específicos

Considerando o objetivo principal, os objetivos específicos são:

1. Criar conjuntos de dados de registros do ECG para o treinamento e para o teste dos algoritmos propostos neste trabalho, de forma que esses dados sejam verdadeiramente representativos da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros do ECG patológicos e inaceitáveis;
2. Desenvolver algoritmos com base em técnicas de processamento de sinal bem estabelecidas e utilizando regras factíveis de alterações posteriores, as quais devem

retratar o conhecimento clínico dos cardiologistas. Adicionalmente, deve-se empregar o uso limitado de limiares empíricos, os quais devem ter significado físico ou fisiológico interpretável;

3. Aplicar técnicas de baixa complexidade computacional para o desenvolvimento dos algoritmos, visto que serão implementados nos computadores das unidades remotas do sistema da TNMG;
4. Obter desempenho superior quando comparado aos algoritmos específicos e disponíveis na literatura para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões de eletrodos em registros do ECG de 12 derivações; e
5. Reduzir em pelo menos 3% os custos do sistema da TNMG relacionados a repetição do processo de diagnóstico cardíaco.

1.2 Estrutura do trabalho

Este texto está dividido em cinco capítulos. O presente capítulo apresenta uma contextualização geral e elenca os objetivos deste trabalho.

O Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica sobre os principais conceitos do sistema cardiovascular e do ECG de 12 derivações. Adicionalmente, os principais algoritmos da literatura para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões de eletrodos são apresentados. Dentre esses algoritmos, são apontados quais são selecionados para fins de comparação com os algoritmos propostos neste trabalho. Por último, explicam-se as limitações dos algoritmos publicamente disponíveis no cenário da TNMG.

Os Capítulos 3 e 4 detalham os materiais e métodos, os resultados, as discussões, e as limitações no que concerne o desenvolvimento dos algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões de eletrodos, respectivamente.

Por fim, o Capítulo 5 apresenta as conclusões e as propostas de continuidade deste trabalho.

Capítulo 2

2 Fundamentação Teórica

A primeira parte deste capítulo compreende uma breve explanação sobre a anatomia e fisiologia cardíaca, uma explicação sobre as definições do traçado de ECG de 12 derivações e uma apresentação dos principais algoritmos da literatura para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões dos eletrodos. A segunda parte abrange uma contextualização do cenário da TNMG, apontando as limitações da aplicabilidade dos algoritmos da literatura no sistema da TNMG.

2.1 Sistema cardiovascular: anatomia e fisiologia cardíaca

O coração é um órgão muscular constituído, principalmente, por tecido muscular estriado cardíaco e tem como principal função bombear sangue para todo o corpo. Estruturalmente, a parede do coração é composta por três camadas: o endocárdio, camada interna que reveste o interior de todas as câmaras cardíacas; o miocárdio, camada intermediária, composta pelas fibras musculares e responsável pela ação de bombeamento do sangue; e o epicárdio, camada externa que envolve e protege o coração (HALL, 2017). Por sua vez, a estrutura interna desse órgão é formada por duas bombas pulsáteis: o coração direito, o qual bombeia sangue desoxigenado para os pulmões por meio da artéria pulmonar, e o coração esquerdo, que bombeia sangue oxigenado para os órgãos periféricos por intermédio da artéria aorta. Adicionalmente, cada bomba é composta por duas cavidades, um átrio e um ventrículo (HALL, 2017; SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

Os átrios, câmaras coletoras, são encarregados de receber o sangue proveniente de diversas partes do corpo e bombeá-lo para os ventrículos, os quais são responsáveis por garantir o bombeamento do sangue para os demais órgãos do corpo (HALL, 2017). O direcionamento do fluxo sanguíneo (átrios – ventrículos – demais órgãos do corpo) é assegurado pela ordem de abertura das válvulas cardíacas, as quais são classificadas como atrioventriculares ou semilunares. As atrioventriculares garantem o fluxo sanguíneo dos átrios para os ventrículos,

enquanto as semilunares, dos ventrículos para a artéria pulmonar e para a artéria aorta. As válvulas atrioventriculares e semilunares do coração direito são, respectivamente, a válvula tricúspide e a pulmonar, enquanto do coração esquerdo são, respectivamente, a válvula mitral e a aórtica (HALL, 2017). Os detalhes estruturais externos e internos do coração, e o direcionamento do fluxo sanguíneo são apresentados na Figura 2.1.

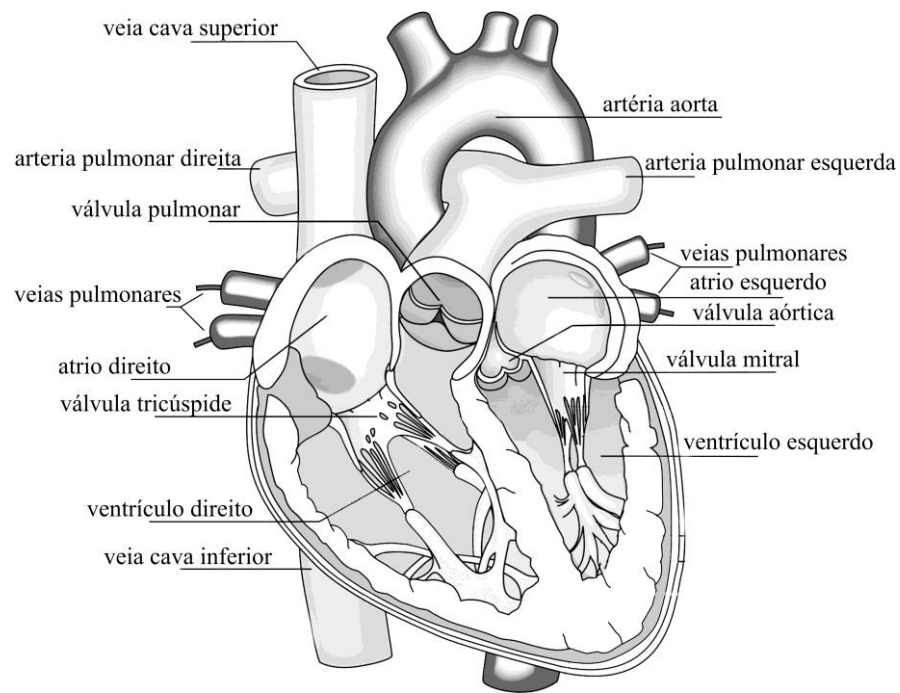


Figura 2.1 - Detalhes estruturais do coração. Adaptado de (HALL, 2017).

Em nível celular, as células do coração, denominadas miócitos, são células excitáveis e representam a unidade funcional do músculo cardíaco (MACFARLANE *et al.*, 2010). A membrana dessas células, dentre outras funções, regula a diferença de potencial elétrico entre os meios intra e extracelular por meio de uma combinação de mecanismos ativos e passivos (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2017). Essa diferença de potencial elétrico é denominada de potencial de membrana, o qual gera um campo elétrico e, portanto, do ponto de vista elétrico, o miócito pode ser aproximado como um dipolo elétrico responsável pela geração desse campo elétrico (JOHNSON, 2003; SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

Quando o miócito é excitado eletricamente por estímulo (externo ou dele próprio) e a diferença de potencial da membrana aumenta até um certo limiar, normalmente variando de -90 mV a 30 mV em 1 ms, é gerada uma resposta elétrica ativa e rápida com duração de 200 a

400 ms, denominada de potencial de ação (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Esse potencial desencadeia a contração do miócito e, conseqüentemente, devido à disposição deles em forma de sincício, ocorre a propagação do estímulo elétrico para os miócitos vizinhos por meio das junções comunicantes. Desta forma, um único potencial de ação pode se propagar por todo o sincício atrial ou ventricular, de maneira que este se contraia de modo síncrono (HALL, 2017; MACFARLANE *et al.*, 2010). Por fim, decorrida a propagação do potencial de ação, o miócito retorna ao seu estado de repouso (HALL, 2017; SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

A propagação completa do potencial de ação em todo o coração é realizada por meio do sistema de condução do coração e corresponde a um ciclo cardíaco. Este é constituído por quatro fases: duas atriais e duas ventriculares, mecanicamente ditas como contração (sístole) e relaxamento (diástole); e eletricamente, como despolarização e repolarização (HALL, 2017; SÖRNMO; LAGUNA, 2005). A partir da Figura 2.2 observa-se que o ciclo cardíaco se inicia com a geração do impulso elétrico, normalmente, no nó sinusal (SA), e se propaga por toda a massa muscular que forma o sincício atrial (despolarização atrial), provocando a sua contração. Através de fibras intermodais, o impulso chega ao nó atrioventricular (AV), que tem por função principal retardar a passagem do impulso entre o sincício atrial e ventricular. Posteriormente, o impulso chega ao feixe atrioventricular, o qual se divide em ramos, feixe de His direito e esquerdo e fibras de Purkinje. Com a chegada do impulso no sincício ventricular (despolarização ventricular e a repolarização atrial), inicia-se a contração ventricular, e subsequentemente, tem-se a repolarização e o relaxamento ventricular (HALL, 2017; SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

Durante o ciclo cardíaco, o campo elétrico gerado pelos miócitos é modificado, ou seja, o dipolo elétrico muda o seu módulo e orientação ao longo do tempo. Desta forma, esse campo elétrico variável pode ser representado por um dipolo elétrico equivalente, denominado vetorcardiograma (VCG) (DOS *et al.*, 2020; FRANK, 1954). O VCG é o vetor resultante da somatória de todos os dipolos elétricos dos miócitos durante o ciclo cardíaco, sendo representado em três dimensões ortogonais (X, Y e Z) (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2017). Na Figura 2.3 é possível evidenciar a dinâmica do VCG, o qual é representado por um vetor com um ponto de origem aproximadamente fixo e com magnitude e orientação variável de acordo com a propagação do impulso elétrico ao longo do tempo

(GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2017). Adicionalmente, a representação gráfica da evolução ao longo do tempo do VCG é caracterizada pelo registro do ECG (HALL; HALL, 2016).

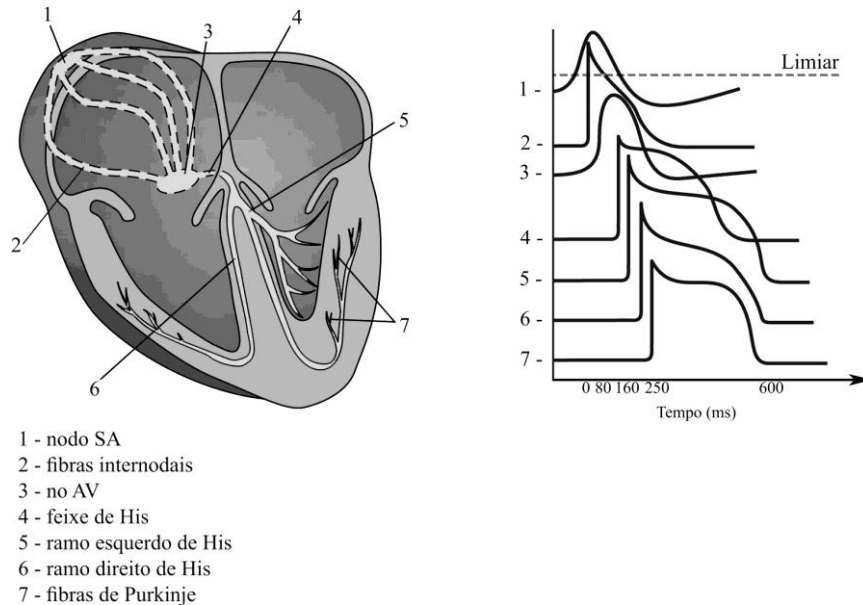


Figura 2.2 – À esquerda, o sistema de condução do coração e seus componentes especializados. À direita, os típicos potenciais de ação de cada componente do sistema de condução do coração em relação ao tempo de ocorrência em um ciclo cardíaco. Adaptado de (BARRET *et al.*, 2016).

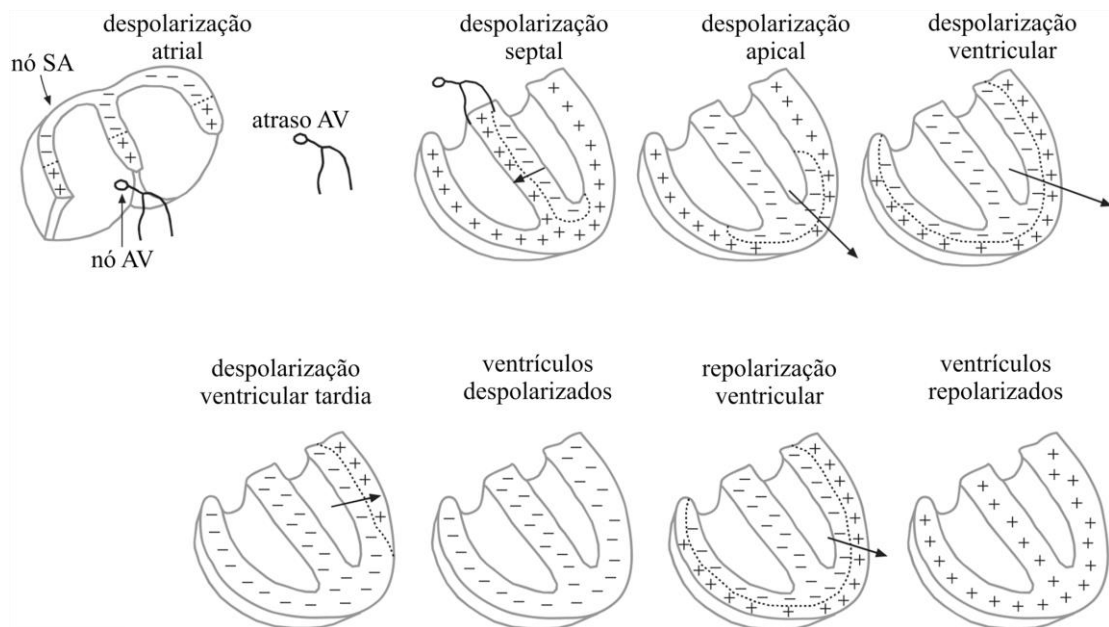


Figura 2.3 - Representação da dinâmica do VCG durante a despolarização e repolarização em oito pontos do ciclo cardíaco de um paciente saudável, em que a seta e o seu tamanho representam o vetor VCG e a sua magnitude, respectivamente. Adaptado de (JOHNSON, 2003).

2.2 Eletrocardiograma: definição e principais componentes

O ECG é um método de medida e representação gráfica da evolução ao longo do tempo do VCG, em que a representação de suas projeções, denominadas derivações, é realizada em eixos padronizados (MACFARLANE *et al.*, 2010). O traçado eletrocardiográfico de cada derivação apresenta as características de um sinal não estacionário pseudo-periódico, com amplitudes variáveis de 1 a 5 mV na banda de 0,05 Hz a 100 Hz, sendo que 90% da energia espectral está concentrada entre 0,25 Hz e 35 Hz (KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018; TOBON DIANA; FALK; MAIER, 2016).

Em cada pseudo-período do traçado eletrocardiográfico de uma derivação do registro do ECG de um ser humano saudável, é reproduzida uma sequência de ondas e intervalos: onda P, complexo QRS, onda T e onda U, como pode ser visto na Figura 2.4. A onda P e o complexo QRS são originados pela despolarização atrial e ventricular e ocorrem antes da contração dos átrios e dos ventrículos, respectivamente. As ondas T e U são produzidas pela repolarização ventricular, porém a onda U é gerada devido à repolarização tardia e nem sempre está presente no traçado eletrocardiográfico. Por sua vez, a repolarização atrial ocorre simultaneamente ao complexo QRS e, por isso, não pode ser visualizada no traçado eletrocardiográfico (MACFARLANE *et al.*, 2010).

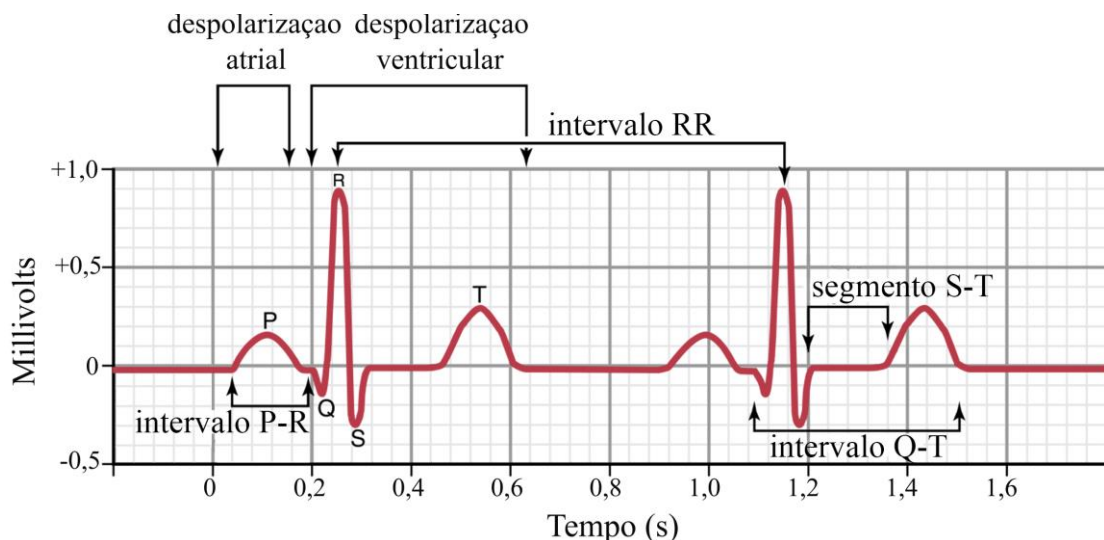


Figura 2.4 - Representação das ondas, intervalos e segmentos do registro do ECG de um paciente saudável. Adaptado de (HALL, 2017).

Adicionalmente, outros achados importantes do traçado eletrocardiográfico são os intervalos, conforme observado na Figura 2.4. O intervalo P-R é definido como o intervalo de tempo entre o início da excitação elétrica dos átrios (início da onda P) e o início da excitação elétrica dos ventrículos (início do complexo QRS). Esse intervalo quantifica o atraso na condução do impulso elétrico no nó AV (MACFARLANE *et al.*, 2010; SÖRNMO; LAGUNA, 2005). O intervalo R-R é definido como a diferença de intervalo de tempo entre duas ondas R sucessivas, sendo comumente utilizado para o cálculo da frequência cardíaca instantânea. Por sua vez, o intervalo Q-T quantifica a duração da atividade elétrica no ventrículo, com início no complexo QRS e término no final da onda T (HALL; HALL, 2016; MACFARLANE *et al.*, 2010). É comum a utilização para a avaliação cardíaca de um paciente o intervalo Q-T corrigido (QTc) devido à relação entre os intervalos R-R e Q-T, utilizando as fórmulas de Bazzeet, Fridericia, Hodges e Framingham, sendo as fórmulas lineares (Hodges e Framingham) as mais atualizadas com as diretrizes de interpretação de intervalo Q-T (INDIK *et al.*, 2006). Por fim, o segmento S-T, o qual é relativamente quiescente, corresponde ao trecho que inicia no final do complexo QRS e termina no início da onda T e é utilizado para a análise temporal do início da repolarização ventricular (PASTORE *et al.*, 2016).

Como mencionado anteriormente, o registro do ECG é uma representação gráfica das projeções (derivações) do VCG e, do ponto de vista da prática diária clínica, a aquisição do sinal de ECG tem como representação mais comum o de 12 derivações. Essa aquisição é realizada por meio de 10 eletrodos colocados em posições específicas do corpo, sendo quatro nos membros e seis no tórax (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Os eletrodos dos membros (plano frontal) são rotulados como RA (*Right Arm*), LA (*Left Arm*), RL (*Right Leg*) e LL (*Left Leg*), os quais são posicionados no braço direito, braço esquerdo, perna direita e perna esquerda, respectivamente. Por sua vez, os eletrodos do tórax (plano horizontal) são rotulados de precordiais V1 a V6 e são posicionados em pontos anatomicamente referenciados na parte anterior do tórax (ELDRIDGE *et al.*, 2014), conforme apresentado na Figura 2.5. O posicionamento correto desses eletrodos é considerado um dos principais fatores para garantir a qualidade e a confiabilidade do traçado eletrocardiográfico (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007). Isso pelo fato de que a projeção do VCG nas 12 derivações depende da posição

dos eletrodos dentro do campo elétrico gerado pelo dipolo elétrico (MACFARLANE *et al.*, 2010).

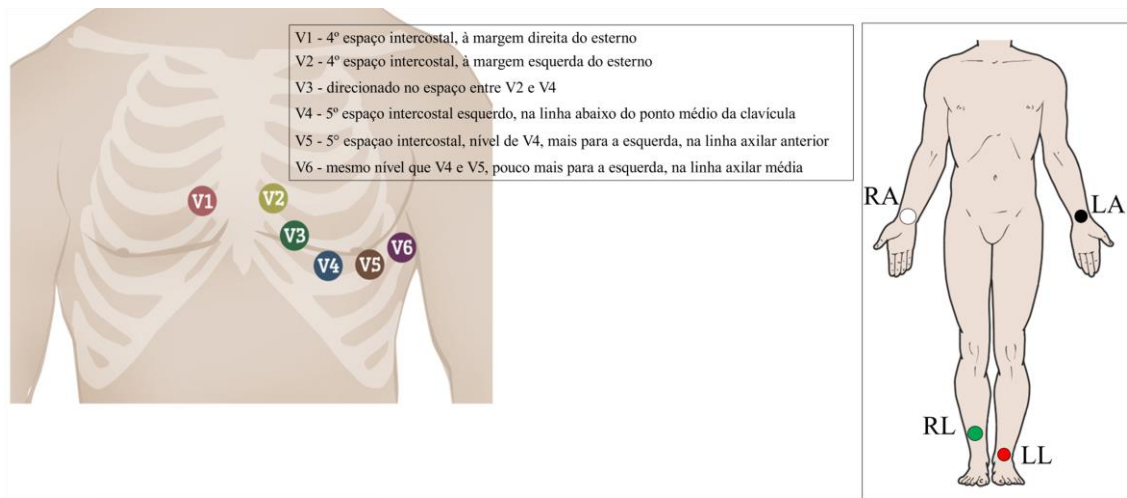


Figura 2.5 - Posicionamento correto dos eletrodos para a aquisição do sinal de ECG de 12 derivações. À esquerda, o posicionamento dos eletrodos no plano horizontal (derivações precordiais) V1 a V6. À direita no plano frontal (derivações dos membros), em que RA (*Right Arm*), LA (*Left Arm*), RL (*Right Leg*) e LL (*Left Leg*) representam os eletrodos posicionados no braço direito, braço esquerdo, perna direita e perna esquerda, respectivamente.

As 12 derivações são divididas em dois grupos em concordância com o posicionamento dos eletrodos: derivações dos membros, três bipolares (I, II e III) e três unipolares aumentadas (aVL, aVR e aVF); e derivações precordiais (V1, V2, V3, V4, V5 e V6) (HALL; HALL, 2016).

Para as derivações bipolares, a projeção do VCG representa os registros dos potenciais elétricos (V_I , V_{II} e V_{III}), os quais são obtidos pela diferença do potencial elétrico cardíaco entre os braços direito e esquerdo e a perna esquerda (V_{RA} , V_{LA} e V_{LL} , respectivamente) de acordo com as Equações:

$$V_I = V_{LA} - V_{RA}, \quad (2.1)$$

$$V_{II} = V_{LL} - V_{RA}, \quad (2.2)$$

$$V_{III} = V_{LL} - V_{LA}, \quad (2.3)$$

Adicionalmente, as derivações bipolares estão espacialmente dispostas 60° uma da outra e, por isso, são representadas pelo triângulo de Einthoven (ver Figura 2.6A), o qual fornece uma representação geométrica para auxiliar na mensuração dos potenciais elétricos dessas derivações (MACFARLANE *et al.*, 2010).

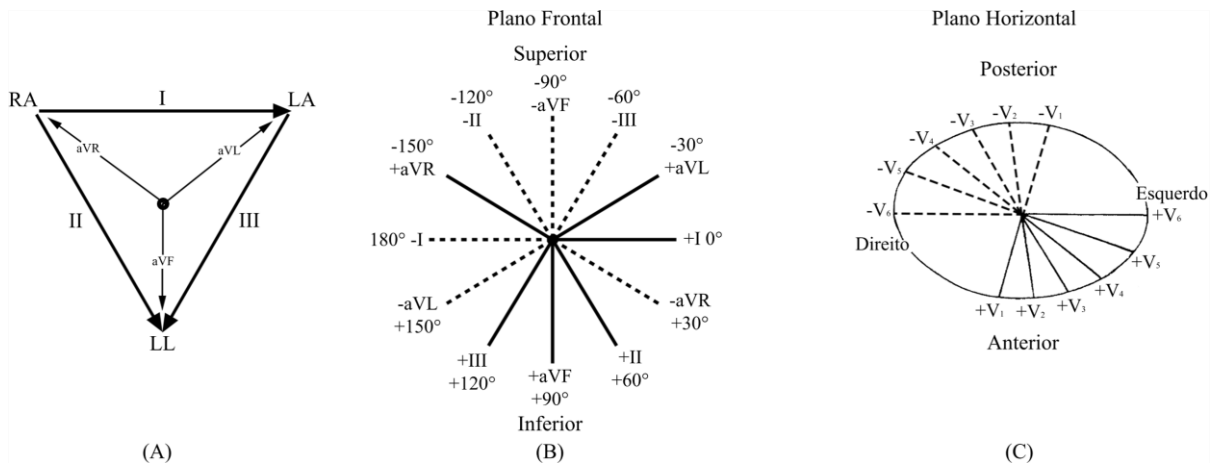


Figura 2.6 - A) Representação do triângulo de Einthoven; B) Diagrama do plano frontal com as projeções das derivações dos membros com um distanciamento espacial de 30° entre cada derivação. C) Diagrama do plano horizontal apresentando as relações espaciais das seis derivações precordiais. As linhas contínuas e as tracejadas indicam os polos positivos e negativos de cada derivação, respectivamente.

Enquanto isso, para as derivações unipolares (membros e precordiais), a projeção do VGC registra a diferença de potencial entre cada eletrodo periférico ou precordial com o terminal central de Wilson (TCW), determinado pela Equação (2.4) (MACFARLANE *et al.*, 2010):

$$V_{tcw} = \frac{V_{LA} + V_{RA} + V_{LL}}{3}. \quad (2.4)$$

Além disso, a partir da combinação das equações (2.1) a (2.4), é possível determinar os potenciais elétricos das derivações unipolares V_{aVR} , V_{aVL} e V_{aVF} a partir dos potenciais das derivações bipolares V_I , V_{II} e V_{III} , conforme descrito nas Equações (2.5) a (2.7) (MACFARLANE *et al.*, 2010):

$$V_{aVR} = -\frac{V_I + V_{II}}{\sqrt{3}}, \quad (2.5)$$

$$V_{aVL} = \frac{2 \cdot V_I - V_{II}}{\sqrt{3}}, \quad (2.6)$$

$$V_{aVF} = \frac{V_{II} + V_{III}}{\sqrt{3}}. \quad (2.7)$$

A relação geométrica existe também para as derivações unipolares do plano frontal (Figura 2.6B) e do plano horizontal (Figura 2.6C) (MACFARLANE *et al.*, 2010). Fundamentado nos achados do registro do ECG de 12 derivações (ondas, intervalos, segmentos, potenciais elétricos e relações existentes entre os traçados das derivações), o médico especialista pode extrair informações sobre diversos aspectos da fisiologia cardíaca de um paciente.

2.3 Análise do registro do ECG de 12 derivações na prática diária clínica

O registro do ECG de 12 derivações é amplamente utilizado na prática diária clínica para a avaliação cardiológica de um paciente. Para isso, os seguintes descritores de saúde cardiovascular devem ser verificados: orientação anatômica do coração, detecção de distúrbios de ritmo de condução, detecção de patologias cardíacas, dentre outros (MACFARLANE *et al.*, 2010). Esses descritores são relatados em um laudo eletrocardiográfico, composto por um laudo descritivo e um conclusivo. O primeiro é elaborado tomando como base os seguintes itens (PASTORE *et al.*, 2016):

1. análise do ritmo cardíaco e quantificação da frequência cardíaca;
2. análise da duração, amplitude e morfologia da onda P e duração do intervalo P-R;
3. determinação do eixo elétrico P, QRS e T;
4. análise da duração, amplitude e morfologia do complexo QRS; e
5. análise da repolarização ventricular com a descrição dos segmentos S-T, Q-T e QTc e da onda U, quando presente.

Inicialmente, é verificado se o ritmo fisiológico cardíaco é o sinusal, i.e., o impulso elétrico da atividade elétrica cardíaca é originado no nó sinoatrial e a faixa de normalidade da frequência cardíaca deve estar entre 50 e 100 batimentos por minuto (bpm) (PASTORE *et al.*, 2016). No que se refere à duração, amplitude e morfologia das ondas, normalmente, a onda P possui amplitude positiva, em algumas derivações, e uma morfologia monofásica, i.e., continuamente positiva ou negativa; o complexo QRS é, tipicamente, caracterizado por dois pontos mínimos (ondas Q e S) e um ponto máximo (onda R); e a onda T tem amplitude positiva em quase todas as derivações, normalmente semelhante à do QRS e com morfologia

assimétrica, com início mais lento e um final mais rápido (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006; PASTORE *et al.*, 2016). As informações de normalidade da amplitude, duração, eixo e frequência das ondas eletrocardiográficas para um paciente saudável são apresentadas na Tabela 2.1.

A determinação do eixo elétrico é baseada na compreensão de que a atividade elétrica cardíaca pode ser representada graficamente por um vetor equivalente de todos os dipolos elétricos dos miócitos (VCG) (MACFARLANE *et al.*, 2010; MAN *et al.*, 2015). Assim, mantendo a origem do VCG em um ponto zero de referência e a sua extremidade descrevendo um *loop* vetorial para cada onda elétrica cardíaca, que começa e retorna ao ponto de origem do VCG, três *loops* (ondas P, T e complexo QRS) podem ser observados pela representação da dinâmica do VCG durante o ciclo cardíaco (MACFARLANE *et al.*, 2010; SÖRNMO; LAGUNA, 2005). A representação desses *loops* pode ser realizada nos três planos anatômicos a partir das três derivações ortogonais, assim como é visualizado na Figura 2.7. Baseado nisso, o eixo elétrico P, QRS e T é determinado pelo ângulo formado em relação à magnitude da projeção de cada *loop* P, QRS e T no plano frontal (XY), em que os valores de normalidade também são apresentados na Tabela 2.1.

O eixo cardíaco propriamente dito é o eixo elétrico do complexo QRS, ângulo θ da representação 3D da Figura 2.7, o qual descreve a direção e o sentido do VCG na despolarização ventricular e é utilizado para correlacionar achados clínicos para auxiliar no diagnóstico de anormalidades cardíacas (MACFARLANE *et al.*, 2010; SURAWICZ; KNILANS, 2008).

O eixo cardíaco pode ser classificado como: normal, desvio do eixo para esquerda - LAD (*Left Axis Deviation*), desvio do eixo para direita – RAD (*Rigth Axis Deviation*) e desvio extremo do eixo para a esquerda (*Extreme Left Axis Deviation*) (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2017), conforme:

1. Normal (-30° a $+90^\circ$): complexos QRS nas derivações (I e II ou aVF) positivos;
2. LAD (-30° a -90°): complexos QRS predominantemente positivos na derivação I e negativos na derivação II ou aVF;
3. RAD ($+90^\circ$ a 180°): complexos QRS predominantemente negativos na derivação I e positivos na derivação II ou aVF;

4. Desvio Extremo (-90° a 180°): complexos QRS nas derivações (I e II ou aVF) negativos.

Tabela 2.1 - Valores de referência dos principais achados do traçado eletrocardiográfico de um paciente saudável. Note que M e F na linha 'Intervalo QTc' correspondem à Masculino e Feminino, respectivamente, e front. e prec. na linha 'Complexo QRS' equivalem à frontais e precordiais, respectivamente (PASTORE et al., 2016)

Achados do ECG	Amplitude (mm)	Duração (ms)	Eixo (graus)	Faixa de frequência (Hz) de cada achado
Onda P	$\leq 2,5$	≤ 110	0 a 90	5 a 15
Intervalo PR	-	120 a 200	-	~ 0
Complexo QRS	5 a 20 (front.) e 10 a 30 (prec.)	≤ 120	-30 a +90	10 a 50
Onda T	10 a 30% do QRS	120 a 160	-30 a +90	0 a 10
Segmento S-T	-	80 a 120	-	-
Segmento Q-T	-	340 a 440	-	-
Intervalo QTc	-	$\leq 450/470$ ms (M/F)	-	-
Onda U	5 a 25% da onda T	20 – 40	-	-

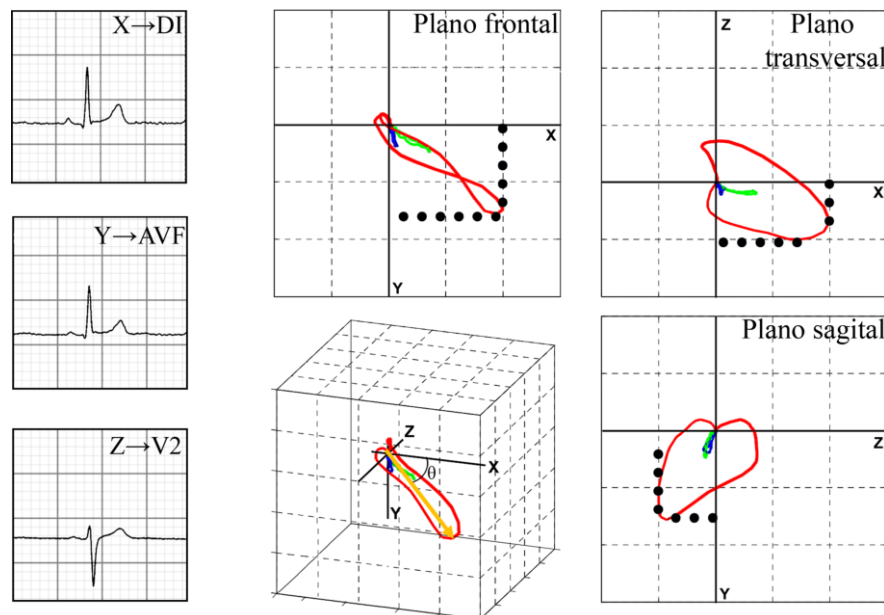


Figura 2.7 - Representações do VCG nos planos anatômicos. Painéis à esquerda descrevem as derivações ortogonais ($X = DI$, $Y = aVF$ e $Z = V2$). Painéis à direita representam essas derivações com os loops vetoriais em 2D e 3D, em que os loops P, QRS e T estão representados em azul, vermelho e verde, respectivamente. Note que, na representação 3D, a seta amarela indica a magnitude do loop QRS, e o θ refere-se ao valor angular do eixo cardíaco. Os pontos nas representações em 2D marcam os valores máximos alcançados nos loops. Adaptado de (MAN et al., 2015).

Posteriormente às análises supracitadas, o laudo conclusivo deve ser formado pela síntese dos diagnósticos listados no documento de diretrizes da Sociedade Brasileira de Cardiologia (SBC) (PASTORE *et al.*, 2016).

2.3.1 Ruídos no traçado eletrocardiográfico

Os traçados eletrocardiográficos possuem baixa amplitude e são, frequentemente, contaminados por diferentes tipos de ruídos e artefatos provenientes de distintas fontes, sejam essas instrumentais, externas, ou fisiológicas (KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018). Esses ruídos podem se manifestar com morfologia semelhante à das ondas do traçado do ECG, interferindo na mensuração dos parâmetros para o laudo eletrocardiográfico e, conseqüentemente, resultando em erros de diagnóstico (KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018; MOEYERSONS *et al.*, 2019).

Os tipos de ruídos e artefatos inerentes à aquisição do sinal de ECG de 12 derivações na prática diária clínica são brevemente resumidas abaixo e exemplificadas na Figura 2.8 (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006; KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018; KLIGFIELD *et al.*, 2007; SATIJA; RAMKUMAR; SABARIMALAI MANIKANDAN, 2018):

1. Desvio da linha de base: ruídos de baixa frequência na faixa de 0,15 a 0,30 Hz. Esses ruídos representam uma modulação sistemática com movimentos periódicos, tais como uma atividade respiratória, fazendo com que o traçado eletrocardiográfico alterne periodicamente acima e abaixo da linha de base (Figura 2.8A).
2. Contração muscular (Eletromiografia - EMG): artefatos resultantes da atividade elétrica dos músculos durante os períodos de contração ou devido à um movimento súbito do corpo. Esse tipo de ruído pode alterar significativamente a forma das ondas do traçado eletrocardiográfico, visto que a faixa de frequência do EMG se sobrepõe consideravelmente à do traçado de ECG, de 0,01 a 100 Hz (ver Figura 2.8B).
3. Artefatos de contato e movimento: ruídos de baixa frequência na faixa de 0,05 até 1 Hz, os quais geralmente são causados por potenciais elétricos gerados pela interação eletrodo-pele e que causam mudanças transitórias na linha de base, i.e., desvios rápidos (Figura 2.8C). Os desvios da linha de base ou artefatos de movimento podem

distorcer o segmento ST e outros componentes de baixa frequência do traçado eletrocardiográfico.

4. Interferência na rede elétrica: ruídos provenientes de fontes externas e gerados pela interferência na rede elétrica na frequência de 60 Hz no Brasil, ou 50 Hz em outros países, e suas frequências harmônicas, com largura de banda inferior a 1 Hz (ver Figura 2.8D). Esses ruídos são causados por acoplamentos indutivos e capacitivos de linhas de energia no circuito de aquisição do sinal de ECG.

As ferramentas mais utilizadas para remoção desses artefatos e ruídos são os filtros analógicos ou digitais (LUO; JOHNSTON, 2010). Conforme recomendado pela *American Heart Association (AHA)* (BAILEY *et al.*, 1990), um traçado de ECG deve ser inicialmente filtrado por um filtro passa-baixas analógico *anti-aliasing*, o qual deve ser configurado de modo a fornecer uma banda passante plana e minimizar a resposta de fase não linear (LUO; JOHNSTON, 2010).

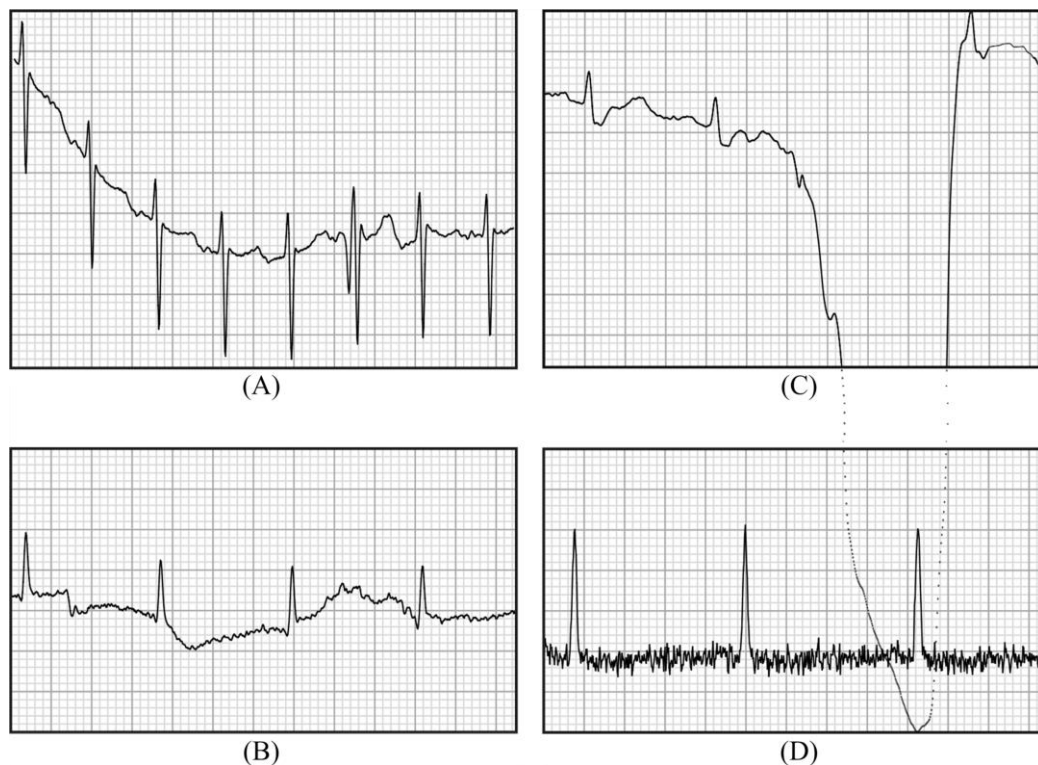


Figura 2.8 - Exemplos dos principais tipos de ruídos e artefatos inerentes à aquisição do sinal de ECG de 12 derivações na prática diária clínica: A) Desvio da linha de base B) Ruído muscular; C) Artefato de movimento e D) Interferência da rede elétrica. Adaptado da base de dados da (Rede de Telessaúde de Minas Gerais, 2020).

Ainda segundo as recomendações da AHA, após uma conversão analógico-digital do traçado eletrocardiográfico (BAILEY *et al.*, 1990), um filtro passa-altas digital com frequência

de corte $f_c = 0,05$ Hz deve ser usado para eliminar ou suprimir o componente DC e os ruídos de baixa frequência que causam oscilações na linha de base (BAILEY *et al.*, 1990; KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018; KLIGFIELD *et al.*, 2007; KOSSMANN *et al.*, 1967; LUO; JOHNSTON, 2010). Embora não suprima suficientemente o desvio da linha de base, o valor da f_c foi definido após estudos objetivando a redução das distorções no segmento ST, onda T ou intervalo QT (BAILEY *et al.*, 1990). Assim, as técnicas recomendadas para o filtro passa-altas digital de fase linear que evitam distorções de fase são: filtros FIR (*Finite impulse response*) ou filtragem IIR (*Infinite impulse response*) *forward-backward* (SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

Por último, um filtro *notch*, o qual rejeita a frequência de 60 Hz, ou de 50 Hz, deve ser incluído para remover a interferência causada pela rede elétrica (LUO; JOHNSTON, 2010). As técnicas utilizadas para esse filtro podem ser tanto FIR, IIR ou subtração polinomial da estimativa da amplitude e fase da interferência da rede elétrica com o traçado eletrocardiográfico (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Em alguns casos, apesar da utilização dos filtros conforme as recomendações da AHA, o traçado eletrocardiográfico ainda apresenta qualidade insuficiente para o médico especialista gerar um laudo médico. Para esses casos, a realização de uma nova aquisição do sinal de ECG é o mais recomendado.

De maneira geral, registros ruidosos do ECG geram diversos problemas na prática diária clínica, tais como equívocos no laudo médico, necessidade de nova aquisição do sinal de ECG, tempo extra gasto pelo especialista em um laudo que não gerou diagnóstico, tempo adicional de espera do paciente para receber um diagnóstico e/ou tratamento adequado, e dentre outros. Portanto, custos extras para os pacientes e para os sistemas de saúde são gerados. Desta forma, é imprescindível a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico, antes do envio do registro do ECG para laudo médico.

2.3.2 Inversões dos eletrodos

Um achado prejudicial na prática diária clínica é a inversão dos eletrodos durante a aquisição do sinal de ECG de 12 derivações (DE BIE; MORTARA; CLARK, 2014; JEKOVA *et al.*, 2016), com taxas de erro humano variando de 0,4 a 4,8% do total de aquisições do sinal de ECG realizadas no ambiente clínico (NILSSON *et al.*, 2008; RUDIGER *et al.*, 2007; THALER *et al.*, 2010).

A aquisição do sinal do ECG com inversão dos eletrodos pode reproduzir alterações nas ondas do traçado eletrocardiográfico (FINLAY; NUGENT; NELWAN; *et al.*, 2010), gerando padrões patológicos e, conseqüentemente, resultando em uma avaliação errônea da saúde cardiovascular de um paciente (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; BOND *et al.*, 2012; DE BIE; MORTARA; CLARK, 2014; KANIA *et al.*, 2014; KLIGFIELD *et al.*, 2007). As recentes recomendações sobre padronização e avaliação do registro do ECG aconselham treinamento da equipe médica sobre como evitar trocas de eletrodos, bem como a incorporação de algoritmos para a detecção automática das inversões dos eletrodos (KLIGFIELD *et al.*, 2007).

As inversões de eletrodos podem ser classificadas em dois tipos: as inversões de eletrodos dos membros e as inversões de eletrodos precordiais. Para o primeiro tipo, as principais inversões são RA-LA, RA-LL e LA-LL (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007), as quais representam respectivamente a inversão dos eletrodos dos braço direito (RA) com o do braço esquerdo (LA), a inversão do eletrodo do braço direito (RA) com o da perna esquerda (LL) e a inversão do eletrodo do braço esquerdo (LA) com o da perna esquerda (LL). Dentre essas inversões, a inversão RA-LA é a mais frequente na prática diária clínica (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007)

Em termos gerais, os possíveis efeitos gerados nos traçados eletrocardiográficos devido às inversões de eletrodos são: inversão do sinal do traçado, e.g., traçado $x(t)$ passa a ser $-x(t)$; troca de traçados entre as derivações, e.g., o traçado da derivação I é trocado pelo traçado da derivação III; e traçados com linha praticamente isoelétrica (JEKOVA *et al.*, 2016). Os efeitos causados nos traçados eletrocardiográficos devido às principais inversões de eletrodos dos membros são descritos na A partir da Tabela 2.2, nota-se que a inversão RA-LA causa a inversão do sinal do traçado da derivação I e a troca dos traçados das derivações II e III e aVR e aVL. Como consequência direta disso, o triângulo de Einthoven é invertido em 180° horizontalmente em torno da derivação aVF (JEKOVA *et al.*, 2016), conforme pode ser visualizado nas Figura 2.9 e Figura 2.10, as quais representam o triângulo de Einthoven para um registro do ECG sem inversão e com inversão RA-LA, respectivamente. Adicionalmente, a inversão RA-LA gera, na maioria dos casos, um P-QRS-T com polaridades negativas (anormal) em algumas derivações, produzindo um desvio do eixo QRS para a direita ou um desvio

extremo e, conseqüentemente, direcionando o médico especialista a produzir um diagnóstico patológico, como dextrocardia, cardiopatia congênita, ritmo juncional ou ritmo atrial ectópico (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HARRIGAN, 2006; KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019).

Tabela 2.2.

A partir da Tabela 2.2, nota-se que a inversão RA-LA causa a inversão do sinal do traçado da derivação I e a troca dos traçados das derivações II e III e aVR e aVL. Como consequência direta disso, o triângulo de Einthoven é invertido em 180° horizontalmente em torno da derivação aVF (JEKOVA *et al.*, 2016), conforme pode ser visualizado nas Figura 2.9 e Figura 2.10, as quais representam o triângulo de Einthoven para um registro do ECG sem inversão e com inversão RA-LA, respectivamente. Adicionalmente, a inversão RA-LA gera, na maioria dos casos, um P-QRS-T com polaridades negativas (anormal) em algumas derivações, produzindo um desvio do eixo QRS para a direita ou um desvio extremo e, conseqüentemente, direcionando o médico especialista a produzir um diagnóstico patológico, como dextrocardia, cardiopatia congênita, ritmo juncional ou ritmo atrial ectópico (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HARRIGAN, 2006; KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019).

Tabela 2.2. Principais inversões dos eletrodos dos membros e seus respectivos efeitos nos traçados das derivações do ECG. Note que as inversões dos eletrodos dos membros são apresentadas na primeira coluna da tabela e que os efeitos gerados por essas inversões são apresentados na mesma linha e nas colunas subsequentes. Para essas colunas, o símbolo (-) representa a inversão do sinal do traçado da derivação e, caso contenha o nome de uma derivação diferente da da coluna em negrito, significa a troca do traçado da derivação. Fonte: Adaptado de (XIA; GARCIA; ZHAO, 2012)

Inversões	I	II	III	aVR	aVL	aVF
Frontais						
RA-LA	-I	III	II	aVL	aVR	aVF
RA-LL	-III	-II	-I	aVF	aVL	aVR
LA-LL	II	I	-III	aVR	aVF	aVL

Por sua vez, a inversão RA-LL gera a inversão do sinal do traçado da derivação II, a troca e a inversão do sinal dos traçados das derivações I e III e a troca dos traçados das derivações aVR e aVF, gerando um triângulo de Einthoven invertido a 180° verticalmente em torno de aVL (JEKOVA *et al.*, 2016), como é ilustrado na Figura 2.11. Além disso, essa inversão produz um P-QRS-T nas derivações I, II, III e aVF de polaridades negativas e na derivação aVR com polaridade positiva, gerando um eixo QRS com desvio extremo (DREW,

2006; HARRIGAN, 2006). Esses efeitos gerados pela inversão RA-LL são altamente improváveis em um registro do ECG de ritmo sinusal. Assim, podem levar ao médico especialista a prover um diagnóstico de infarto do miocárdio (IM) inferior (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007), ou IM de parede lateral e baixo ritmo atrial (KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019).

No que concerne à inversão LA-LL, o triângulo de Einthoven é invertido a 180° verticalmente em torno de aVR devido à troca dos traçados das derivações I e II e aVL e aVF (JEKOVA *et al.*, 2016), como pode ser Figura 2.12. Adicionalmente, essa inversão gera traçados semelhantes aos de um registro do ECG normal (KORS; VAN HERPEN, 2001; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012) e, na maioria dos casos, não pode ser detectada por um médico especialista (HAN *et al.*, 2014). Por outro lado, alguns autores relatam que esse tipo de inversão pode ser detectada durante o ritmo sinusal pela análise extremamente cuidadosa da forma da onda P, que normalmente apresenta uma maior amplitude na derivação II do que na derivação I (ABDOLLAH; MILLIKEN, 1997; BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HO; HO, 2001).

A presença de uma linha isoelétrica, que representa a ausência de atividade elétrica e é nivelada em relação à linha de base, na derivação III ou na derivação II, é uma característica da inversão dos eletrodos RL-RA e RL-LA, respectivamente (SAKAGUCHI; SANDBERG; BENDITT, 2018). Por último, no que se refere às inversões dos eletrodos dos membros, a inversão entre os eletrodos RL e LL não causa nenhuma alteração no traçado eletrocardiográfico, uma vez que os potenciais elétricos das duas pernas são similares e o traçado do ECG não difere daquele do posicionamento padrão dos eletrodos (KORS; VAN HERPEN, 2001).

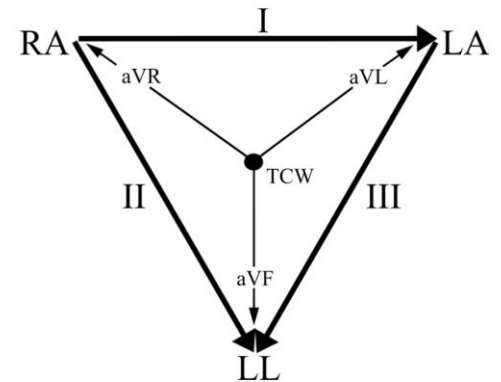
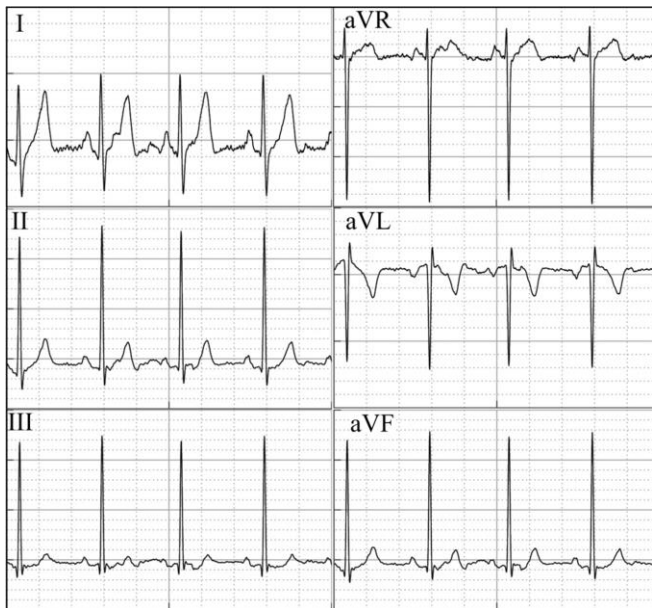


Figura 2.9 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável sem inversão de eletrodos; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven.

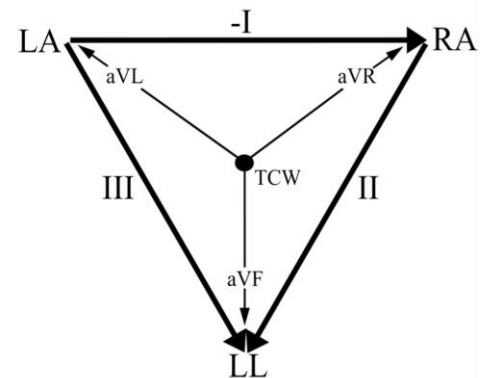
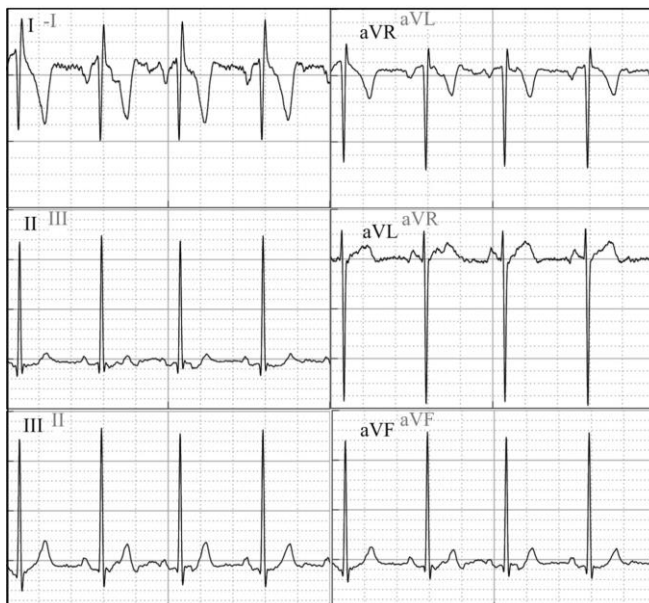


Figura 2.10 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável e com inversão dos eletrodos RA-LA; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven. O registro do ECG com a inversão foi obtido computacionalmente a partir do registro do ECG da Figura 2.9. Note que os nomes das derivações marcadamente mais claro no registro do ECG são relacionadas aos efeitos da inversão RA-LA.



Figura 2.11 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável e com inversão dos eletrodos RA-LL; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven. O registro do ECG com inversão foi obtido computacionalmente a partir do registro do ECG da Figura 2.9. Note que os nomes das derivações marcadamente mais claro no registro do ECG são relacionadas com os efeitos da inversão RA-LL.



Figura 2.12 - À esquerda, registro do ECG de 12 derivações de um paciente saudável e com inversão dos eletrodos LA-LL; e à direita, sua representação do triângulo de Einthoven. O registro do ECG com inversão foi obtido computacionalmente a partir do registro do ECG da Figura 2.9. Note que os nomes das derivações marcadamente mais claro no registro do ECG são relacionadas com os efeitos da inversão LA-LL.

As inversões dos eletrodos precordiais são inúmeras e resultam em uma interrupção da progressão usual da onda R e da onda S quando se observam as derivações precordiais da direita (V1) para a esquerda (V6) (HARRIGAN, 2006; PEBERDY; ORNATO, 1993). A progressão

usual das ondas R e S em um registro do ECG de um paciente saudável é definida com o aumento da amplitude da onda R e a diminuição do módulo da amplitude da onda S de V1 a V6, com a onda R atingindo seu valor máximo de amplitude na derivação V4 ou V5, como pode ser visualizado na Figura 2.13, em que os círculos pretos representam as ondas R e os asterisco preto as ondas S. As inversões precordiais podem ser interpretadas erroneamente como um bloqueio de ramo, hipertrofia ventricular direita, dilatação aguda ventricular direita, síndrome de Wolff-Parkinson-White tipo A, cardiomiopatia hipertrófica (KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019).

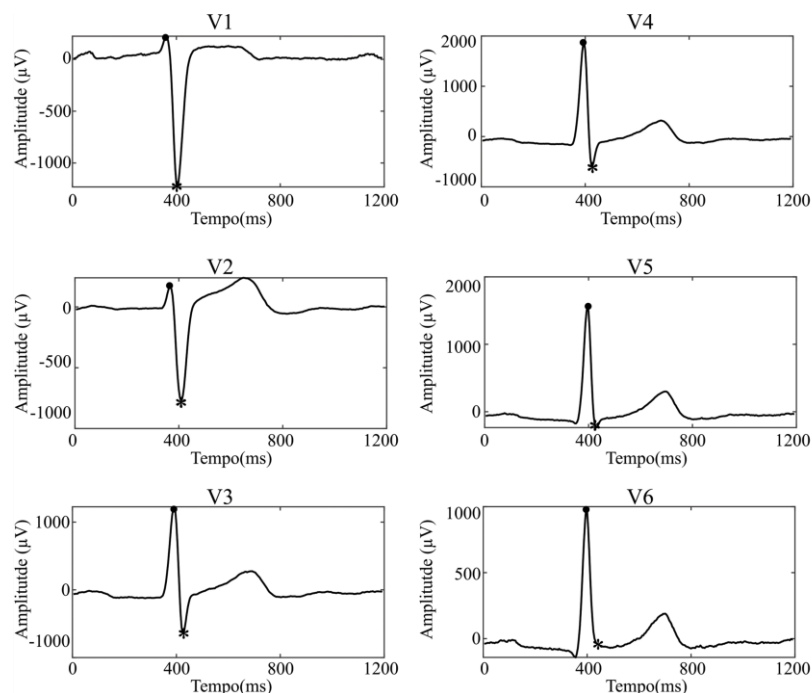


Figura 2.13 – Exemplificação da progressão usual das ondas R (círculo preto) e S (asterisco preto) em um registro do ECG de um paciente saudável. Note o aumento da amplitude da onda R e a diminuição do módulo da amplitude da onda S de V1 a V6, com a onda R atingindo seu valor máximo de amplitude na derivação V4. Apenas um batimento cardíaco foi selecionado para esta representação.

Dentre todas as inversões dos eletrodos citadas anteriormente, as que possuem impacto na prática clínica diária devido à necessidade da repetição de todo o processo de diagnóstico cardíaco (aquisição do sinal de ECG na unidade remota e laudo pelo médico especialista na unidade central) são: 1) inversões dos eletrodos dos membros RA-LA e RA-LL, visto que os principais efeitos da inversão LA-LL são associados a um deslocamento sutil no eixo QRS (JEKOVA *et al.*, 2016), e as demais ou geram ausência de atividade elétrica cardíaca ou não implicam em nenhuma alteração no traçado eletrocardiográfico (HARRIGAN, 2006; JEKOVA

et al., 2016; KORS; VAN HERPEN, 2001); 2) inversões dos eletrodos precordiais V1-V6, V2-V5 e inversão completa (V6, V5, ..., V1) (V. ROSEN *et al.*, 2014), visto que esses eletrodos registram a atividade cardíaca em paredes distintas do coração (MACFARLANE *et al.*, 2010; SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Ademais, a relevância clínica das inversões aos pares, e.g., V1-V2, V3-V4 e V5-V6, é mínima, visto que esses eletrodos registram a atividade elétrica cardíaca da mesma parede do coração (MACFARLANE *et al.*, 2010; SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

Portanto, levando em consideração o contexto da prática clínica e que decisões clínicas errôneas podem causar grande impacto na segurança do paciente e nos custos dos cuidados de saúde (RJOOB *et al.*, 2021), é notadamente importante a detecção das inversões de eletrodos RA-LA, RA-LL, V1-V6, V2-V5 e inversão completa (V6, V5, ..., V1) previamente ao envio do registro do ECG para laudo médico.

2.4 Algoritmos para a avaliação do traçado eletrocardiográfico

Uma forma eficaz de reduzir os impactos referentes à aquisição do sinal de ECG ruidoso e/ou com inversões dos eletrodos no contexto da prática diária clínica, tais como explicado nas seções 2.3.1 e 2.3.2, é a utilização de algoritmos para avaliar o registro do ECG. Essa avaliação deve ser realizada imediatamente após a aquisição do sinal do ECG, i.e., previamente ao envio do registro do ECG para o laudo do médico especialista. Diante disso, nesta seção, uma breve revisão do estado da arte dos algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões dos eletrodos em registros do ECG de 12 derivações é realizada.

2.4.1 Algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico

Os algoritmos relatados na literatura para a avaliação da qualidade do traçado de ECG são fundamentados em recursos do domínio de tempo e/ou domínio espectral das características morfológicas do traçado eletrocardiográfico. Dentre os recursos utilizados por esses algoritmos, podemos citar:

- Morfológicos, tais como ausência de traçado eletrocardiográfico (*flatline*), sobreposição entre os traçados das derivações do ECG (*crossing point*), alterações de amplitude e saturação do traçado eletrocardiográfico (CLIFFORD *et al.*, 2012; HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; JEKOVA *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; LIU; HAN; *et al.*, 2021; MOEYERSONS *et al.*, 2019; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012); características dos principais componentes do traçado do ECG, como amplitude, número e duração dos complexos QRS (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; HO CHEE TAT; XIANG; ENG THIAM, 2011; JOHANNESSEN, 2011; JOHANNESSEN; GALEOTTI, 2012; RODRIGUES; BELO; GAMBOA, 2017); picos R, duração dos intervalos RR e mensuração da frequência cardíaca (LIU; HAN; *et al.*, 2021; ORPHANIDOU *et al.*, 2015); sincronismo dos picos R em todas as derivações do registro do ECG (CLIFFORD *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014); e outros (JIN *et al.*, 2023; LIU; HAN; *et al.*, 2021; ZHANG, Qifei; FU; GU, 2019).
- Estatísticos, como cálculo do desvio padrão em segmentos fracionados de cada derivação (RODRIGUES; BELO; GAMBOA, 2017); momentos estatísticos dos traçados das derivações (CLIFFORD *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; LIU; HAN; *et al.*, 2021); extração de características da função de autocorrelação (MOEYERSONS *et al.*, 2019); e outros (LIU; HAN; *et al.*, 2021).
- Espectrais, como estimativa dos principais ruídos eletrocardiográficos em diferentes faixas de frequência (JEKOVA *et al.*, 2012; JOHANNESSEN, 2011; JOHANNESSEN; GALEOTTI, 2012; ZAUNSEDER; HUHLE; MALBERG, 2011); cálculo da potência relativa do complexo QRS e da linha de base para a estimativa dos ruídos de alta e baixa frequência (CLIFFORD *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014); e outros (ZHANG, Qifei; FU; GU, 2019).

Baseados nos descritores de índices de qualidade listados acima, cada algoritmo utilizou técnicas distintas para a avaliação da qualidade do traçado do ECG, dentre as quais podemos citar:

- Regras baseadas em limiares empíricos utilizando características básicas e conhecimento a priori do traçado do ECG (CLIFFORD *et al.*, 2012; JEKOVA *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014).
- Árvores de decisão empiricamente ajustadas (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; JOHANNESSEN, 2011; JOHANNESSEN; GALEOTTI, 2012; MOEYERSONS *et al.*, 2019; ORPHANIDOU *et al.*, 2015; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012; ZAUNSEDER; HUHLE; MALBERG, 2011);
- Inteligência artificial, como Redes Neurais Artificiais (RNA) (CLIFFORD *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; RODRIGUES; BELO; GAMBOA, 2017) (CLIFFORD *et al.*, 2012; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014) e *Deep Learning* (JIN *et al.*, 2023; LIU; HAN; *et al.*, 2021; ZHANG, Qifei; FU; GU, 2019).

Dentre os algoritmos listados acima, o algoritmo proposto por Hayn; Jammerbund; Schreier (2012), daqui em diante denotado por *Quality Measurement Algorithm* (QMA), *software open-source* (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012), foi escolhido para fins de comparação com o algoritmo proposto neste trabalho no que concerne à avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico. A escolha do QMA é justificada pelo fato que ele é um dos vencedores do desafio *Computing in Cardiology Challenge – CinC 2011* proposto pela *Physionet* para o desenvolvimento de algoritmos aplicados a *Smartphones* para a avaliação da qualidade do traçado de ECG (SILVA; MOODY; CELI, 2011). Adicionalmente, o QMA foi desenvolvido em Java para aplicações de custo computacional reduzido e foi baseado em um conjunto de dados (ChallengeCinC) publicamente disponível no *Physionet*, o qual, até a presente data, é o mais utilizado para fins de avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico. Além disso, os métodos mais recentes para avaliação da qualidade do traçado do ECG ou são baseados em técnicas de Machine Learning ou não utilizam registros de ECG de 12 derivações, e implementar essas soluções com vários graus de liberdade está além do escopo deste trabalho. Embora existam desafios propostos pela *Physionet* mais recentes para registros de ECG de 12 derivações, esses foram propostos para aplicações de identificação de anomalias cardíacas e para o auxílio ao diagnóstico médico, o que está fora do escopo deste trabalho.

Resumidamente, para avaliar a qualidade do traçado do ECG, o QMA utiliza nove limiares derivados de recursos morfológicos do traçado eletrocardiográfico e três condições para classificar o registro do ECG como aceitável ou inaceitável para laudo médico: A) ausência de sinal (*flatline*) em qualquer derivação; B) saturação do sinal em qualquer derivação, i.e., quando a amplitude do traçado ultrapassa a faixa de operação do equipamento de medição; e C) número de *crossing points*, i.e., sobreposição entre os traçados das derivações. Os resultados obtidos do QMA no conjunto de dados ChallengeCinC são considerados bons: Sensibilidade = 0,78; Especificidade = 0,97 e Acurácia = 0,93, o que conferiu ao QMA o primeiro lugar em um dos eventos do *CiC 2011*.

2.4.2 Algoritmos para a detecção das inversões dos eletrodos

A detecção automática das inversões dos eletrodos é elaborada em vários estudos, para os quais seus descritores são fundamentados nas características morfológicas do traçado do ECG e/ou informações de redundância do registro do ECG de 12 derivações (JEKOVA *et al.*, 2016). Dentre os descritores utilizados por esses algoritmos, podemos elencar:

- Morfológicos do domínio do tempo: amplitude das onda P, R e S, intervalo PR, ponto inicial e final do QRS (RJOOB *et al.*, 2021); amplitudes máximas e mínimas do complexo QRS e da onda T para as derivações I, II e III (GREGG; HANCOCK; BABAEIZADEH, 2017); eixo e direção de rotação do *loop* vetorial da onda P e do complexo QRS e amplitudes das ondas P, R e T nas derivações I e II (HAN *et al.*, 2014); amplitudes das ondas P e do complexo QRS (DE BIE; MORTARA; CLARK, 2014); amplitude, duração e eixo das ondas P, QRS e T e do segmento ST (HEDÉN *et al.*, 1995; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012); pontos iniciais e finais do complexo QRS e padrão QRS-T (JEKOVA; KRASTEVA; ABACHERLI, 2013).
- Morfológicos no domínio tempo-frequência: transformada *wavelet* (RJOOB *et al.*, 2021).
- No domínio estatístico: média, desvio padrão, assimetria e curtose do traçado do ECG, coeficiente de correlação de Pearson e erro quadrático médio entre os traçados de algumas derivações (RJOOB *et al.*, 2021); e coeficientes de correlação entre as derivações V1 e V2 (JEKOVA *et al.*, 2016).

- Redundância de informações do sistema de 12 derivações, em que qualquer uma das 8 derivações independentes (2 derivações dos membros e 6 precordiais) pode ser parcialmente reconstruída por meio de informações disponíveis nas outras 7 (HAN *et al.*, 2014; KORS; VAN HERPEN, 2001; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012).

Apoiado nos descritores listados acima, cada algoritmo utilizou uma técnica distinta para a detecção das inversões dos eletrodos no registro do ECG, as quais são elencadas a seguir:

- Regras baseadas no conhecimento a priori do traçado do ECG (DE BIE; MORTARA; CLARK, 2014; JEKOVA *et al.*, 2016).
- Árvores de decisão baseada em limiares empiricamente ajustados (JEKOVA; KRASTEVA; ABACHERLI, 2013; KORS; VAN HERPEN, 2001).
- Inteligência artificial, como RNA (HEDÉN *et al.*, 1995, 1996; RJOOB *et al.*, 2021; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012); *Deep Learning* (RJOOB *et al.*, 2021) e *Support Vector Machine* (SVM) (HAN *et al.*, 2014).

Amaral (2017) propôs um método para a detecção automática de inversão de eletrodos em registros do ECG baseado na quantificação da assimetria da distribuição de probabilidade do sinal de ECG utilizando os dados da TNMG. No entanto, o autor não considerou as inversões dos eletrodos como um problema de extremo desequilíbrio de classe (AMARAL, 2017).

Dentre os algoritmos listados acima, o algoritmo proposto por Kors; Van Herpen (2001), daqui em diante denotado por *Decision Rules Algorithm* (DRA), foi selecionado para fins de comparação com o algoritmo proposto neste trabalho no que concerne à detecção das inversões dos eletrodos. Essa escolha foi baseada na relevância do algoritmo na literatura e por se tratar de um algoritmo de baixa complexidade computacional e de fácil implementação, visto que todos os ramos da árvore de decisão são detalhados pelos autores (KORS; VAN HERPEN, 2001).

Em suma, o DRA é um algoritmo para a detecção de 14 tipos de inversões de eletrodos, sendo 5 inversões dos eletrodos dos membros e 9 inversões dos eletrodos precordiais. O desenvolvimento e validação desse algoritmo foi baseado em dois conjuntos de dados não disponíveis na literatura: *Common Standards for Quantitative Electrocardiography* (WILLEMS *et al.*, 1991) e *Cardiology ward of the Thoraxcenter*, dos quais os registros do ECG com as inversões de eletrodos foram gerados computacionalmente e de forma balanceada, i.e.,

50% de cada conjunto de dado é composto por registros do ECG sem inversão dos eletrodos e os outros 50% com inversão dos eletrodos.

Fundamentalmente, o DRA reconstrói computacionalmente as 12 derivações do registro do ECG a partir de um modelo de regressão linear. Com isso, as correlações em pares de todas as 12 derivações do registro do ECG original (aquisição do sinal de ECG) e suas reconstruções são calculadas. Posteriormente, a partir do registro do ECG original, um registro do ECG adicional com o tipo de inversão a ser estudada é gerado computacionalmente e simultaneamente suas 12 derivações são também reconstruídas. Do mesmo modo, as correlações em pares de todas as 12 derivações do registro do ECG com a inversão e suas reconstruções são calculadas. A hipótese levantada pelos autores é a de que o coeficiente de correlação entre uma derivação e sua reconstrução tende a ser maior se o registro do ECG for coletado corretamente (sem inversão) ou, caso contrário, tende a ser menor. Apoiado nisso, limiares empíricos foram estabelecidos, e uma árvore de decisão foi gerada (KORS; VAN HERPEN, 2001). Os resultados obtidos pelo DRA no conjunto de dados do estudo dependem consideravelmente do tipo de inversão dos eletrodos, com $0,17 \leq \text{Sensibilidade} \leq 1$ e $\text{Especificidade} \geq 0,99$.

2.5 Telehealth Network of Minas Gerais (TNMG) e suas demandas

A telemedicina baseia-se na utilização de tecnologias para possibilitar cuidados à saúde em locais distantes dos hospitais de referência, possibilitando um processo de logística de distribuição de serviços de saúde (LACERDA *et al.*, 2014; REDMOND *et al.*, 2012). O conceito central de um sistema de diagnóstico de telemedicina é que os sinais biológicos e/ou os parâmetros fisiológicos de um paciente são adquiridos em um local remoto e, posteriormente são enviados por meio de uma conexão com a *Internet* para a avaliação do médico especialista (REDMOND *et al.*, 2012).

O processo de diagnóstico cardíaco pela TNMG não poderia ser diferente. A aquisição do sinal de ECG é realizada nas unidades básicas de saúde municipais (estações remotas da TNMG). Posteriormente, o registro do ECG é enviado para a estação central, na qual médicos especialistas e credenciados avaliam o registro do ECG e fornecem o laudo médico por meio

de um *software* especializado (RIBEIRO *et al.*, 2019; VIEGAS ANDRADE *et al.*, 2011). Todo o processo de diagnóstico cardíaco realizado atualmente pela TNMG é ilustrado no fluxograma da Figura 2.14.

Um problema enfrentado pela TNMG é que aproximadamente 3,5% dos registros do ECG realizados pela TNMG em suas unidades remotas são classificados como inaceitáveis para laudo médico pelos especialistas, dos quais 2,5% como resultado da baixa qualidade do traçado do ECG devido aos ruídos ou artefatos e 1% devido às inversões dos eletrodos (RIBEIRO *et al.*, 2019). Para esses casos, todo o processo de diagnóstico cardíaco precisa ser repetido. As consequências dessa repetição são consideravelmente relevantes, como custos adicionais para a gestão do serviço de saúde (agendamento, aquisição, tempo do especialista e material de consumo) e para o paciente (deslocamento, afastamento do trabalho e retardo no diagnóstico e tratamento adequado).

Conforme mencionado anteriormente, uma forma viável de reduzir essa repetição do processo de diagnóstico cardíaco é a utilização de algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões dos eletrodos imediatamente após a aquisição do sinal de ECG, como é ilustrado em tracejado no fluxograma na Figura 2.14. Para isso, os algoritmos devem ser executados em uma estação remota da TNMG, a qual é composta por um computador com capacidade computacional limitada, conectado à máquina de ECG, e que serve também para transmitir o registro do ECG para a estação central da TNMG.

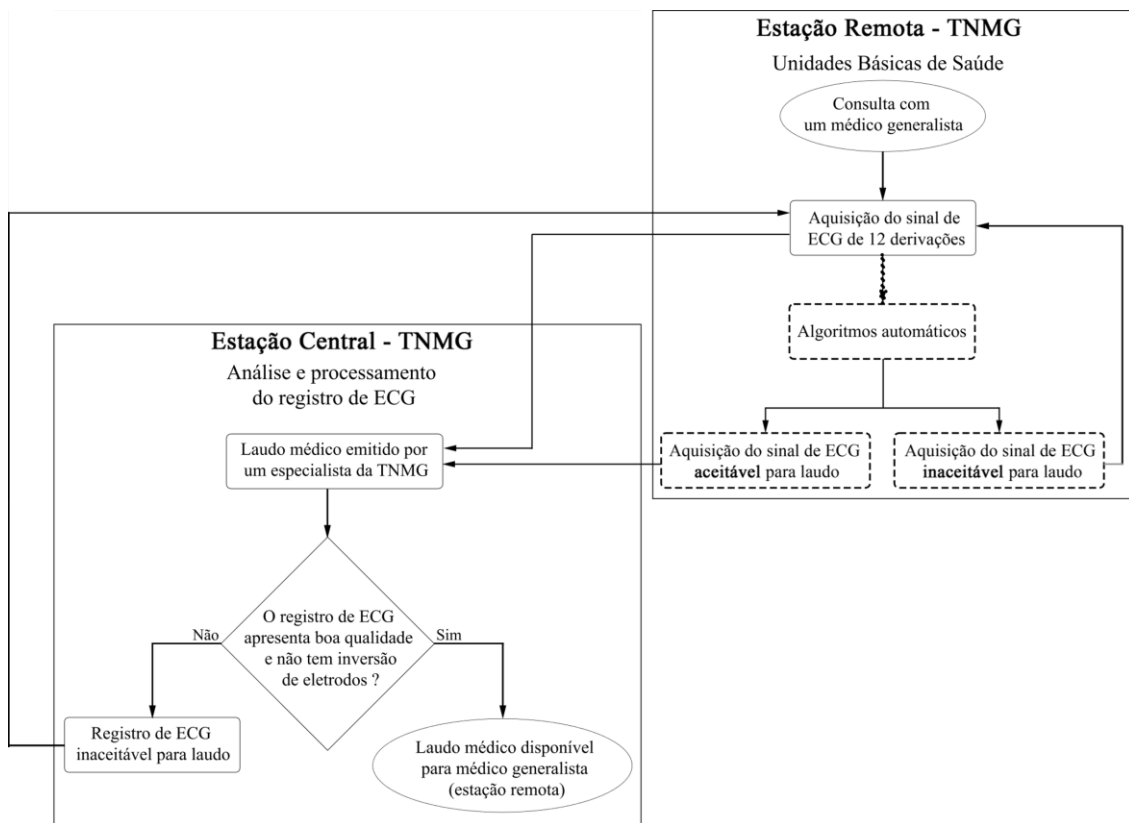


Figura 2.14 – Fluxograma do processo de diagnóstico cardíaco realizado pela TNMG. Os componentes do fluxo com linhas contínuas representam o atual mapeamento do processo de diagnóstico cardíaco. Note que para essa situação, quando a aquisição do sinal de ECG é classificada como inaceitável pelo especialista da TNMG, todo o processo de diagnóstico precisa ser realizado novamente, e com isso, custos extra são gerados. Os componentes do fluxo com linhas tracejadas destacam o processo de diagnóstico cardíaco após a implementação dos algoritmos na TNMG. Note que quando o registro de ECG é classificado como inaceitável pelo algoritmo, o paciente é submetido imediatamente a uma nova aquisição do sinal de ECG.

Embora os algoritmos elencados nas Seções 2.4.1 e 2.4.2. possuam como objetivo a avaliação da qualidade do traçado do ECG e a detecção das inversões dos eletrodos, sugere-se que a heterogeneidade populacional, a pluralidade de alterações cardíacas e a diversidade da qualidade dos traçados eletrocardiográficos, típicos do sistema multicêntrico de telemedicina brasileiro, afetam fortemente o desempenho desses algoritmos. Desta forma, as principais limitações desses algoritmos quanto à aplicabilidade na TNMG são:

1. todos foram desenvolvidos e validados com base em conjuntos de dados não representativos de uma aplicação clínica do mundo real, em que os tipos e as ocorrências das alterações cardíacas são insuficientemente retratados e as ocorrências dos registros do ECG inaceitáveis para laudo médico são exaustivamente representados.

2. utilização de diversos parâmetros ou limiares heurísticos que são difíceis de interpretar em termos de significado clínico ou fisiológico e, conseqüentemente, difíceis de ajustar (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; HO CHEE TAT; XIANG; ENG THIAM, 2011; JEKOVA *et al.*, 2012; JEKOVA; KRASTEVA; ABACHERLI, 2013; JIN *et al.*, 2023; JOHANNESSEN, 2011; JOHANNESSEN; GALEOTTI, 2012; KORS; VAN HERPEN, 2001; LIU; CHEN; *et al.*, 2021; ORPHANIDOU *et al.*, 2015; XIA *et al.*, 2012; ZAUNSEDER; HUHLE; MALBERG, 2011; ZHANG, Qifei; FU; GU, 2019);
3. treinamento ou validação realizadas em dados não clínicos ou com ruídos artificiais, os quais podem gerar alguns problemas de redundância ou insuficiência de informações reais do traçado eletrocardiográfico (LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; MOEYERSONS *et al.*, 2019);
4. complexidade computacional não recomendada com o sistema da TNMG (CLIFFORD *et al.*, 2012; HAN; GREGG; BABAEIZADEH, 2014; HEDÉN *et al.*, 1995; HO CHEE TAT; XIANG; ENG THIAM, 2011; JIN *et al.*, 2023; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; LIU; HAN; *et al.*, 2021; RJOOB *et al.*, 2021; RODRIGUES; BELO; GAMBOA, 2017; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012; ZHANG, Qifei; FU; GU, 2019).

Portanto, é legítimo questionar se o desempenho dos algoritmos relatados na literatura é satisfatório em um contexto de uso clínico. Por todas essas razões e seguindo o princípio de que os algoritmos para uma aplicação clínica devem refletir a prática médica real, o presente trabalho originou-se para atender a demanda da TNMG por algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção de inversões de eletrodos imediatamente após a aquisição do sinal de ECG nas unidades básicas de saúde.

Capítulo 3

3 Noise Automatic Classification Algorithm – NACA

Fundamentado nas limitações listadas na Seção 2.5 e no argumento que algoritmos para a aplicação médica devem ser desenvolvidos e validados com base em dados que retratem a realidade clínica, desenvolvemos um novo algoritmo, denominado *Noise Automatic Classification Algorithm* (NACA). O objetivo deste algoritmo é avaliar a qualidade do registro do ECG de 12 derivações imediatamente após a aquisição do sinal de ECG na prática clínica diária.

O NACA foi desenvolvido a partir de técnicas de baixa complexidade computacional, baseado em um princípio de processamento de sinal bem estabelecido (relação sinal-ruído, do inglês *Signal-to-noise ratio* - SNR), usando um único limiar com significado físico claro e empregando um conjunto de regras formuladas juntamente com os especialistas da TNMG. Adicionalmente, o NACA foi avaliado e comparado com o QMA por meio de diferentes métricas de desempenho utilizando-se dois conjuntos de dados, um com 34.310 registros do ECG disponibilizados pela TNMG, e um outro publicamente disponível no *Physionet* (ChallengeCinC) (SILVA; MOODY; CELI, 2011).

O delineamento do NACA é apresentado na Figura 3.1, o qual consiste basicamente em 4 etapas: 1) pré-processamento e detecção da localização dos picos R; 2) estimativa de um modelo da forma de onda de um batimento cardíaco para cada derivação; 3) estimativa do SNR, onde o sinal é o modelo de batimento cardíaco, e o ruído é a discrepância entre o modelo de batimento e a forma de onda dos batimentos cardíacos; e 4) classificação do registro do ECG como aceitável ou inaceitável para o laudo médico.

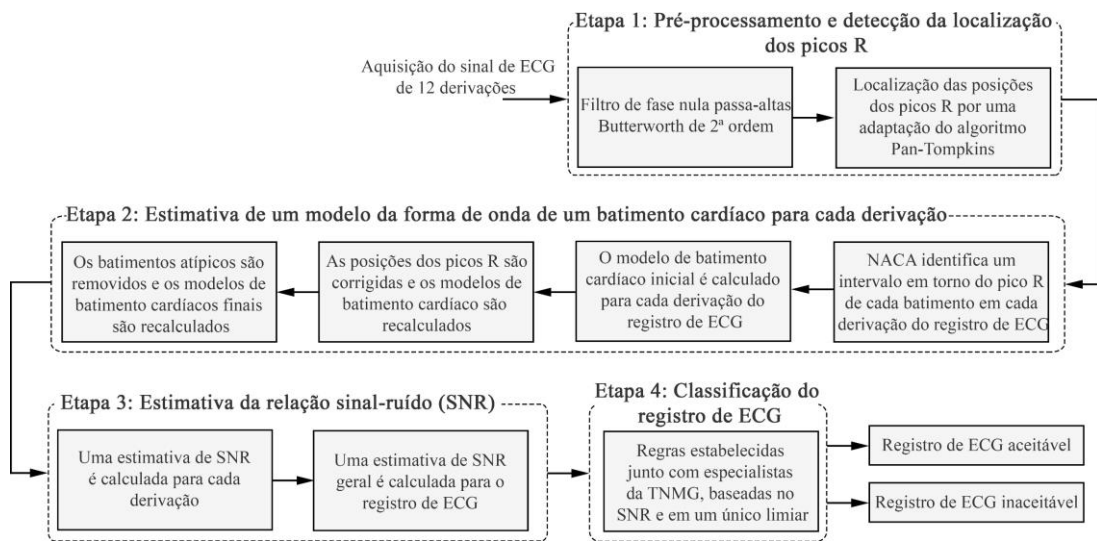


Figura 3.1 - Delineamento do NACA.

3.1 Materiais e métodos

3.1.1 Conjuntos de dados

Três conjuntos de dados de registros do ECG de 12 derivações foram considerados para o desenvolvimento e para a validação do NACA, um para treinamento (TrainingTNMG) e dois para teste do NACA e do QMA (TestTNMG e ChallengeCinC), conforme a Tabela 3.1. Dentre esses conjuntos de dados, TrainingTNMG e TestTNMG foram fornecidos pela TNMG mediante a aprovação do comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais sob o protocolo: 68496317.7.0000.5149; e o outro está publicamente disponível na *Physionet* (SILVA; MOODY; CELI, 2011).

Cada conjunto de dados consiste em registros do ECG de 12 derivações, com duração máxima de 10 segundos, frequência de amostragem ≥ 300 Hz e resolução ≥ 12 bits. Os registros do ECG fornecidos pela TNMG foram rotulados como inaceitáveis (positivo - P) se o relatório clínico oficial do cardiologista solicitou uma nova aquisição do sinal ECG devido à baixa qualidade do traçado, ou como aceitável (negativo - N), caso contrário. Cada gravação do conjunto de dados *Physionet* foi rotulada de acordo com uma média das classificações dadas por um grupo de anotadores com níveis variados de experiência em registros do ECG (SILVA; MOODY; CELI, 2011).

Do ponto de vista específico, o TrainingTNMG foi utilizado para o desenvolvimento do NACA. Este conjunto consiste em 600 registros do ECG selecionados aleatoriamente dentre aqueles realizados pela TNMG no período de 2012 a 2013, e são representativos da realidade clínica em termos de registros do ECG patológicos e saudáveis. No entanto, foi considerada uma maior porcentagem de registros do ECG inaceitáveis, cerca de três vezes maior do que a ocorrência esperada, a fim de garantir uma representação suficiente desses registros do ECG no conjunto de dados de treinamento.

O TestTNMG consiste em todos os registros do ECG realizados pela TNMG (34.310 registros) de 22/04/2019 a 15/05/2019, representativos da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros patológicos (~50%) e inaceitáveis (~1%). Para este conjunto de dados, a avaliação do cardiologista também estava disponível. Registros de ECG representativos deste conjunto são mostradas nas Figura 3.2 a 3.4. Adicionalmente, até onde se estende o conhecimento dos autores, este é o maior conjunto de dados utilizado até o presente momento para validação de algoritmos que avaliam a qualidade do registro do ECG de 12 derivações na prática diária clínica.

O ChallengeCinC, que está publicamente disponível na *Physionet*, consiste em 1.000 registros do ECG (30 vezes menor que o TestTNMG). Deste total, 23% foram rotulados como inaceitáveis, percentual muito maior do que é clinicamente esperado. Adicionalmente, esse conjunto de dados tem sido frequentemente utilizado para o desenvolvimento e para o teste de algoritmos para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico, incluindo o QMA (HAYN, Dieter; JAMMERBUND; SCHREIER, 2012; JEKOVA *et al.*, 2012; JOHANNESSEN, 2011; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014).

Tabela 3.1 - Visão geral dos três conjuntos de dados de registros do ECG de 12 derivações considerados nesta etapa deste trabalho: TrainingTNMG, TestTNMG e ChallengeCinC (SILVA; MOODY; CELI, 2011)

Conjunto de dados	Fonte	Total	P	N	N	N
			Inaceitáveis (%)	Aceitáveis (%)	Saudáveis (%)	Patológicos (%)
TrainingTNMG	TNMG	600	8	92	33	59
TestTNMG	TNMG	34310	1	99	52	47
ChallengeCinC	PhysioNet	1000	23	77	n.d.	n.d.

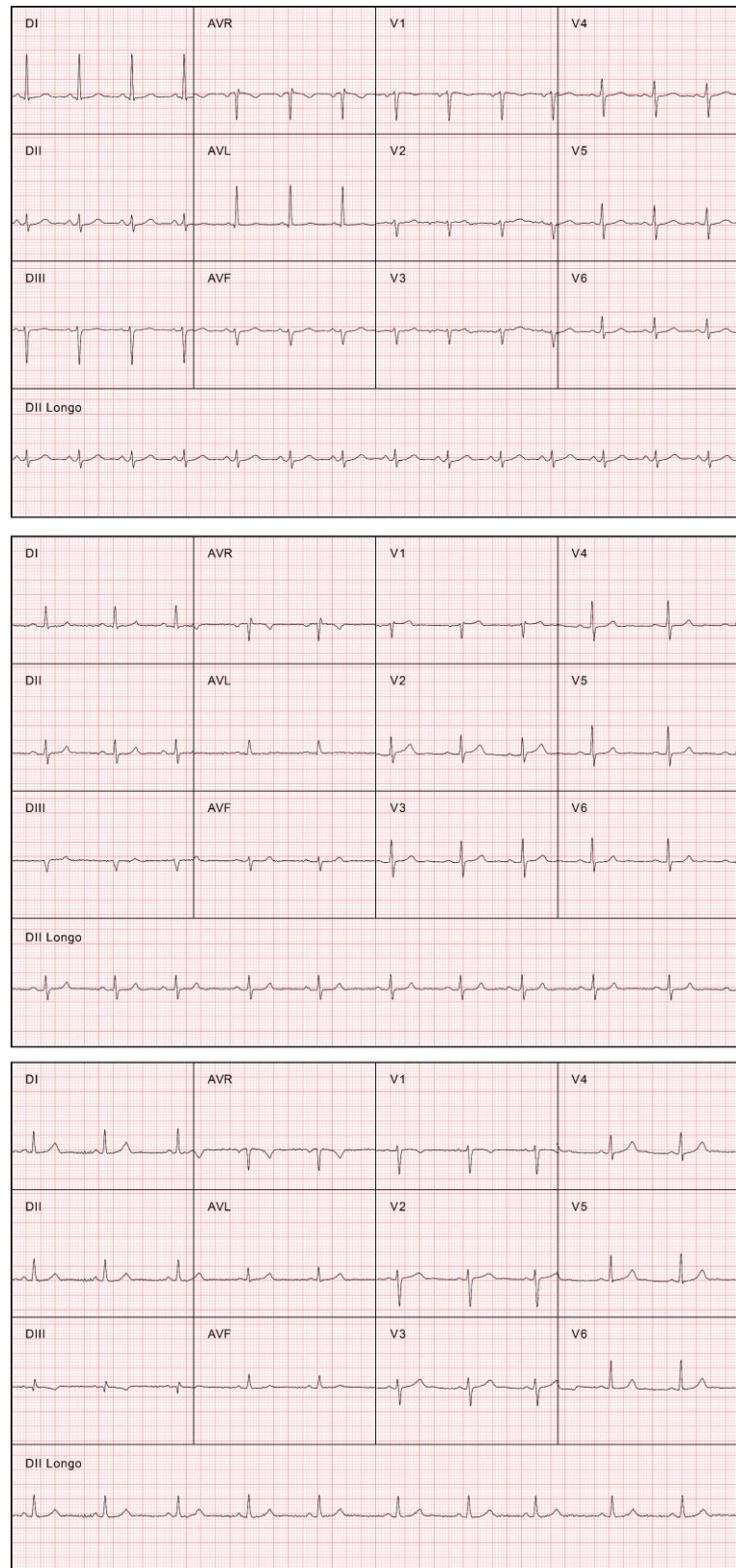


Figura 3.2 – Exemplos de registros de ECG normais e aceitáveis do conjunto de dados TestTNMG.

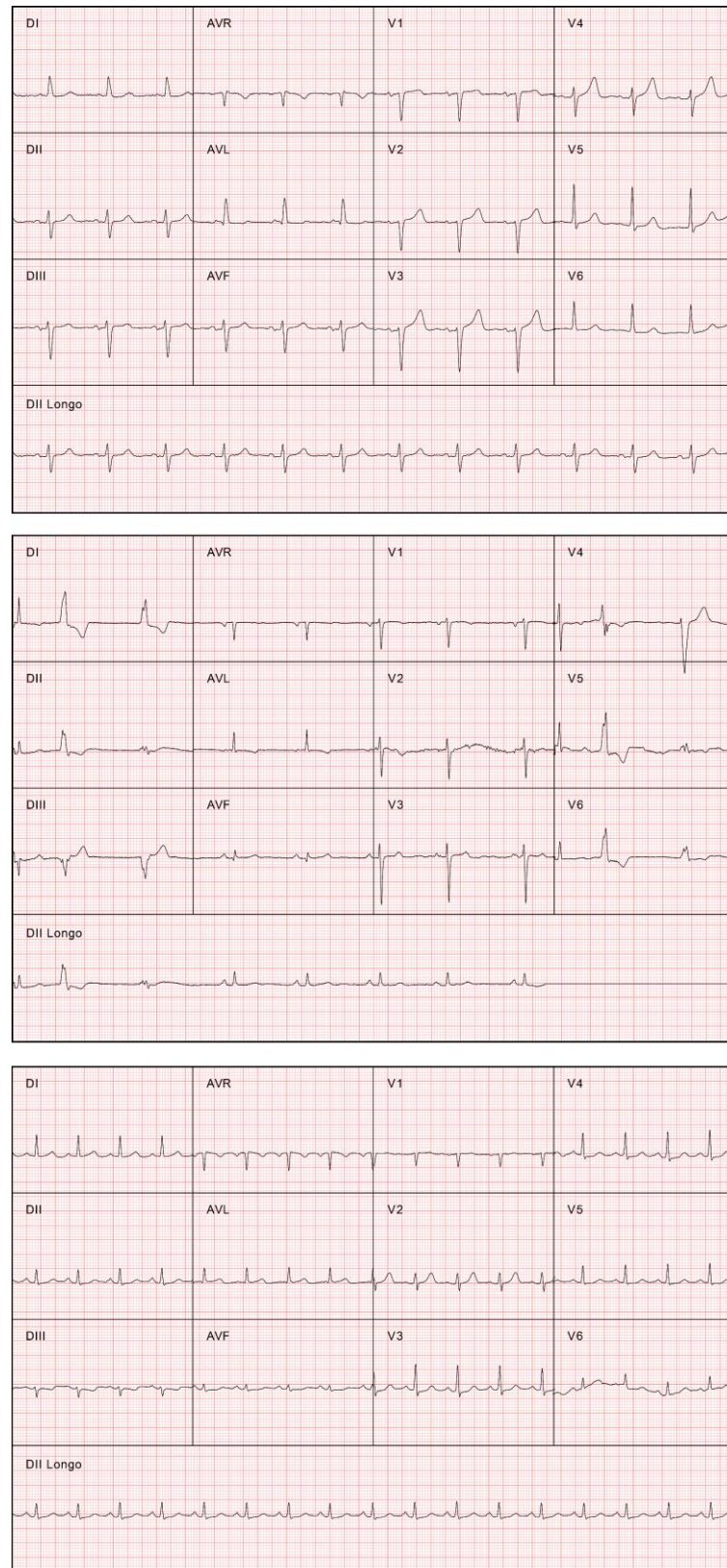


Figura 3.3 - Exemplos de registros de ECG patológicos e aceitáveis do conjunto de dados TestTNMG.



Figura 3.4 - Exemplos de registros de ECG inaceitáveis do conjunto de dados TestTNMG.

3.1.2 Etapas de desenvolvimento do NACA

O NACA foi desenvolvido utilizando-se MATLAB® (R2021a, The MathWorks Inc., EUA), e suas quatro etapas de desenvolvimento, elencadas na Figura 3.1, são detalhadas nas subseções a seguir.

3.1.2.1 Etapa 1: Pré-processamento e detecção da localização dos picos R

O traçado de cada derivação do registro do ECG foi filtrado digitalmente por um filtro Butterworth passa-altas de 2ª ordem de fase nula (sentido direto e reverso) com frequência de corte $f_c = 1$ Hz para a atenuação do desvio da linha de base. Além disso, os 0,5 segundos iniciais e finais do traçado de cada derivação foram removidos para reduzir o efeito de borda da filtragem.

Posteriormente, as posições dos picos R ($posR_k$, onde $k = 1, \dots, K$ batimentos cardíacos) foram detectadas por uma adaptação do algoritmo Pan-Tompkins (PAN; TOMPKINS, 1985), obtida e validada em trabalhos precedentes (LUCAS; OLIVEIRA, 2019), e por isso, não faz parte do desenvolvimento deste trabalho. Essa adaptação utiliza o VCG quadrático, em que $X = DI$ e $Y = aVF$, calculado conforme a Equação (3.1):

$$VCG[n] = ECG_I[n]^2 + ECG_{aVF}[n]^2, \quad (3.1)$$

onde n é o número da amostra e ECG_I e ECG_{aVF} correspondem aos traçados das derivações I e aVF, respectivamente. Em seguida, como entrada do método Pan-Tompkins, uma diferenciação quadrática do VCG é utilizada a fim de destacar as transições rápidas deste sinal e típicas dos picos R, conforme a Equação (3.2):

$$VCG2[n] = (VCG[n] - VCG[n - 1])^2. \quad (3.2)$$

3.1.2.2 Etapa 2: Estimativa de um modelo da forma de onda de um batimento cardíaco para cada derivação

3.1.2.2.1 Estimativa inicial

O NACA identifica um intervalo de amostras em torno do pico R de cada batimento cardíaco k em cada derivação d do registro do ECG, conforme a Equação (3.3).

$$beat_{d,k}[n] = ECG_d \left[n + posR_k - \frac{L}{3} \right], \quad 1 \leq n \leq L, \quad (3.3)$$

onde n é o número da amostra e L é calculado de acordo com a Equação (3.4).

$$L = 1,1 \cdot \underset{k=1 \dots K}{median}(posR_k - posR_{k-1}), \quad (3.4)$$

onde foi considerada uma tolerância determinada empiricamente de 10%, e K é o número total de batimentos cardíacos detectados. Em seguida, o modelo de batimento cardíaco é calculado para cada derivação d , conforme a Equação (3.5) e como ilustrado na Figura 3.5.

$$beat_template_d[n] = \underset{k=1 \dots K}{median}(beat_{d,k}[n]). \quad (3.5)$$

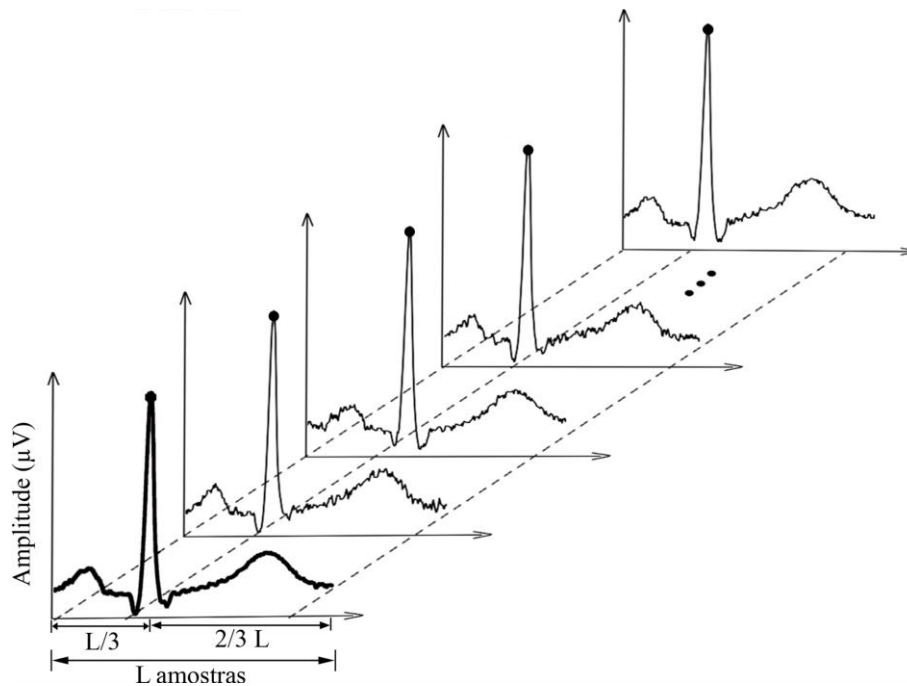


Figura 3.5 – Estimativa do modelo de batimento cardíaco (destacada em negrito) calculada como a mediana sincronizada amostra por amostra (veja Equação (3.5)) de todos os batimentos cardíacos k para cada derivação d .

Em seguida, é necessário validar a posição do pico R de cada batimento cardíaco k e, conseqüentemente, o modelo de batimento cardíaco. Especificamente, cada batimento cardíaco k de cada derivação d é deslocado, primeiro para trás e depois para frente, em até M amostras, onde M foi determinado empiricamente e representa o número de amostras correspondentes a nove ms do traçado do registro do ECG. Por sua vez, para cada deslocamento amostral é calculado o erro quadrático entre o batimento cardíaco desviado e o modelo de batimento cardíaco, de acordo com a Equação (3.6). Para isso, apenas para as derivações I, II e III são utilizadas, visto que essas possuem a maior magnitude do traçado eletrocardiográfico, e devido à redundância das informações do registro do ECG de 12 derivações (FINLAY; NUGENT; NELWAN; *et al.*, 2010). Desta forma, o deslocamento que corresponde ao erro mínimo, ou seja, a máxima correspondência amostral entre a forma de onda do batimento cardíaco deslocado e o modelo de batimento cardíaco, é utilizado para corrigir a posição do pico R, conforme a Equação (3.7). Os $beat_{d,k}$ e o $beat_template_d$ são recalculados usando as Equações (3.3) e (3.5), respectivamente.

$$shift_k = \underset{-M \leq i \leq M}{argmin} \left(\sum_{d=I,II,III} \sum_{n=\max(0,-i)}^{\min(L-1,L-1+i)} (beat_{d,k}[n+i] - beat_template_d[n])^2 \right). \quad (3.6)$$

$$posR_k = posR_k + shift_k. \quad (3.7)$$

3.1.2.2 Remoção de batimentos atípicos e nova estimativa do modelo de batimento cardíaco

Batimentos atípicos podem introduzir viés na estimativa do modelo de batimento cardíaco e, por isso, eles precisam ser identificados e removidos. Para tanto, duas condições para cada uma das seis derivações do plano frontal (I, II, III, aVR, aVF, aVL) são avaliadas:

1. $\frac{1}{L} \sum_{n=1}^L (beat_{d,k}[n] - beat_template_d[n])^2 > variance(beat_template_d[n], L)$, isto é, a forma de onda do batimento cardíaco é marcadamente diferente do modelo de batimento (a diferença quadrada média é maior do que a variância do modelo de batimento).

2. $\text{variance}(\text{beat}_{d,k}[n], L) < 10^4 \text{ mV}^2$, ou seja, o batimento cardíaco corresponde a um intervalo sem sinal (a variância do modelo de batimento cardíaco é muito pequena). Onde $\text{variance}(x[n], L)$ é um estimador da variância de um sinal $x[n]$ conforme mostrado na Equação (3.8):

$$\text{variance}(x[n]) = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L (x[n] - \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L (x[n]))^2 \quad (3.8)$$

Assim, se qualquer uma dessas condições for verificada em pelo menos três das seis derivações frontais, o batimento cardíaco k é rotulado como atípico para todas as derivações. Por fim, o beat_template_d é recalculado usando a Equação (3.5), mas sem considerar os batimentos rotulados como atípicos.

3.1.2.3 Etapa 3: Estimativa da relação sinal-ruído (SNR)

A estimativa do SNR é realizada para cada derivação d do registro do ECG, considerando o beat_template_d como sinal e o $(\text{beat_template}_d - \text{beat}_{d,k})$ como ruído, conforme a Equação (3.9).

$$\text{SNR}_d = \frac{\text{variance}(\text{beat_template}_d[n], L)}{\underset{\substack{k=1\dots K \\ k \text{ not atypical}}}{\text{median}} (\text{beat}_{d,k}[n], L - \text{beat_template}_d[n])} \quad (3.9)$$

Em seguida, um SNR geral para o registro do ECG é calculado por meio da Equação (3.10).

$$\text{SNR}_{\text{overall}} = \text{median}(\text{SNR}_d), \quad d = I, I, II, II, III, aVF, aVF, aVR, aVL, V1, V2, V3, V4, V5, V6. \quad (3.10)$$

Decidiu-se por incluir todas as derivações no cálculo do $\text{SNR}_{\text{overall}}$ apesar da redundância fisiológica ou geométrica entre elas, por dois motivos: 1) ruídos/artefatos podem ser adicionados a uma derivação específica e não a outras por eventos pós-aquisição, tais como pós-processamento da máquina de ECG ou transmissão dos dados; 2) o diagnóstico do registro do ECG não é um processo visual padrão, e diferentes especialistas procuram por distintas características nas derivações. Adicionalmente, as derivações I, II e aVF são repetidas na

Equação (3.10), visto que os especialistas da TNMG as consideram como as derivações mais importantes para fins de laudo médico.

De maneira geral, a forma como o SNR foi calculado, considerando o $beat_template_d$ como sinal e $(beat_template_d - beat_{d,k})$ como ruído, pode ser compreendido ao observar Figura 3.6. Note nessa figura que o traçado eletrocardiográfico com menos ruído (parte superior da Figura) mostra uma pequena variabilidade entre o modelo de batimento e as formas de onda dos batimentos cardíacos e, conseqüentemente, um SNR com valor mais alto. Ao contrário, o traçado eletrocardiográfico mais ruidoso (parte inferior da Figura) apresenta uma maior variabilidade, e conseqüentemente, um valor de SNR mais baixo.

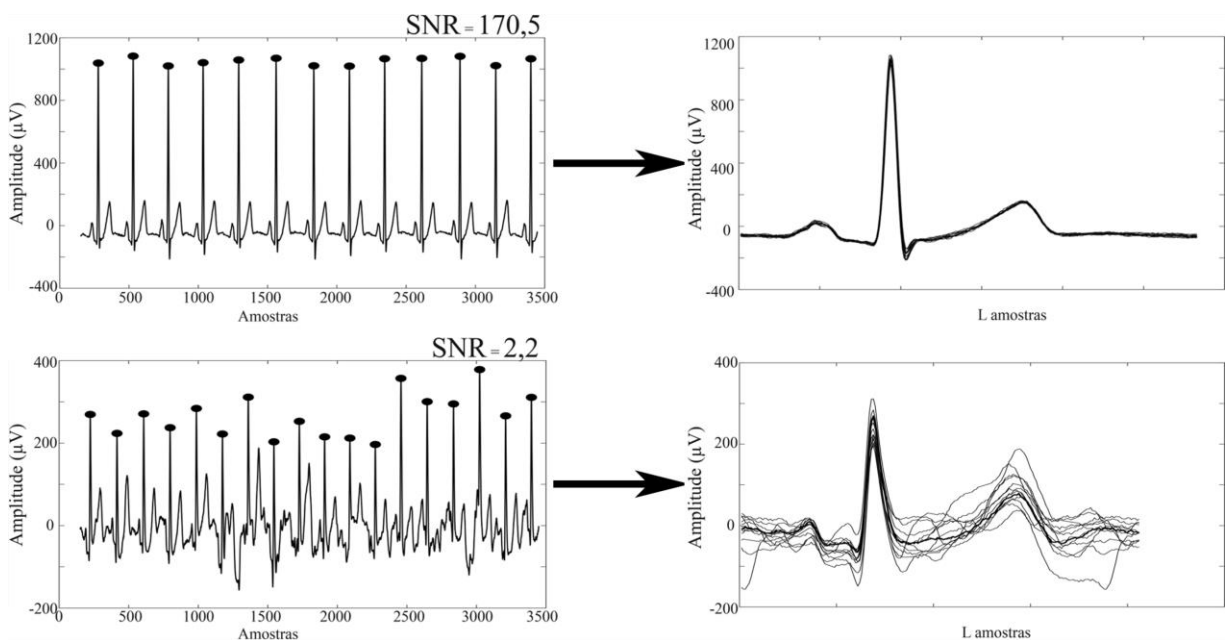


Figura 3.6 – À esquerda, exemplos de traçados da derivação I de um registro do ECG sem ruído (superior) e com ruído (inferior), e à direita a sobreposição de todos os seus batimentos cardíacos e o modelo de batimento cardíaco (linha contínua mais espessa). Note que os pontos em preto dos traçados à esquerda representam as localizações dos picos R, e esses traçados foram retirados do TestTNMG.

3.1.2.4 Etapa 4: Classificação do registro do ECG

As regras para a classificação do registro do ECG foram estabelecidas em colaboração com os médicos especialistas da TNMG e foram baseadas na estimativa do SNR e em um único limiar (SNR_{thres}). O registro do ECG é classificado como inaceitável se pelo menos uma das seguintes condições for atendida, ou classificado como aceitável caso nenhuma condição seja atendida:

1. $SNR_{overall} < SNR_{thres}$, ou seja, baixa qualidade em todo o registro do ECG;
2. $SNR_d = 0$, ou seja, *flatline* em qualquer derivação do registro do ECG;
3. $SNR_{II} < SNR_{thres}/3$ OR ($SNR_I < SNR_{thres}/3$ AND $SNR_{aVF} < SNR_{thres}/3$), ou seja, derivação II ou as derivações I e aVF marcadamente ruidosas;
4. $SNR_d < SNR_{thres}/3$ em pelo menos três derivações, ou seja, $\geq 25\%$ das derivações são marcadamente ruidosas.

Claramente, o desempenho do NACA depende consideravelmente do valor de SNR_{thres} . Esse limiar foi selecionado com base em uma análise da curva *Receiver Operating Characteristics* (ROC), utilizando o TrainingTNMG (veja detalhes na Seção 3.2.1).

3.1.3 Ajustes do QMA

O NACA foi comparado com o QMA utilizando os mesmos valores de limiares definidos pelos autores no *open-source* (HAYN, D.; JAMMERBUND; SCHREIER, 2011). Contudo, para otimizar o desempenho do QMA nos dados da TNMG, todos os seus limiares foram ajustados heurísticamente para obter uma versão modificada desse algoritmo (QMA_{mod}). Para isso, uma faixa de valores para cada limiar foi selecionada, conforme apresentado na Tabela 3.2. O valor mínimo de cada limiar foi definido como zero, e o valor máximo foi definido como o dobro do valor configurado pelos autores do QMA ou como o máximo permitido, de acordo com características básicas e conhecimento a priori do registro do ECG.

Primeiramente, o valor do primeiro limiar foi alterado com base na sua faixa de valores estipulada (Tabela 3.2) e, para cada um desses valores, o desempenho do algoritmo foi analisado na curva ROC usando os dados do TrainingTNMG. Assim, o valor do limiar que atingiu o melhor compromisso em termos de Se e Esp foi selecionado. Após configurar o novo valor do primeiro limiar, essa mesma análise foi repetida para os demais limiares.

Tabela 3.2 – Valores para ajuste heurístico dos limiares do QMA no conjunto de dados TrainingTNMG

Limiares	Valores	Valores testados		
	originais	min	max	passo
MAX_AMP	2000	0	4000	500
MAX_WRONG_AMP	0.4	0	1	0.1
MAX_BAD	0.8	0	1	0.1
MAX_CONSTANT	0.8	0	1	0.1
MAX_WRONG_DIFF	0.4	0	1	0.1
MAX_DIFF	400	0	800	100
BAD_AROUND_SPIKE	5	0	10	1
N_X_MAX	49	0	100	1
CHAN_DIST	3500	0	7000	500

3.1.4 Métricas de Desempenho

O desempenho do NACA e do QMA foi analisado e comparado com a *ground-truth*, rotulagem manual realizada pelos especialistas, por meio de diferentes métricas de desempenho. Para isso, a convenção de que positivo (P) é um registro do ECG inaceitável e negativo (N) é aceitável foi utilizada. Primeiro, foi calculado o número de verdadeiro/falso positivo/negativo, VP, FP, VN, FN e, em seguida, as métricas Sensibilidade (Se), Especificidade (Esp), Valor Preditivo Positivo (VPP) e F_2 (pontuação F_β com $\beta=2$) foram calculadas conforme as Equações (3.11) a (3.14), respectivamente (ANTONI *et al.*, 2021; KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018).

$$Se = \frac{VP}{VP + FN}, \quad (3.11)$$

$$Esp = \frac{VN}{VN + FP}, \quad (3.12)$$

$$VPP = \frac{VP}{VP + FP}, \quad (3.13)$$

$$F_2 = \frac{5 \cdot Se \cdot VPP}{4 \cdot Se + VPP}. \quad (3.14)$$

A métrica acurácia não foi utilizada neste trabalho, tendo em vista que para dados desbalanceados (como no caso dos dados da TNMG, com $N \gg P$, veja Tabela 3.1), essa métrica apresenta resultados tendenciosos para a classe majoritária (DEVARRIYA *et al.*, 2020; MEGAHED *et al.*, 2021). Neste contexto, a métrica F_2 fornece uma alternativa mais confiável para avaliar o desempenho de algoritmos implementados em bases desbalanceadas, uma vez que os registros da classe minoritária recebem uma maior importância (DEVARRIYA *et al.*, 2020), que neste trabalho são os registros de ECG classificados como inaceitáveis (P).

Além disso, foram investigados os registros do ECG patológicos mais propensos a serem erroneamente rotulados como inaceitáveis (ou seja, FP), focando em duas patologias específicas, fibrilação atrial (FA) e batimentos prematuros (BP), as quais foram extraídas da avaliação do cardiologista da TNMG. Vale ressaltar que não foi possível estipular para os registros do ECG patológicos as métricas supracitadas, dado que os registros rotulados como inaceitáveis pelos especialistas não foram avaliados clinicamente e, portanto, não possuem uma rotulação de patológico ou saudável.

Adicionalmente, foi considerada uma outra métrica, nomeada cost, a qual foi elaborada para avaliar a redução de custos resultante da introdução de um algoritmo para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico em qualquer sistema de saúde e, mais especificamente, no sistema da TNMG.

De maneira específica para o sistema da TNMG, a métrica cost foi calculada com base nos dados quantitativos de telecardiologia da TNMG, nos dados financeiros do Sistema Único de Saúde (SUS) e no salário-hora médio dos indivíduos residentes em Minas Gerais e usuários do SUS para os anos de 2020-2022.

Para estimativa da redução de custo, cada aquisição do sinal de ECG (VN, VP, FN e FP) no processo de diagnóstico cardíaco da TNMG está associada a um custo direto ou indireto. Os custos diretos são de responsabilidade do SUS, tais como: aquisição do sinal de ECG, consulta com médico generalista nas unidades remotas da TNMG e laudo realizado pelo médico especialista na unidade central da TNMG. Enquanto isso, outros custos diretos são de responsabilidade do paciente, tais como o custo de perder um dia de trabalho, o qual se refere ao valor da renda do trabalho que o indivíduo não recebeu enquanto viajava e aguardava a aquisição do sinal de ECG. De acordo com os valores descritos na Tabela 3.3, o total estimado para o processo de diagnóstico cardíaco da TNMG, somando-se todos os custos diretos

relatados acima, é de R\$ 37,15. Especificamente, este valor total dos custos diretos foi associado a uma ocorrência VN, i.e., um registro do ECG corretamente rotulado como aceitável, logo, $cost_{VN} = R\$ 37,15$.

Tabela 3.3 - Descrição e valores de todos os custos diretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco da TNMG

Categoria do custo	Parâmetro	Valor (Reais R\$)	Fonte
SUS	Aquisição do sinal de ECG	5,15	(SIGTAP, 2022b)
	Consulta com um médico generalista (unidades remotas da TNMG)	10,00	(SIGTAP, 2022a)
	Laudo pelo médico especialista (unidade central da TNMG).	6,00	(VIEGAS ANDRADE <i>et al.</i> , 2011)
Paciente	Horas do paciente = Valor do tempo do paciente x n° de horas gastas pelo paciente no transporte e tempo de espera para a aquisição do sinal de ECG	4,00/hr x 4hr = 16,00	(VIEGAS ANDRADE <i>et al.</i> , 2011)
Total		37,15	

Nota: O custo do paciente é o custo de perder um dia de trabalho. O valor de referência foi calculado a partir do valor do salário-hora médio dos indivíduos residentes em Minas Gerais que utilizam o sistema público de saúde. O total de 4 horas foi utilizado com base no artigo de implementação da TNMG (VIEGAS ANDRADE *et al.*, 2011).

Um aumento do custo direto de ~16% foi estimado se o registro do ECG for rotulado automaticamente como inaceitável (VP ou FP), $cost_p = 1,16 \cdot cost_{TN}$. Esse valor foi considerado com base que a aquisição do sinal de ECG, para essas ocorrências, será repetida imediatamente. Portanto, esse aumento equivale a R\$ 5,90: R\$ 5,15 devido à repetição da aquisição do sinal de ECG e R\$ 0,75 relacionado ao custo de oportunidade do paciente por esperar aproximadamente mais 10 minutos pela nova aquisição do sinal de ECG (ver Tabela 3.3). Se o registro do ECG for rotulado erroneamente como aceitável (FN), o custo direto é o dobrado, $cost_{FN} = 2 \cdot cost_{VN}$, dado que essa ocorrência é detectada na última etapa do processo de diagnóstico cardíaco e, portanto, todo esse processo será repetido. No entanto, o custo de uma ocorrência FN pode ser ainda maior, se considerarmos os custos indiretos relacionados ao diagnóstico tardio de uma

emergência cardíaca, como bloqueio atrioventricular completo com necessidade de implante de marcapasso, infarto agudo do miocárdio com supradesnívelamento do segmento ST e outros. Assim, para as ocorrências FN foi estipulado um custo indireto de três a sete vezes o valor do $cost_{VN}$.

Portanto, considerando os custos relativos de cada ocorrência do registro do ECG, a redução de custo introduzida pelo uso de um algoritmo para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico (numerador da Equação (3.15)) em qualquer sistema de saúde em comparação com o não uso de tal algoritmo, i.e., $VP=FP=0$, $VN=N$, $FN=P$ (denominador da Equação (3.15)), pode ser calculada como:

$$\begin{aligned} cost &= \frac{cost_{FN} \cdot FN + cost_{VN} \cdot VN + cost_P \cdot (VP + FP)}{cost_{FN} \cdot P + cost_{VN} \cdot N + cost_P \cdot (0 + 0)} \\ &= \frac{cost_{FN} \cdot FN + cost_{VN} \cdot VN + cost_P \cdot (VP + FP)}{cost_{FN} \cdot P + cost_{VN} \cdot N}. \end{aligned} \quad (3.15)$$

Adotando-se os valores supracitados, a métrica $cost$ para o sistema da TNMG é obtida como uma função do parâmetro $cost_{FN}$:

$$\begin{aligned} cost &= \frac{cost_{FN} \cdot FN + cost_{VN} \cdot VN + 1,16 \cdot cost_{VN} \cdot (VP + FP)}{cost_{FN} \cdot P + cost_{VN} \cdot N}, \\ 2 \cdot cost_{VN} &\leq cost_{FN} \leq 7 \cdot cost_{VN}. \end{aligned} \quad (3.16)$$

Daqui em diante, $cost_{FN}$ é denotado por multiplicador de custo aplicado às ocorrências FN, em que “x2” denota apenas os custos diretos ($cost_{FN} = 2 \cdot cost_{VN}$), e “x3” a “x7” denotam os custos indiretos ($cost_{FN} = 3$ a $7 \cdot cost_{VN}$). A métrica $cost$ foi calculada para o NACA, o QMA e um classificador ideal, o que corresponde às ocorrências $FP=FN=0$, $VN=N$, $VP=P$.

Ademais, com base nessa métrica, a redução de custo anual em reais para o sistema da TNMG foi estimada a partir dos custos do processo de diagnóstico da TNMG e considerando uma média dos últimos três anos, foram realizados cerca de 600.000 registros do ECG por ano (RIBEIRO *et al.*, 2019; UFMG-HC, 2022).

Por último, considerou-se a métrica Tex , a qual estima o tempo total gasto pelos algoritmos (NACA e QMA) para avaliar cada registro do ECG. Especificamente, foi computado a mediana de Tex de cada algoritmo para os conjuntos de dados de teste, a qual foi obtida com um *laptop* comercial (processador Intel Core i7-7500U 2,90 GHz, 16 GB de RAM).

3.2 Resultados

3.2.1 Ajuste dos limiares do NACA e do QMA

A Figura 3.7 mostra a curva ROC obtida alterando o valor do SNR_{thres} do NACA no TrainingTNMG. Dois valores de SNR_{thres} foram escolhidos para a análise posterior: $SNR_{thres} = 4,5$ (NACA_{4,5}), o qual permitiu uma taxa de falsos positivos (do inglês, *False Positive Rate* - FPR) $< 10\%$; e $SNR_{thres} = 6,5$ (NACA_{6,5}), o qual possibilitou uma taxa de falsos negativos (do inglês, *False Negative Rate* - FNR) $< 10\%$. Ambos os valores resultaram em um desempenho semelhante, no qual o NACA_{4,5} alcançou Esp e VPP ligeiramente maiores, enquanto o NACA_{6,5} alcançou Se e F_2 levemente maiores (ver Tabela 3.4).

Por sua vez, o QMA obteve resultados marcadamente inferiores aos do NACA, com Se, VPP e $F_2 \leq 0,24$ (veja Tabela 3.4). O QMA_{mod} foi obtido pela alteração do limiar MAX_WRONG_AMP, o qual foi configurado para o valor máximo (= 1), enquanto todos os outros limiares são mantidos em seu valor padrão (Tabela 3.5). Com isso, o QMA_{mod} alcançou resultados melhores do que o QMA em Se, PPV e F_2 . No entanto, ainda consideravelmente menores do que os resultados do NACA.

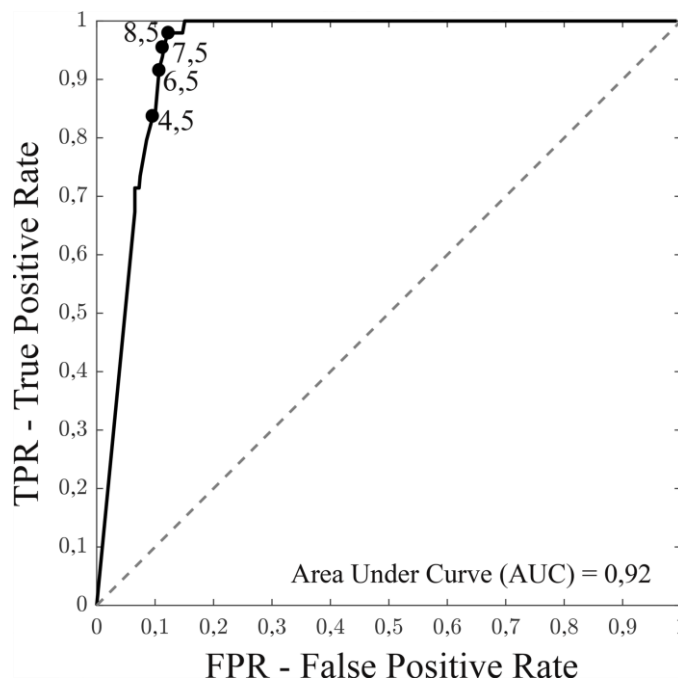


Figura 3.7 - Curva ROC obtida pela variação do limiar SNR_{thres} do NACA no TrainingTNMG. $SNR_{thres} > 6,5$ são apresentados nesta curva para evidenciar as pequenas variações de TPR e FPR com a seleção de um limiar superior aos selecionados neste trabalho.

Tabela 3.4 – Resultados alcançados pelos algoritmos NACA, QMA e QMA_{mod} no TrainingTNMG

Métricas	NACA_{4,5}	NACA_{6,5}	QMA	QMA_{mod}
VP (%)	6,8	7,4	2	4,5
VN (%)	83,0	82,0	81,3	75,7
FP (%)	9,0	10	10,7	16,3
FN (%)	1,2	0,6	6	3,5
FPR (%)	9,6	10,7	11,6	17,6
FNR (%)	16,3	8,2	40	22,8
Se	0,84	0,92	0,24	0,55
Esp	0,90	0,89	0,88	0,82
VPP	0,44	0,43	0,16	0,22
F ₂	0,71	0,75	0,22	0,42

Nota: VP, VN, FP e FN foram determinados pela razão entre o número de ocorrências VP, VN, FP e FN detectados pelos algoritmos pelo número total de traçados do TrainingTNMG, respectivamente. Adicionalmente, FPR = FP/(FP + TN) e FNR = FN/(FN+VP).

Tabela 3.5 – Resultado do ajuste heurístico dos limiares do QMA no TrainingTNMG

Limiares	Valores originais	Melhor desempenho		
		Valor	Se	Esp
MAX_AMP	2000	2000	0,24	0,88
MAX_WRONG_AMP	0.4	1	0,55	0,82
MAX_BAD	0.8	0.8	0,55	0,82
MAX_CONSTANT	0.8	0.8	0,55	0,82
MAX_WRONG_DIFF	0.4	0.4	0,55	0,82
MAX_DIFF	400	400	0,55	0,82
BAD_AROUND_SPIKE	5	5	0,55	0,82
N_X_MAX	49	49	0,55	0,82
CHAN_DIST	3500	3500	0,55	0,82

Nota: MAX_WRONG_AMP é utilizado pelo QMA como limiar de tolerância de ausência de sinal em qualquer derivação do registro do ECG para classificá-lo como inaceitável. Essa condição é semelhante à uma das utilizadas pelo NACA para avaliar o registro do ECG como inaceitável.

3.2.2 Desempenho do NACA e do QMA no TestTNMG e no ChallengeCinC

NACA_{4,5} e NACA_{6,5} foram associados a um bom desempenho em ambos os conjuntos de dados de teste, com $Se \geq 0,82$ e $Esp \geq 0,89$ (veja detalhes na Tabela 3.6). Por outro lado, o QMA e QMA_{mod} alcançaram um bom desempenho e comparável ao NACA apenas no ChallengeCinC ($Se \geq 0,74$, $Esp \geq 0,98$), enquanto os resultados para todas as métricas no TestTNMG, exceto $Esp \geq 0,98$, foram consideravelmente baixas ($Se \leq 0,33$, $VPP \leq 0,19$ e $F_2 \leq 0,20$).

A partir da Tabela 3.6, observa-se que os menores percentuais de FN para ambos os conjuntos de dados foram obtidos pelo NACA_{6,5}, enquanto o menor percentual de FP no TestTNMG foi alcançado pelo NACA_{4,5}, e no ChallengeCinC pelo QMA_{mod}. Ao restringir a análise aos registros do ECG patológicos, a taxa de FP aumentou ligeiramente para o NACA_{4,5}, mas foi consideravelmente maior para os outros algoritmos (Tabela 3.7). Adicionalmente, ambos os algoritmos obtiveram Tex muito pequeno ($< 50ms$) para ambos os conjuntos de dados de teste. No entanto, o do QMA foi aproximadamente 10 vezes menor do que o do NACA.

Tabela 3.6 – Desempenho do NACA, QMA e QMA_{mod} no TestTNMG e no ChallengeCinC

	TestTNMG				ChallengeCinC			
	NACA _{4,5}	NACA _{6,5}	QMA	QMA _{mod}	NACA _{4,5}	NACA _{6,5}	QMA	QMA _{mod}
VP (%)	0,7	0,8	0,2	0,3	19	19	18	17
VN (%)	98,5	97,6	97,0	97,8	72	68	75	76
FP (%)	0,5	1,4	2,1	1,3	5,3	8,7	2,1	2
FN (%)	0,2	0,1	0,7	0,6	3,9	3,6	4,9	6
Se	0,82	0,89	0,21	0,33	0,83	0,84	0,78	0,74
Esp	0,99	0,98	0,98	0,99	0,93	0,89	0,97	0,98
VPP	0,59	0,35	0,08	0,19	0,78	0,68	0,89	0,91
F ₂	0,76	0,68	0,16	0,20	0,82	0,80	0,80	0,77
Tex(ms)	42	42	3	3	39	39	4	4

Nota: VP, VN, FP e FN foram determinados pela razão entre o número de ocorrências VP, VN, FP e FN detectados pelos algoritmos pelo número total de traçados do TestTNMG, respectivamente. Adicionalmente, $FPR = FP / (FP + TN)$ e $FNR = FN / (FN + VP)$.

Tabela 3.7 - Porcentagem de FP restringindo a análise aos registros do ECG patológicos do TestTNMG, e especificamente àqueles diagnosticados com fibrilação atrial ou batimentos prematuros

	ECG patológicos (%)	FA (%)	BP (%)
FP no NACA _{4,5}	0,6	1,8	0,7
FP no NACA _{6,5}	2,1	6,6	3,4
FP no QMA	2,5	3,3	2,2
FP no QMA _{mod}	1,7	2,5	0,8

A qualidade geral do registro do ECG estimada pelo NACA ($SNR_{overall}$) foi significativamente maior no TestTNMG do que no ChallengeCinC (mediana 58 vs. 24, veja Figura 3.8), com Wilcoxon bilateral com valor- $p < 0,01$. Para verificar se o desempenho inferior do QMA no TestTNMG foi devido a essa discrepância do $SNR_{overall}$, o QMA foi testado em um subconjunto do TestTNMG ($TestTNMG_{subset}$), o qual consiste em 1000 registros do ECG reamostrados do TestTNMG com a mesma distribuição estatística de $SNR_{overall}$ do ChallengeCinC.

Para isso, o $SNR_{overall}$ foi calculado para cada registro do ECG do ChallengeCinC e, em seguida, os percentis da distribuição do $SNR_{overall}$, de 5% a 95% com passo de 5% foram calculados. Assim, foram selecionados aleatoriamente 45 registros do ECG do TestTNMG rotulados pelos especialistas como aceitáveis para cada intervalo de percentil (ou seja, 0-5%, 5-10%, ..., 90-95%, 95-100%), totalizando 900 registros do ECG. Ademais, os registros do ECG rotulados pelos especialistas como inaceitáveis estão concentrados nos primeiros nove percentis (baixo valor de $SNR_{overall}$), assim, foram selecionados aleatoriamente, dentro desses percentis, 100 registros do ECG do TestTNMG, totalizando 1000 registros do ECG. Os resultados do QMA para o $TestTNMG_{subset}$ melhoraram, mas apenas ligeiramente ($Se = 0,23$, $Sp = 0,97$, $PPV = 0,49$ e $F_2 = 0,40$).

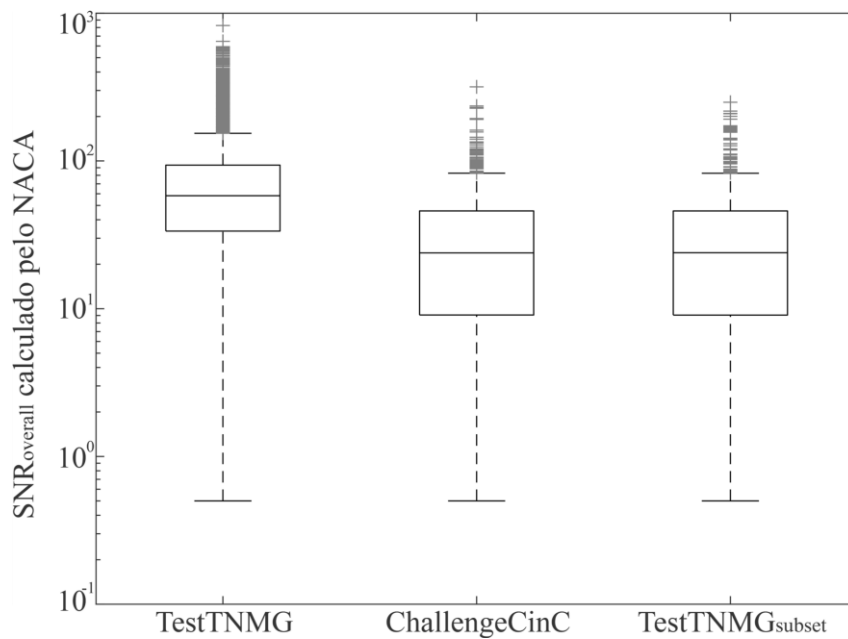


Figura 3.8 – Box plot do parâmetro $SNR_{overall}$ estimado pelo NACA para o TestTNMG, o ChallengeCinC e o TestTNMG_{subset}, em que as medianas de $SNR_{overall}$ obtidas foram 58, 24 e 24, respectivamente. O teste de Wilcoxon bilateral rejeitou a hipótese nula de medianas iguais para o TestTNMG e o ChallengeCinC, com valor de $p < 0,01$.

3.2.3 Estimativa da redução de custos pela introdução do NACA e do QMA nos conjuntos de dados de teste

A Figura 3.9 mostra a estimativa de redução de custos resultante do uso do NACA, do QMA e de um classificador ideal em função do multiplicador de custo aplicado às ocorrências FN. Como mencionado anteriormente para esse multiplicador, x2 representa apenas o custo direto, e a variação de x3 até x7 representa os custos indiretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco da TNMG (veja detalhes na Seção 3.1.4).

No ChallengeCinC, todos os algoritmos obtiveram uma redução de custo de ~12% com x2 e entre 40% e 45% com x7, o que é algo comparável ao classificador ideal (15% e 56%). Por outro lado, no TestTNMG, a redução de custo do NACA foi comparável à promovida por um classificador ideal (com x2, 0,5% vs. 0,7%, e com x7, 4,1% vs. 4,8%). Enquanto isso, o QMA atingiu um aumento de custo com x2, e tanto ele como o QMA_{mod} atingiram uma redução de custo inferior a 1,3% com o x7. Em termos absolutos, estima-se que a introdução do NACA no serviço da TNMG pode reduzir os custos entre ~R\$ 115.000 (x2) e R\$ 870.000 (x7) por ano baseado em sua produção anual de 600.000 registros do ECG.

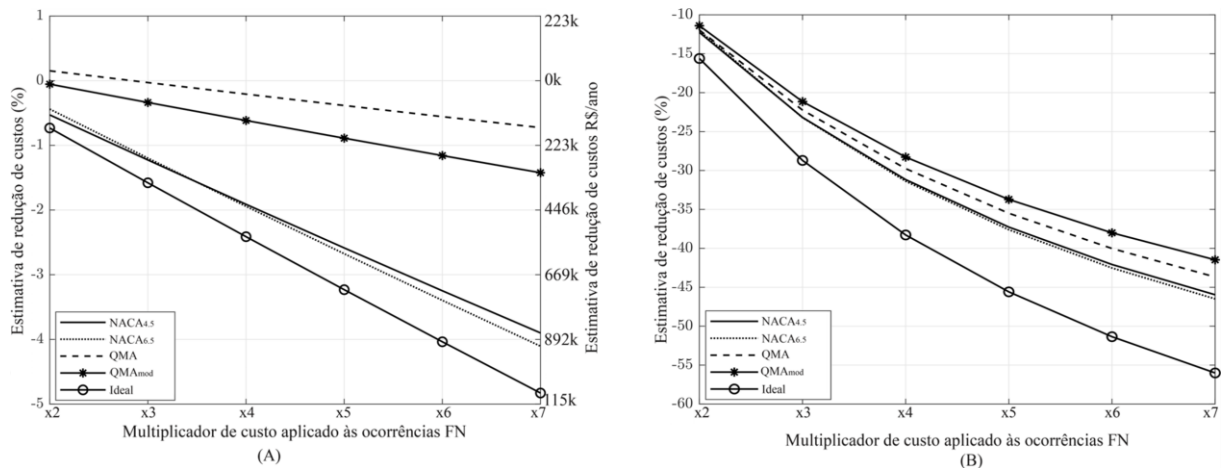


Figura 3.9 - Estimativa da redução de custos resultante do uso do NACA, do QMA e de um classificador ideal em função do multiplicador de custo aplicado às ocorrências FN para A) TestTNMG e B) ChallengeCinC. O multiplicador de custo é relacionado ao custo do registro FN, em que x2 representa apenas os custos diretos, e a variação de x3 até x7 representa os custos indiretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco. Para o TestTNMG, essa redução de custos anual em reais também foi estimada.

3.3 Discussão

Um novo algoritmo para a avaliação da qualidade do traçado de ECG de 12 derivações foi desenvolvido, e sua performance foi avaliada a partir de métricas de desempenho e comparada com um algoritmo de referência da literatura (QMA). Desta forma, os principais achados desta etapa trabalho foram: 1) de acordo com as métricas consideradas neste trabalho, o NACA e o QMA alcançaram um desempenho bom e semelhante quando testados no ChallengeCinC, o qual foi utilizado para ajustar os parâmetros do QMA, e é claramente diferente do conjunto de dados utilizado para o desenvolvimento do NACA; 2) quando testados no TestTNMG, 34 vezes maior que o ChallengeCinC, e representativo da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros patológicos e inaceitáveis, o NACA manteve um bom desempenho, enquanto o do QMA foi fortemente prejudicado. Adicionalmente, o desempenho do QMA melhorou ligeiramente após o ajuste dos seus parâmetros ou considerando o TestTNMG_{subset}, o qual possui características de SNR semelhantes às do ChallengeCinC; 3) o NACA é baseado em um único parâmetro ajustável, SNR_{thres} , de significado físico claro, em que um registro do ECG com $SNR < SNR_{thres}$ é considerado ruidoso. A seleção do valor do SNR_{thres} depende da importância relativa das ocorrências de FP e de FN na aplicação. De acordo com os resultados, o NACA_{4,5} é a melhor

opção para o serviço de telecardiologia da TNMG; e 4) o desempenho do NACA no TestTNMG sugere que seu uso em uma aplicação clínica real de telecardiologia pode reduzir substancialmente os custos extras diretos e indiretos, visto que sua redução seria semelhante ao que poderia ser alcançado por um classificador ideal, enquanto o QMA resultaria em nenhuma redução ou apenas uma redução marginal.

3.3.1 Desempenho do NACA e do QMA no ChallengeCinC

Para o ChallengeCinC, o NACA e o QMA obtiveram um desempenho semelhante para todas as métricas consideradas e comparável a outros algoritmos testados neste conjunto de dados (CHEN, Yun; YANG, 2012; CLIFFORD *et al.*, 2012; HO CHEE TAT; XIANG; ENG THIAM, 2011; JEKOVA *et al.*, 2012; JOHANNESSEN; GALEOTTI, 2012; NASERI; HOMAEINEZHAD, 2015).

De acordo com as métricas consideradas neste trabalho, a primeira indicação de confiabilidade e robustez do NACA foram seus bons resultados no ChallengeCinC, uma vez que este conjunto de dados não foi utilizado para desenvolver ou ajustar esse algoritmo. Por outro lado, bons resultados são, de tal forma, esperados para outros algoritmos, cujos parâmetros foram ajustados com base nesses dados, tais como o QMA.

O ChallengeCinC tem um número de registros do ECG inaceitáveis (23%) muito maior do que é esperado em um cenário do mundo real ($\leq 3,5\%$) (AL-ZAITI *et al.*, 2020; LI; RAJAGOPALAN; CLIFFORD, 2014; ZHANG, Zhu Ming *et al.*, 2016). Isso introduz duas questões substanciais: 1) Uma vez que a prevalência real do fenômeno de interesse está marcadamente sobrerrepresentada é necessário um cuidado extra ao inferir e interpretar os resultados para um cenário do mundo real (FERNANDO; TSOKOS, 2021; LEVER, 2016; SUN *et al.*, 2015; YIJING *et al.*, 2016); 2) Essa sobrerrepresentação em um conjunto de dados amplamente utilizado na literatura pode ter induzido os desenvolvedores de outros algoritmos a subestimar o fato de que eles estavam lidando com um problema de desequilíbrio extremo de classe ($P \ll N$) (THABTAH *et al.*, 2020; YIJING *et al.*, 2016). Quando esse desequilíbrio não é considerado no desenvolvimento do algoritmo, principalmente para aqueles baseados em aprendizado de máquina, resultados insatisfatórios são gerados quando testados em conjuntos

de dados extremamente desequilibrados, tais como o TestTNMG (FERNANDO; TSOKOS, 2021; THABTAH *et al.*, 2020; YIJING *et al.*, 2016).

As duas questões supracitadas foram a principal motivação para: a) desenvolver o NACA, um classificador desenvolvido na premissa de baixa complexidade computacional, baseado em um princípio de processamento de sinal bem estabelecido (SNR), que usa apenas um parâmetro alterável e intuitivo (SNR_{thres}) e que utiliza um conjunto de regras de classificação derivadas da expertise de médicos especialistas; b) construir um conjunto de dados (TestTNMG), verdadeiramente representativo da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros do ECG patológicos e inaceitáveis, e grande o suficiente para evitar problemas relacionados a conjuntos de dados de pequena escala com características limitadas de registros do ECG.

3.3.2 Desempenho do NACA e do QMA no TestTNMG

Outro forte indicativo de robustez e confiabilidade do NACA foi seu bom desempenho, conforme as métricas apresentadas neste trabalho, no TestTNMG. Até onde os autores sabem, este conjunto de dados é o maior e mais representativo de uma aplicação real utilizado para mensurar o desempenho de algoritmos que avaliam a qualidade do registro do ECG de 12 derivações. Além disso, ele é 30 vezes maior que o ChallengeCinC e é composto por 50% de registros do ECG patológicos e apenas 1% de inaceitáveis. Ressalta-se que a marcação do registro do ECG em aceitável ou inaceitável foi realizada pelos médicos especialistas como parte de sua avaliação diagnóstica para o serviço de telecardiologia da TNMG e, portanto, verdadeiramente representativa dos requisitos de uma aplicação clínica do mundo real.

Neste conjunto de dados, o NACA manteve um bom desempenho e foi robusto as variações dos valores de SNR_{thres} . Aumentar o SNR_{thres} de 4,5 para 6,5, i.e., uma diminuição de ~40% no nível de ruído que é considerado aceitável, resultou em um aumento de três vezes de FP e uma diminuição de duas vezes de FN. Tal resultado destaca a relevância de um exercício de balanceamento entre FP e FN baseado na importância relativa de cada uma dessas ocorrências para uma aplicação específica (HICKS *et al.*, 2022; LEVER, 2016). Adicionalmente, o NACA_{4,5} gera, aproximadamente, para cada registro de ECG classificado corretamente como P (VP) um registro de ECG erroneamente classificado (FP), o que

cl clinicamente pode ser uma limitação para implementação do NACA. Tal fato é devido à pequena quantidade de registros de ECG P nos dados na TNMG e pela maior importância dada para as ocorrências FN na seleção do limiar (SNR_{thres}). Isso foi considerado já que os custos diretos e indiretos do FN são superiores aos do FP, para este o paciente ainda está sob supervisão do paramédico e a nova aquisição do sinal do ECG é imediata. Portanto, essa problemática da relação VP e FP pode ser resolvida pela emissão de alertas pelo NACA a cada registro de ECG P, sugerindo ao paramédico as opções de realizar uma nova aquisição ou enviar o registro de ECG para laudo médico do especialista, gerando uma observação no sistema da TNMG que o registro de ECG foi classificado pelo NACA como inaceitável. Neste contexto, ter apenas um único limiar é uma característica desejável, o que permitirá um ajuste simplificado e progressivamente melhor à medida que mais registros do ECG forem rotulados. Adicionalmente, as regras utilizadas pelo NACA, as quais foram configuradas juntamente aos especialistas médicos, podem ser facilmente alteradas.

Por sua vez, o desempenho do QMA piorou consideravelmente no TestTNMG em comparação com o desempenho dele no ChallengeCinC, onde as métricas de Se, F_2 e VPP foram reduzidas em mais de 3,5, 5 e 100 vezes, respectivamente. Esta deterioração de desempenho foi mantida mesmo após o ajuste dos seus parâmetros (QMA_{mod}) ou considerando o TestTNMG_{subset}, o qual possui características de SNR semelhantes às do ChallengeCinC. Tudo isso sugere que a representação excessiva de registros do ECG inaceitáveis no ChallengeCinC afetou marcadamente a confiabilidade e a robustez do QMA em uma aplicação do mundo real, como sugerimos anteriormente.

No entanto, é possível que a definição de registros do ECG inaceitáveis usada pelos especialistas seja substancialmente diferente entre os dois conjuntos de dados de teste. Isso é um tanto esperado, devido à falta de um consenso oficial e às diferenças subjetivas entre os especialistas sobre o julgamento da qualidade do registro do ECG (JEKOVA *et al.*, 2017; WANG *et al.*, 2021). Tal fato destaca ainda mais a vantagem estratégica do NACA (um único parâmetro com significado físico e quatro regras simples e compreensíveis que podem ser alteradas ou adaptadas) sobre o QMA ou outras soluções de caixa preta com muitos graus de liberdade, como redes neurais artificiais.

Apesar da falta de um consenso oficial, o NACA pode ser facilmente adaptado a diferentes conceitos de qualidade de ECG, mesmo por não especialistas. No entanto, alcançar um consenso amplamente aceito sobre a definição quantitativa da qualidade aceitável do registro do ECG é a única solução sistemática para este problema.

Não foi possível avaliar completamente se o desempenho do NACA e do QMA piora quando o registro do ECG é inaceitável e patológico, uma vez que esses registros foram rotulados como inaceitáveis pelo especialista e, compreensivelmente, não receberam uma avaliação diagnóstica. No entanto, o número de FP aumenta para todos os algoritmos quando é considerado apenas os registros patológicos, mas apenas marginalmente para o NACA_{4,5}. Isso sugere que ele é a melhor opção dentre os testados para o serviço de telecardiologia da TNMG. Vale ressaltar que os menores valores de Tex foram obtidos pelo QMA em ambos os conjuntos de dados, o que justifica sua aplicação em plataformas embarcadas. No entanto, o Tex alcançado pelo NACA comprova sua viabilidade para um sistema de telecardiologia.

Testar o desempenho de outros algoritmos ou testar o desempenho do NACA em outros conjuntos de dados com o mesmo problema de sobrerrepresentação, por exemplo (MOODY, G. B.; MARK, 2001; MOODY, GB George B *et al.*, 1984; SILVA; MOODY; CELI, 2011), está além do escopo deste trabalho. No entanto, uma verificação adicional usando um conjunto de dados representativo do cenário clínico deve ser realizada antes de usar um algoritmo em uma aplicação do mundo real.

3.3.3 Redução estimada de custos pelo uso do NACA e do QMA no TestTNMG e no ChallengeCinC

A introdução de algoritmos para a avaliação da qualidade do registro do ECG é reconhecida como uma importante possibilidade para a redução de custos diretos e indiretos nos sistemas de saúde (JEKOVA *et al.*, 2012; JOHANNESSEN, 2011). A magnitude desta redução depende fortemente da eficácia do algoritmo em evitar as ocorrências de FP e de FN, visto que os custos extras decorrentes de cada uma dessas ocorrências dependem da aplicação.

A confiabilidade e robustez do NACA é agora confirmada a partir da redução de custo obtida pela introdução desse algoritmo em qualquer sistema de saúde. No TestTNMG, a redução de custo obtida pelo uso do NACA está entre 0,5% e 4,1%, ou seja, entre R\$ 115.000

e R\$ 870.000 por ano. Tal redução está próxima do que poderia ser alcançado por um classificador ideal e é particularmente expressiva se considerarmos que o número anual de registros do ECG recebidos pela TNMG está subindo vertiginosamente de 500.000 em 2020 para 750.000 em 2021 (UFMG-HC, 2022). Adicionalmente, os valores utilizados para laudo do especialista e do custo do paciente de perder um dia de trabalho (veja Tabela 3.3) estão subestimados. Logo, a redução de custo alcançada pela utilização do NACA pode ser superior aos valores encontrados neste trabalho. Por outro lado, a redução de custo do QMA foi apenas marginal e, na verdade, nenhuma redução foi obtida para o fator de multiplicação x2, destacando seus problemas de confiabilidade e sua não aplicabilidade no cenário clínico real.

A redução de custo estimada pelo uso do NACA e do QMA no ChallengeCinC apresentou uma porcentagem superior (entre 12% e 40%) àquela do TestTNMG e foi aproximadamente a mesma para ambos os algoritmos, evidenciando que, para esse conjunto de dados, os dois algoritmos alcançaram resultados similares para todas as métricas de desempenho utilizadas neste trabalho.

3.4 Limitações do NACA

Para a estimativa correta dos modelos de batimentos cardíacos e do SNR, o NACA depende ligeiramente da detecção correta das posições dos picos R e fortemente da similaridade entre os batimentos no registro do ECG de 10 s. Assim, transições bruscas na morfologia do batimento PQRST e alterações cardiológicas extremas podem prejudicar o desempenho desse algoritmo. No entanto, nos conjuntos de dados considerados, o algoritmo de detecção de pico R simples adotado teve um desempenho bom, para o qual foram identificados apenas nove registros do ECG que foram rotulados incorretamente como inaceitáveis pelo NACA devido aos problemas de detecção de picos R. No entanto, algoritmos para a detecção de pico R mais precisos ou versões modificadas do Pan-Tompkins foram propostos na literatura (KAPLAN BERKAYA *et al.*, 2018; MERDJANOVSKA; RASHKOVSKA, 2022). Não se pode excluir que esses algoritmos possam melhorar o desempenho do NACA, mas essa melhoria provavelmente seria insignificante. Na verdade, a localização dos picos R é usada pelo NACA apenas para calcular a mediana dos batimentos para estimativa do modelo de batimento, e esses cálculos já incluem o deslocamento de cada posição de pico R para maximizar a similaridade.

Capítulo 4

4 Electrode Interchange Detection Algorithms (EIDA)

Algoritmos para aplicações clínicas reais devem ser desenvolvidos baseados em dados representativos do cenário clínico, solucionar problemas com alta relevância clínica e representar o entendimento clínico dos médicos especialistas. Fundamentado nesses fatos e em todas as limitações listadas na Seção 2.5, dois novos algoritmos para a detecção das inversões dos eletrodos imediatamente após a aquisição do sinal de ECG de 12 derivações na prática clínica diária foram desenvolvidos. Tais algoritmos são denominados de *Limb Electrode Interchange Detection Algorithm* ($EIDA_{LIMB}$) e *Precordial Electrode Interchange Detection Algorithm* ($EIDA_{PREC}$). O objetivo do $EIDA_{LIMB}$ é detectar as inversões dos eletrodos dos membros (RA-LA e RA-LL), e do $EIDA_{PREC}$ é detectar as inversões dos eletrodos precordiais (V1-V6, V2-V5 e inversão completa).

De forma geral, esses algoritmos foram desenvolvidos a partir do conhecimento clínico do traçado eletrocardiográfico, utilizando técnicas de baixa complexidade computacional e empregando os seguintes conceitos: Reconstrução do ECG de 12 derivações; identificação da polaridade (negativa ou positiva) do complexo QRS; identificação do eixo elétrico de QRS no plano frontal; e correlação entre os traçados das derivações.

A fim de estudar as particularidades dos traçados eletrocardiográficos com inversão dos eletrodos, o $EIDA_{LIMB}$ e o $EIDA_{PREC}$ foram divididos na etapa de treinamento, e cada divisão foi treinada em um conjunto de dados que abrange um único tipo de inversão dos eletrodos. Desta forma, o $EIDA_{LIMB}$ foi dividido em $EIDA_{LIMB-RALA}$ e $EIDA_{LIMB-RALL}$ para a detecção das inversões dos eletrodos RA-LA e RA-LL, respectivamente. Do mesmo modo, o $EIDA_{PREC}$ foi dividido em $EIDA_{PREC-V1V6}$, $EIDA_{PREC-V2V5}$ e $EIDA_{PREC-COMP}$ para a detecção das inversões dos eletrodos V1-V6, V2-V5 e inversão completa (V6,V5,...,V1), respectivamente. Por outro lado, para a etapa de teste, os algoritmos foram reagrupados e testados em conjuntos de dados que

englobam todas as inversões dos eletrodos dos membros ($EIDA_{LIMB}$) e precordiais ($EIDA_{PREC}$) estudadas neste trabalho. A Figura 4.1 exemplifica as divisões desses algoritmos para as etapas de treinamento e de teste.

Em ambas as etapas, os algoritmos propostos foram avaliados e comparados com o DRA por meio de diferentes métricas de desempenho utilizando-se conjuntos de dados de registros do ECG disponibilizados pela TNMG. Para uma melhor comparação de desempenho com os algoritmos propostos, o DRA foi dividido seguindo o mesmo procedimento do EIDA: DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} para detecção das inversões dos eletrodos dos membros e precordiais, respectivamente. O primeiro foi dividido em $DRA_{LIMB-RALA}$ e $DRA_{LIMB-RALL}$ para a detecção das inversões dos eletrodos RA-LA e RA-LL, respectivamente, e o segundo em $DRA_{PREC-COMP}$ para a detecção da inversão completa dos eletrodos precordiais.



Figura 4.1 – Divisões dos algoritmos $EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$.

4.1 Materiais e Métodos

4.1.1 Conjunto de dados

Dois conjuntos de dados de registros do ECG foram considerados nesta etapa deste trabalho, um para o desenvolvimento do $EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$, e o outro para a validação dos algoritmos ($EIDA_{LIMB}$, $EIDA_{PREC}$, DRA_{LIMB} e DRA_{PREC}). Esses conjuntos de dados foram fornecidos pela TNMG mediante a aprovação do comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de Minas Gerais sob o protocolo 68496317.7.0000.5149.

Cada conjunto de dados consiste em registros do ECG de 12 derivações, com duração máxima de 10 segundos, frequência de amostragem ≥ 300 Hz e resolução ≥ 12 bits. Os registros do ECG classificados pelos especialistas da TNMG como qualidade técnica insuficiente ou possível inversão dos eletrodos (sem nenhuma especificação de qual inversão dos eletrodos), e

os classificados pelo NACA como inaceitável para laudo médico foram excluídos desses conjuntos de dados.

Os registros do ECG com inversão dos eletrodos foram gerados artificialmente a partir de uma seleção aleatória e uma manipulação computacional da seguinte maneira:

- Inversão dos eletrodos RA-LA: inversão do traçado da derivação I e troca dos traçados das derivações: II e III; e aVR e aVL.
- Inversão dos eletrodos RA-LL: inversão do traçado da derivação II, troca e inversão dos traçados das derivações I e III, e troca dos traçados das derivações aVR e aVF.
- Inversão dos eletrodos V1-V6: troca dos traçados das derivações V1 e V6.
- Inversão dos eletrodos V2-V5: troca dos traçados das derivações V2 e V5.
- Inversão completa: troca dos traçados das derivações V1 com V6, V2 com V5 e V3 com V4.

Em seguida, os registros do ECG com inversão dos eletrodos foram rotulados computacionalmente como inaceitáveis (positivo – P) ou como aceitável (negativo - N), caso contrário.

O conjunto de dados de treinamento, $\text{TrainingTNMG}_{\text{INT}}$, consiste em 1491 registros do ECG, dos quais 8% são de registros do ECG com um tipo específico de inversão dos eletrodos. Foi selecionado um percentual de registros do ECG com inversão dos eletrodos maior do que é esperado na prática clínica a fim de garantir uma representação suficiente de diferentes tipos desses registros no conjunto de treinamento. Cabe salientar que o $\text{TrainingTNMG}_{\text{INT}}$ foi utilizado para o treinamento das cinco divisões dos algoritmos propostos, e INT pode ser RALA, RALL, V1V6, V2V5 e COMP, especificando o tipo de inversão dos eletrodos presente no conjunto de dados e, conseqüentemente, qual divisão dos algoritmos foi treinada neste conjunto. Por exemplo, o $\text{EIDA}_{\text{LIMB-RALA}}$ foi desenvolvido baseado no conjunto de dados $\text{TrainingTNMG}_{\text{RALA}}$.

Por sua vez, o conjunto de dados de teste, $\text{TestTNMG}_{\text{INT}}$, consiste em 23.235 registros do ECG, representativos da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros patológicos (51%) e inaceitáveis (~1%). Salienta-se que o $\text{TestTNMG}_{\text{INT}}$ foi utilizado para testar o desempenho dos algoritmos propostos, e aqui, INT pode ser LIMB ou PREC, especificando os tipos de inversões dos eletrodos presentes neste conjunto de dados e,

consequentemente, qual algoritmo foi testado nele. Por exemplo, o EIDA_{LIMB} foi testado no conjunto de dados TestTNMG_{LIMB}, o qual consiste em 1% de registros do ECG com os dois tipos de inversões dos eletrodos dos membros RA-LA e RA-LL. Veja os detalhes dos conjuntos de dados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 - Visão geral dos conjuntos de dados de registros do ECG de 12 derivações considerados nesta etapa deste trabalho: TrainingTNMG_{INT} e TestTNMG_{INT}. Case ressaltar que INT em TrainingTNMG_{INT} pode ser RALA, RALL, V1V6, V2V5 e COMP, e em TestTNMG_{INT} pode ser LIMB ou PREC

Conjunto de dados	Total	P	N	N	N
		com inversão (%)	sem inversão (%)	Saudáveis (%)	Patológicos (%)
TrainingTNMG _{INT}	1491	8	92	48	52
TestTNMG _{INT}	23235	1	99	49	51

4.1.2 Limb Electrode Interchange Detection Algorithm - EIDA_{LIMB}

Um dos principais problemas para o desenvolvimento de algoritmos para a detecção de registros do ECG com inversões dos eletrodos dos membros é a similaridade dos traçados desses registros com traçados patológicos (RJOOB *et al.*, 2020; XIA; GARCIA; ZHAO, 2012). Como forma de minimizar essa problemática, a abordagem proposta no EIDA_{LIMB} é baseada em duas investigações:

1. busca das alterações provocadas pelas inversões dos eletrodos dos membros nos traçados das derivações dos registros do ECG original, o qual corresponde a aquisição do sinal de ECG na prática diária clínica e, nesta Subseção 4.1.2 será denotado de ECG_{ORIG}.
2. comparação entre os traçados das derivações do ECG_{ORIG} e do ECG reconstruído. Este é obtido computacionalmente pela combinação linear entre os traçados de algumas derivações do ECG_{ORIG} e uma matriz de reconstrução e, daqui em diante, denotado de ECG_{REC}.

A primeira investigação é embasada nas alterações causadas nos traçados das derivações do ECG_{ORIG} devido às inversões dos eletrodos dos membros, tais como descritas em (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HARRIGAN, 2006; JEKOVA *et al.*, 2016; KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019) e listadas na Seção 2.3.2. Enquanto isso, a segunda investigação é fundamentada no fato de que as alterações provocadas pelas inversões dos

eletrodos nos traçados das derivações do ECG_{ORIG} não aparecem (ou são diferentes) no ECG_{REC}. Em contrapartida, os traçados das derivações do ECG_{ORIG} e do ECG_{REC} são muito similares na ausência das inversões dos eletrodos dos membros.

O delineamento do EIDA_{LIMB} é apresentado na Figura 4.2, o qual consiste basicamente em cinco etapas: 1) Pré-processamento e reconstrução do ECG_{ORIG}; 2) Detecção da localização dos picos R e estimativa do modelo de batimento pelo NACA; 3) Identificação da polaridade (negativa ou positiva) do complexo QRS; 4) Determinação do eixo elétrico de QRS no plano frontal; e 5) Classificação do ECG_{ORIG} em aceitável ou em inaceitável para laudo médico devido à inversão dos eletrodos RA-LA ou RA-LL.

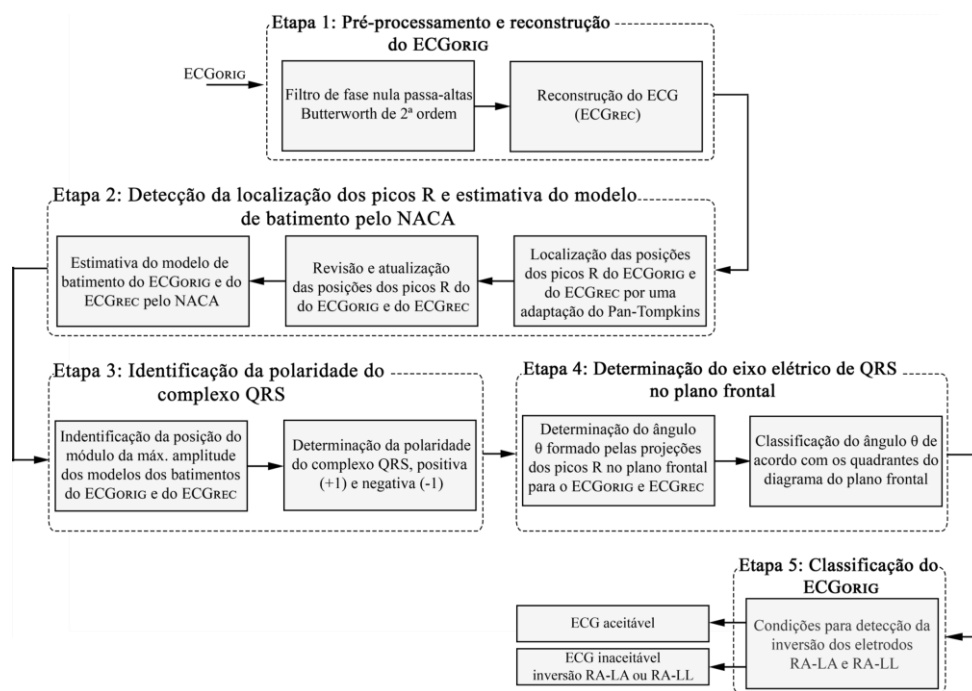


Figura 4.2 - Delineamento do EIDA_{LIMB}.

O EIDA_{LIMB} foi desenvolvido utilizando-se MATLAB® (R2021a, The MathWorks Inc., EUA), e suas cinco etapas de desenvolvimento, elencadas na Figura 4.2, são detalhadas nas subseções a seguir.

4.1.2.1 Etapa 1: Pré-processamento e reconstrução do ECG_{ORIG}

O pré-processamento, o qual consiste na filtragem digital do traçado de cada derivação do ECG_{ORIG} e na eliminação dos efeitos de bordas da filtragem, foi realizado como descrito na Seção 3.1.2.1.

Em seguida, as 12 derivações do ECG_{ORIG} foram reconstruídas a partir de uma combinação linear entre os traçados das derivações ortogonais X, Y e Z (FRANK, 1954) e os coeficientes de reconstrução Dower (DOWER, 1968), os quais são listados na Tabela 4.2. Para este trabalho, as derivações X, Y e Z foram aproximados pelos traçados das derivações quasi-ortogonais, V6, II e -0,5.V2, respectivamente (KORS; TALMON; VAN BEMMEL, 1986). Essa escolha foi baseada na premissa de limitar ao máximo o uso dos traçados das derivações frontais na reconstrução, tendo em vista que a obtenção do ECG reconstruído usual com X = DI, Y = aVF e Z = V2 poderia gerar um viés na detecção das inversões frontais.

Tabela 4.2 – Coeficientes da matriz de reconstrução Dower

ECG Reconstruído (<i>ECGrec_d</i>)	X = ECGorig_{v6}	Y = ECGorig_{II}	Z = -0,5. ECGorig_{v2}
ECGrec _I	+74	-29	+14
ECGrec _{II}	+28	+150	-17
ECGrec _{III}	-46	+179	-31
ECGrec _{aVR}	-51	-61	+1
ECGrec _{aVL}	+60	-104	+22
ECGrec _{aVF}	-9	+165	-24
ECGrec _{v1}	-61	-63	-106
ECGrec _{v2}	+10	-82	-158
ECGrec _{v3}	+103	-38	-150
ECGrec _{v4}	+171	-9	-84
ECGrec _{v5}	+167	-2	-14
ECGrec _{v6}	+114	-2	+33

A Equação (4.1) exemplifica essa combinação linear para a reconstrução do traçado da derivação I (*ECGrec_I*). Cabe salientar que o mesmo procedimento foi utilizado para a reconstrução das 12 derivações.

$$ECGrec_I = +74.X - 29.Y + 14.Z. \quad (4.1)$$

4.1.2.2 Etapa 2: Detecção da localização dos picos R e estimativa do modelo de batimento pelo NACA

As posições dos picos R do ECGORIG e do ECGREC ($posRorig_k$ e $posRreck_k$, respectivamente), onde $k = 1, \dots, K$ batimentos cardíacos, foram detectadas a partir de uma adaptação do algoritmo Pan-Tompkins (PAN; TOMPKINS, 1985), para o qual utilizou-se o traçado do VCG do ECGORIG e do ECGREC como entrada.

Em alguns casos, as posições dos picos R foram erroneamente detectadas como as posições dos picos das ondas S, dado que o módulo da amplitude da onda S pode ser superior ao do pico R. Deste modo, se a amplitude do pico R detectado for negativa, realiza-se uma revisão dessa posição do pico R conforme a Equação (4.2).

$$posRorig_k = \underset{1 \leq i \leq lmax}{\operatorname{argmax}} (ECGorig_I[posRorig_k - i]), \quad lmax = 0,03f_s, \quad (4.2)$$

em que $lmax$ corresponde o número de amostras e foi definido a partir de testes heurísticos baseados na proximidade das posições dos picos das ondas R e S. Note que apenas o traçado da derivação I é analisado, tendo em vista a redundância das informações do sistema de 12 derivações (FINLAY; NUGENT; DONNELLY; *et al.*, 2010). Cabe salientar que o mesmo procedimento é realizado para a revisão das posições $posRreck_k$ e, para isso, é utilizado o $ECGrec_I$.

Em seguida, o modelo de batimento cardíaco para cada derivação d do ECGORIG e do ECGREC é estimado pelo NACA, conforme apresentado na Seção 3.1.2.2. Para tal, utilizou-se o $ECGorig_d$ e o $ECGrec_d$ em vez do ECG_d , e o $posRorig_k$ e o $posRreck_k$ como substituição do $posR_k$ para estimativa do modelo de batimento cardíaco do ECGORIG ($beat_template_orig_d$) e do ECGREC ($beat_template_rec_d$), respectivamente.

4.1.2.3 Etapa 3: Identificação da polaridade (negativa ou positiva) do complexo QRS

A polaridade de um complexo QRS é concordante com a polaridade da onda Q, R ou S de maior módulo de amplitude. Desta forma, um complexo QRS tem polaridade negativa se a sua onda com maior módulo de amplitude for a onda Q ou S, visto que são deflexões negativas

(pontos de mínimo). Por outro lado, um complexo QRS tem polaridade positiva se a sua onda com maior módulo de amplitude for a onda R, dado que é uma deflexão positiva (ponto de máximo) (CHEN, Qiong *et al.*, 2020). Portanto, a polaridade do complexo QRS de cada derivação d foi determinada verificando a posição do módulo da máxima amplitude nos modelos de batimentos do ECGORIG e do ECGREC por meio das Equações (4.3) e (4.4).

$$pmax_amp_d = \underset{1 \leq n \leq L}{argmax}(|beat_template_orig_d[n]|), \quad (4.3)$$

$$polarityQRSorig_d = \begin{cases} -1, & \text{se } beat_template_orig_d(pmax_amp_d) < 0 \\ +1, & \text{se } beat_template_orig_d(pmax_amp_d) > 0 \end{cases}, \quad (4.4)$$

em n é o número da amostra, L corresponde ao total de amostras do modelo de batimento e é calculado conforme a Equação (3.4). Cabe ressaltar que o mesmo procedimento é realizado para determinar a polaridade do complexo QRS dos modelos de batimentos do ECGREC ($polarityQRSrec_d$) e, para tal, é utilizado o $beat_template_rec_d$.

4.1.2.4 Etapa 4: Determinação do eixo elétrico de QRS no plano frontal

A partir da Figura 4.3A, observa-se que o eixo elétrico de QRS do ECGORIG é determinado pelo valor angular aproximado das projeções das posições dos picos R ($posRorig_k$) no diagrama do plano frontal, com $x=ECGorig_I$ e $y=ECGorig_{aVF}$, conforme a Equação (4.5).

$$\theta_{orig} = median\left(\arctan\left(\frac{ECGorig_{aVF}[posRorig_k]}{ECGorig_I[posRorig_k]}\right) \cdot \frac{180}{\pi}\right), \quad 1 \leq k \leq K, \quad (4.5)$$

em que $arctan$ retorna valores no intervalo $[-\pi, \pi]$. Com isso, o valor angular (θ_{orig}) é classificado de acordo com os quadrantes do diagrama angular do plano frontal conforme a Equação (4.6).

$$\theta_{orig} = \begin{cases} Q1, & \text{se } -10^\circ \leq \theta_{or} < 100^\circ \\ Q2, & \text{se } -90^\circ \leq \theta_{or} < -10^\circ \\ Q3, & \text{se } -180^\circ \leq \theta_{or} < -90^\circ, \\ Q4, & \text{se } 100^\circ \leq \theta_{or} < 180^\circ \end{cases}, \quad (4.6)$$

onde os limites angulares dos quadrantes foram estabelecidos de acordo com a diagrama do plano frontal e considerando uma tolerância de 10° , dado que o θ_{orig} pode estar limítrofe aos

quadrantes do diagrama angular. Essa tolerância foi utilizada prioritariamente no Q1 e Q2, visto que o eixo elétrico está majoritariamente localizado nesses quadrantes. Cabe ressaltar que os mesmos cálculos (Equações (4.5) e (4.6)) foram realizados para determinar e classificar o θ_{rec} , mas utilizando as derivações e as posições dos picos R do ECGREC (veja Figura 4.3B).

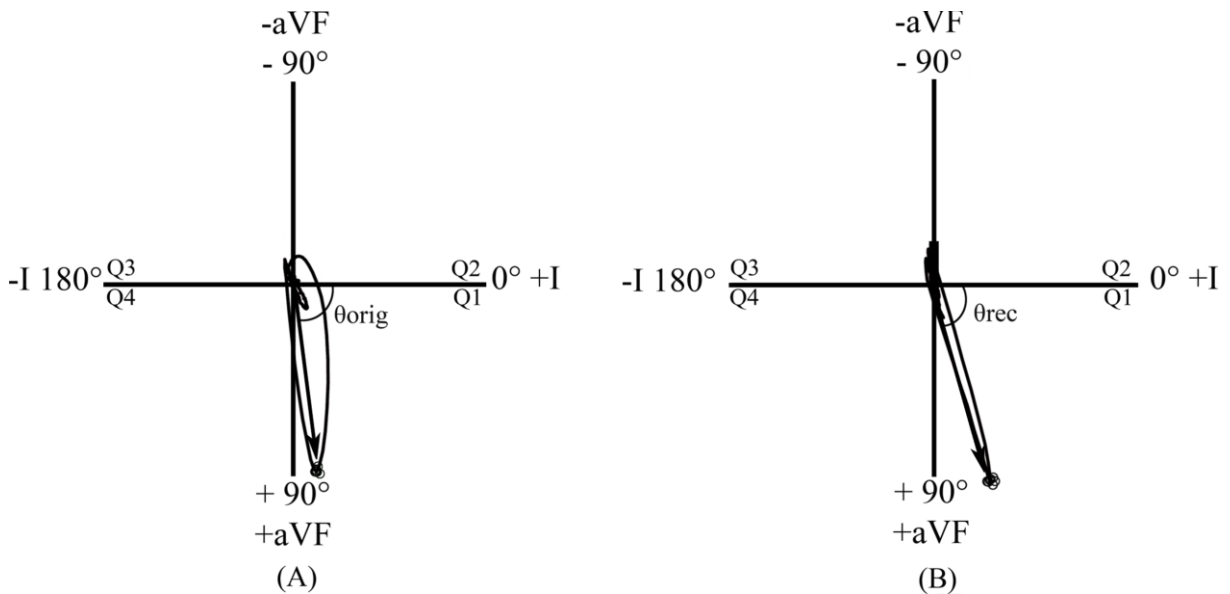


Figura 4.3 – Exemplo do eixo elétrico de QRS do ECGORIG (A) e do ECGREC (B). Note que os círculos representam os picos R das derivações I e aVF, o *loop* representa os modelos dos batimentos cardíacos dessas derivações, e a seta corresponde a magnitude desse *loop*. O diagrama é dividido em quatro quadrantes de acordo com a polaridade positiva ou negativa do complexo QRS: Q1, positiva em I e aVF; Q2, positiva em I e negativa em aVF; Q3, negativa em I e aVF; e Q4, negativa em I e positiva em aVF.

4.1.2.5 Etapa 5: Classificação do ECGORIG

4.1.2.5.1 Condições para detecção da inversão dos eletrodos RA-LA

A inversão dos eletrodos RA-LA acarreta a inversão do traçado da derivação I, a troca dos traçados das derivações aVR e aVL e nenhuma alteração no traçado da derivação aVF (veja detalhes na Seção 2.3.2 e na A partir da Tabela 2.2, nota-se que a inversão RA-LA causa a inversão do sinal do traçado da derivação I e a troca dos traçados das derivações II e III e aVR e aVL. Como consequência direta disso, o triângulo de Einthoven é invertido em 180° horizontalmente em torno da derivação aVF (JEKOVA *et al.*, 2016), conforme pode ser visualizado nas Figura 2.9 e Figura 2.10, as quais representam o triângulo de Einthoven para um registro do ECG sem inversão e com inversão RA-LA, respectivamente. Adicionalmente, a inversão RA-LA gera, na maioria dos casos, um P-QRS-T com polaridades negativas (anormal)

em algumas derivações, produzindo um desvio do eixo QRS para a direita ou um desvio extremo e, conseqüentemente, direcionando o médico especialista a produzir um diagnóstico patológico, como dextrocardia, cardiopatia congênita, ritmo juncional ou ritmo atrial ectópico (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HARRIGAN, 2006; KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019).

Tabela 2.2). Baseado nas duas investigações citadas em 4.1.2, as seguintes condições são analisadas para a detecção da inversão dos eletrodos RA-LA:

1. $polarityQRSorig_I = -1$ AND $polarityQRSorig_{aVR} = +1$, i.e., polaridade do complexo QRS do batimento modelo do $ECGorig_I$ negativa e do $ECGorig_{aVR}$ positiva. Essa condição é embasada na investigação 1 e retrata uma situação não usual nos traçados das derivações I e aVR durante o ritmo sinusal (PASTORE *et al.*, 2016), sendo considerada uma situação típica de uma inversão dos eletrodos RA-LA (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HARRIGAN, 2006; KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019). Uma representação dessa característica é ilustrada na Figura 4.4.
2. $(\theta_{orig} = Q1$ AND $\theta_{rec} = Q4)$ OR $(\theta_{orig} = Q4$ AND $\theta_{rec} = Q1)$ OR $(\theta_{orig} = Q2$ AND $\theta_{rec} = Q3)$ OR $(\theta_{orig} = Q3$ AND $\theta_{rec} = Q2)$. Essa condição retrata a investigação 2 e representa a inversão do traçado da derivação I e nenhuma alteração no traçado da derivação aVF. Logo, para um registro do ECG sem inversão dos eletrodos RA-LA, a localização do θ_{orig} e do θ_{rec} deve ser a mesma (veja a Figura 4.5A e Figura 4.5C), enquanto para um registro do ECG com inversão dos eletrodos RA-LA é esperado que essa localização seja espelhada em relação ao eixo y (ver Figura 4.5B e Figura 4.5D). Assim, θ_{orig} e θ_{rec} localizados em quadrantes opostos em relação ao eixo y (Q1 e Q4 ou Q2 e Q3) caracterizam um registro do ECG com inversão dos eletrodos RA-LA.
3. $(polarityQRSorig_{aVL} = -polarityQRSrec_{aVL})$. Essa condição retrata a investigação 2 e representa a troca dos traçados das derivações aVR e aVL, a qual causa a rotação do triângulo de Einthoven em 180° horizontalmente em torno da derivação aVF. Assim, espera-se que nos registros do ECG com inversão dos eletrodos RA-LA, os complexos QRS do $ECGorig_{aVL}$ e do $ECRec_{aVL}$ apresentem polaridades inversas.

O registro do ECG é classificado como inaceitável devido à inversão dos eletrodos RA-LA se a seguinte sentença for satisfeita: ((condição 1 AND condição 2) OR (condição 2 AND condição 3)). Caso contrário, o registro do ECG é classificado como aceitável para laudo médico.

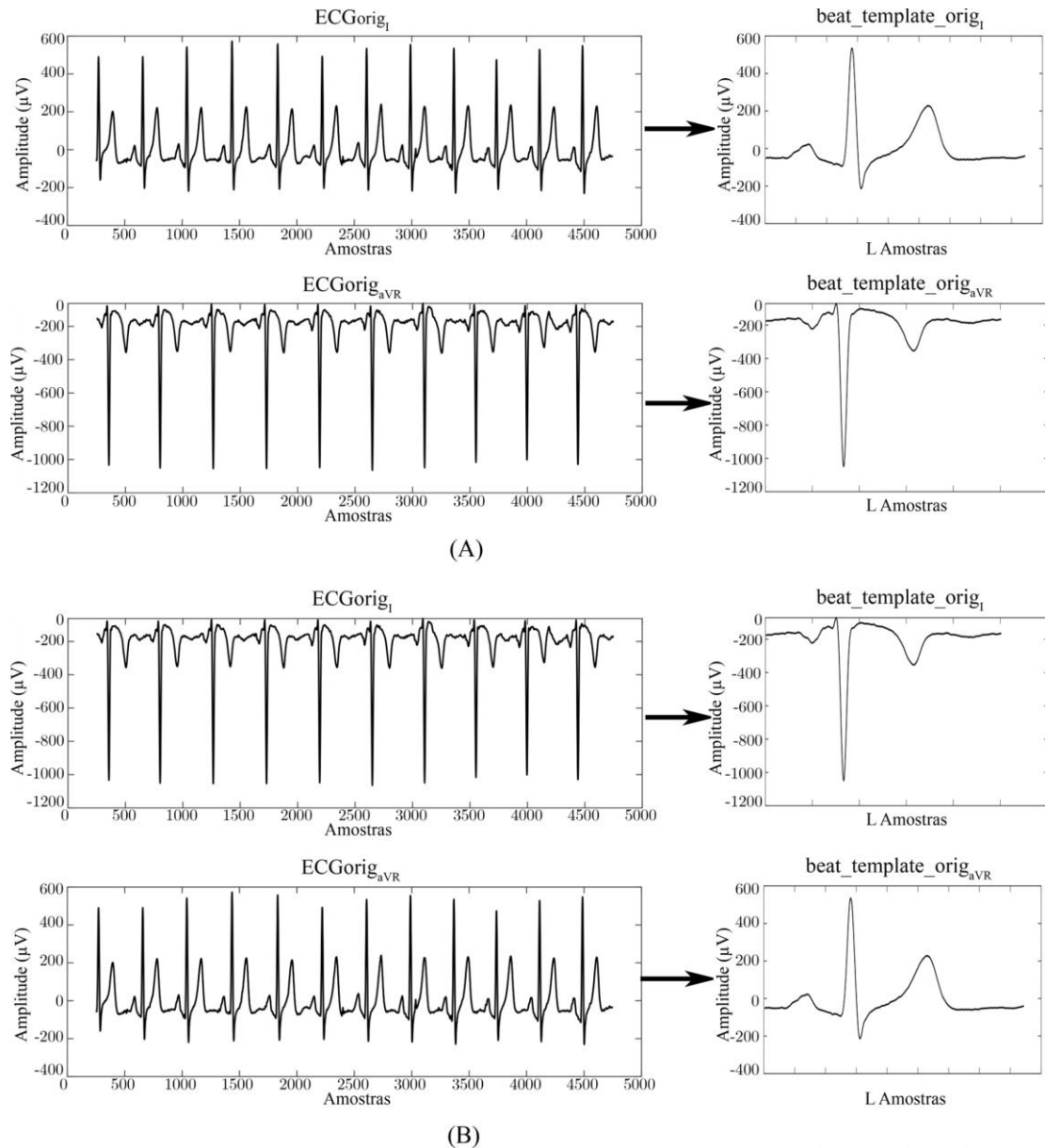


Figura 4.4 – À esquerda, os traçados das derivações I e aVR, e à direita, seus respectivos modelos de batimento para: A) ECGORIG sem inversão dos eletrodos RA-LA (complexo QRS com polaridade positiva na derivação I e negativa na aVR); e B) ECGORIG com inversão dos eletrodos RA-LA (complexo QRS com polaridade negativa na derivação I e positiva na aVR).

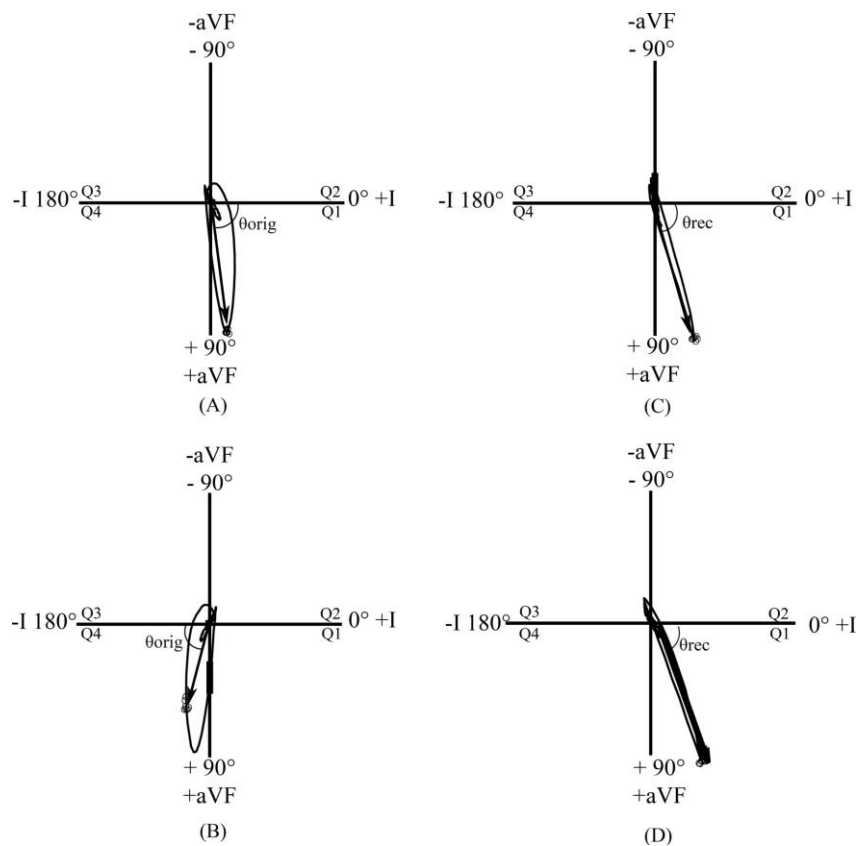


Figura 4.5 – Representação do eixo elétrico de QRS do ECG_{ORIG} (A) e do ECG_{REC} (C) sem inversão dos eletrodos RA-LA e do ECG_{ORIG} (B) e do ECG_{REC} (D) com inversão dos eletrodos RA-LA. Note que para (A) e (C), θ_{orig} e θ_{rec} estão localizados em Q1, enquanto em (B) e (D), θ_{orig} e θ_{rec} estão localizados em quadrantes opostos em relação ao eixo y. Os círculos representam os picos R das derivações I e aVF, o loop representa os modelos dos batimentos cardíacos dessas derivações, e a seta corresponde a magnitude desse loop.

4.1.2.5.2 Condições para a detecção da inversão dos eletrodos RA-LL

A inversão dos eletrodos RA-LL acarreta a troca dos traçados das derivações aVR e aVF e a troca juntamente com a inversão dos traçados das derivações I e III (veja os detalhes na Seção 2.3.2 e na A partir da Tabela 2.2, nota-se que a inversão RA-LA causa a inversão do sinal do traçado da derivação I e a troca dos traçados das derivações II e III e aVR e aVL. Como consequência direta disso, o triângulo de Einthoven é invertido em 180° horizontalmente em torno da derivação aVF (JEKOVA *et al.*, 2016), conforme pode ser visualizado nas Figura 2.9 e Figura 2.10, as quais representam o triângulo de Einthoven para um registro do ECG sem inversão e com inversão RA-LA, respectivamente. Adicionalmente, a inversão RA-LA gera, na maioria dos casos, um P-QRS-T com polaridades negativas (anormal) em algumas derivações, produzindo um desvio do eixo QRS para a direita ou um desvio extremo e, conseqüentemente,

direcionando o médico especialista a produzir um diagnóstico patológico, como dextrocardia, cardiopatia congênita, ritmo juncional ou ritmo atrial ectópico (BATCHVAROV; MALIK; CAMM, 2007; HARRIGAN, 2006; KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019).

Tabela 2.2). Fundamentado nas duas investigações citadas em 4.1.2, as seguintes condições são analisadas para a detecção da inversão dos eletrodos RA-LL:

1. ($polarityQRSorig_d = -1$, em que $d = I, II, III$ e aVF) AND ($polarityQRSorig_{aVR} = +1$), i.e., polaridades dos complexos QRS no ECGORIG dos batimentos modelos das derivações I, II, III e aVF negativas e da derivação aVR positiva. Essa condição representa a investigação 1 e é considerada uma situação não usual nos registros do ECG, a qual é típica de uma inversão dos eletrodos RA-LL (HARRIGAN, 2006; RUDIGER *et al.*, 2007), veja um exemplo na Figura 4.6.
2. ($polarityQRSorig_{aVR} = -polarityQRSrec_{aVR}$). Essa condição representa a investigação 2 e retrata a troca dos traçados das derivações aVR e aVF, a qual causa a rotação do triângulo de Einthoven em 180° verticalmente em torno de aVL. Assim, espera-se que a polaridade do complexo QRS do modelo do batimento do $ECGorig_{aVR}$ e $ECGrec_{aVR}$ sejam invertidas, como exemplificado na Figura 4.7.
3. ($polarityQRSorig_I = -polarityQRSrec_I$) AND ($polarityQRSorig_{III} = -polarityQRSrec_{III}$). Essa condição também retrata a investigação 2 e a troca e a inversão dos traçados das derivações I e III. Desta forma, espera-se que a polaridade do complexo QRS do modelo do batimento do $ECGorig_I$ e $ECGorig_{III}$ sejam opostas no $ECGrec_I$ e $ECGrec_{III}$.
4. ($polarityQRSrec_d = -1$, em que $d = II, III, aVR$ e aVF), i.e., polaridades dos complexos QRS no ECGREC dos batimentos modelos das derivações II, III, aVR e aVF são negativas. Essa condição representa a investigação 2, a qual é a referente as alterações generalizadas dos traçados das derivações frontais devido à rotação do triângulo de Einthoven em 180° verticalmente em torno de aVL.

O registro do ECG é classificado como inaceitável devido à inversão dos eletrodos RA-LL se a seguinte sentença for satisfeita: ((condição 1) OR (condição 2 AND condição 3) OR (condição 4)). Caso contrário, o registro do ECG é classificado como aceitável.

Em alguns casos, o registro do ECG pode ser classificado concomitantemente como inversão dos eletrodos RA-LA e RA-LL. Para esses casos, a condição 1 da inversão dos eletrodos RA-LL é analisada. Caso seja verdadeira, o registro do ECG é classificado como inversão dos eletrodos RA-LL. Caso contrário, como inversão dos eletrodos RA-LA.

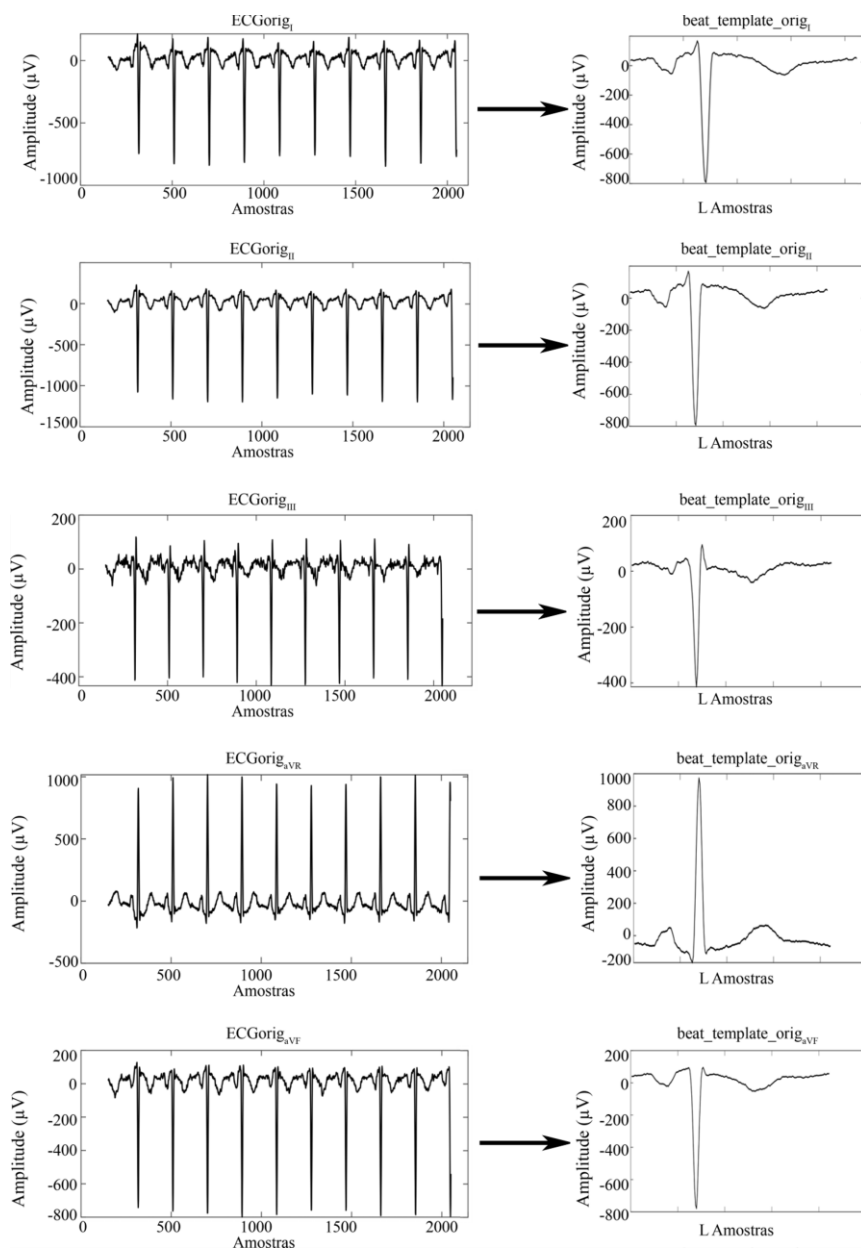


Figura 4.6 – À esquerda, os traçados das derivações I, II, III, aVR e aVF para o ECGORIG com inversão dos eletrodos RA-LL, e à direita, seus respectivos modelos de batimentos. Note os complexos QRS com polaridade negativa nas derivações I, II, III e aVF e positiva na derivação aVR.

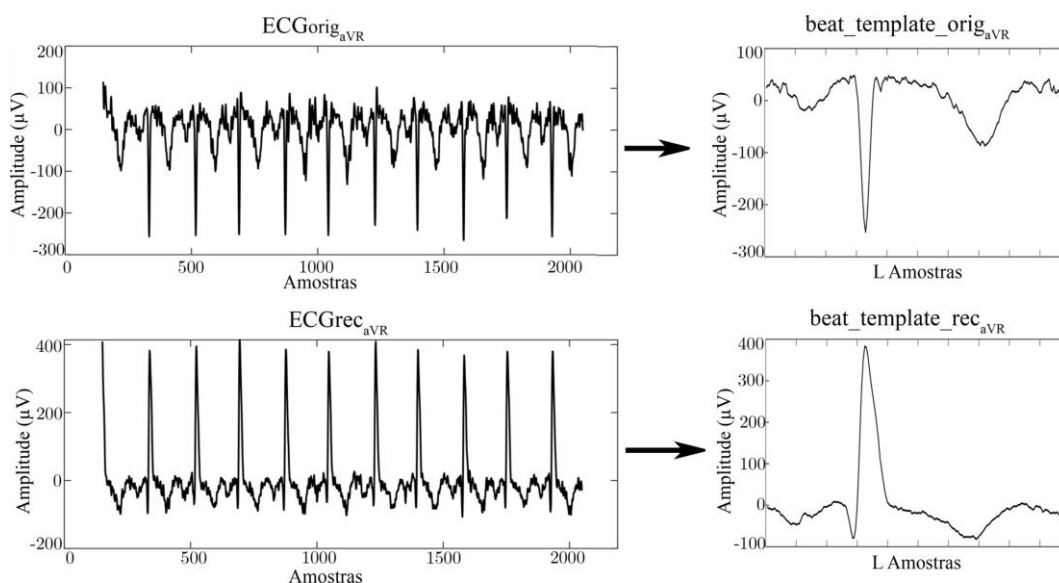


Figura 4.7 - À esquerda, os traçados das derivações aVR para o ECGORIG e para ECGREC com inversão dos eletrodos RA-LL, e à direita, seus respectivos modelos de batimentos. Note os complexos QRS com polaridade negativa na derivação aVR do ECGORIG e positiva na derivação aVR do ECGREC.

4.1.3 *Precordial Electro Interchange Detection Algorithm* –

EIDAPREC

Os eletrodos precordiais são colocados sequencialmente em pontos anatomicamente referenciados do tórax, conforme relatado na Seção 2.2 e ilustrado na Figura 2.5. Adicionalmente, as derivações precordiais registram um aumento da amplitude da onda R e uma diminuição do módulo da amplitude da onda S de V1 até V6. Tal fato é chamado de progressão usual das ondas R e S, em que a onda R atinge seu máximo valor de amplitude em V4 ou V5. A abordagem proposta neste trabalho para a detecção das inversões dos eletrodos precordiais utiliza duas investigações fundamentadas nessas características do traçado eletrocardiográfico das derivações precordiais, como segue:

1. ordem sequencial e crescente das amplitudes e das posições dos picos R nos modelos de batimentos das derivações precordiais, conforme ilustrado na Figura 4.8.
2. traçado de uma derivação precordial apresenta uma maior correlação com o traçado da derivação sequencial e posterior do que com os demais traçados das derivações precordiais (JEKOVA *et al.*, 2016; JEKOVA; KRASTEVA; ABACHERLI, 2013), e.g., o traçado da derivação V1 apresenta uma maior correlação com o traçado da

derivação V2, e assim sucessivamente. Veja na Figura 4.9 os traçados das derivações precordiais e as similaridades entre os traçados das derivações sequenciais e posteriores.

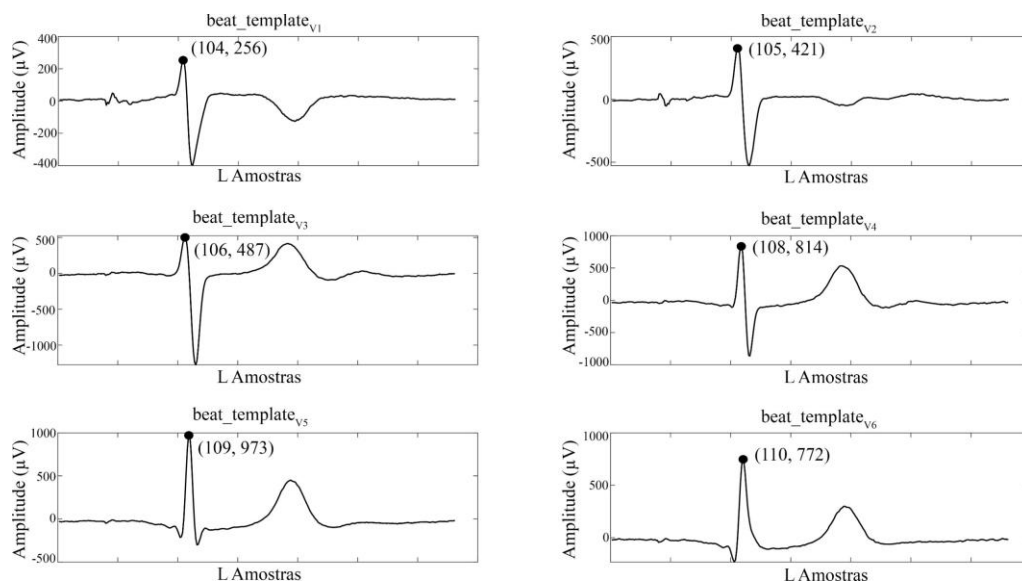


Figura 4.8 – Representação em par ordenado (x, y) dos picos R (círculos pretos) para cada modelo de batimento cardíaco das derivações precordiais, em que x corresponde a posição e y a amplitude do pico R. Note a ordem sequencial e crescente das posições e das amplitudes dos picos R, com R atingindo seu valor máximo de amplitude em V5.

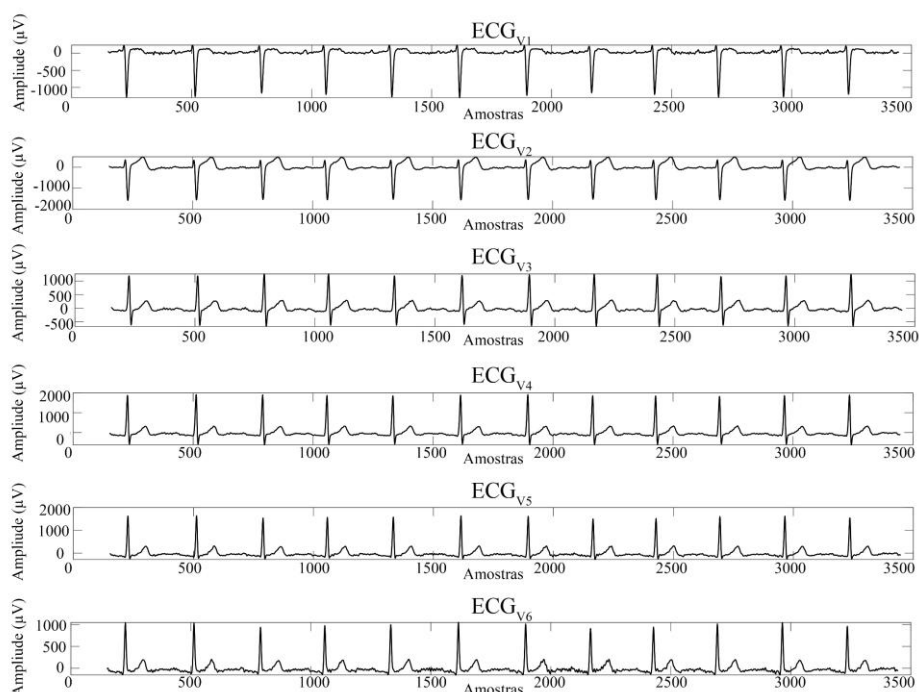


Figura 4.9 – Traçados das derivações precordiais (V1 a V6). Note a maior similaridade entre os traçados das derivações sequenciais e posteriores do que com os demais traçados das outras derivações precordiais.

O delineamento do EIDA_{PREC} é apresentado na Figura 4.10, o qual consiste em quatro etapas principais: 1) Pré-processamento, detecção da localização dos picos R e estimativa do modelo de batimento pelo NACA; 2) Detecção da posição e da amplitude dos picos R nos modelos de batimentos cardíacos; 3) Cálculo da correlação entre os traçados das derivações precordiais; e 4) Classificação do registro do ECG em aceitável ou inaceitável para laudo médico devido à presença da inversões de eletrodos V1-V6, V2-V5 e inversão completa.

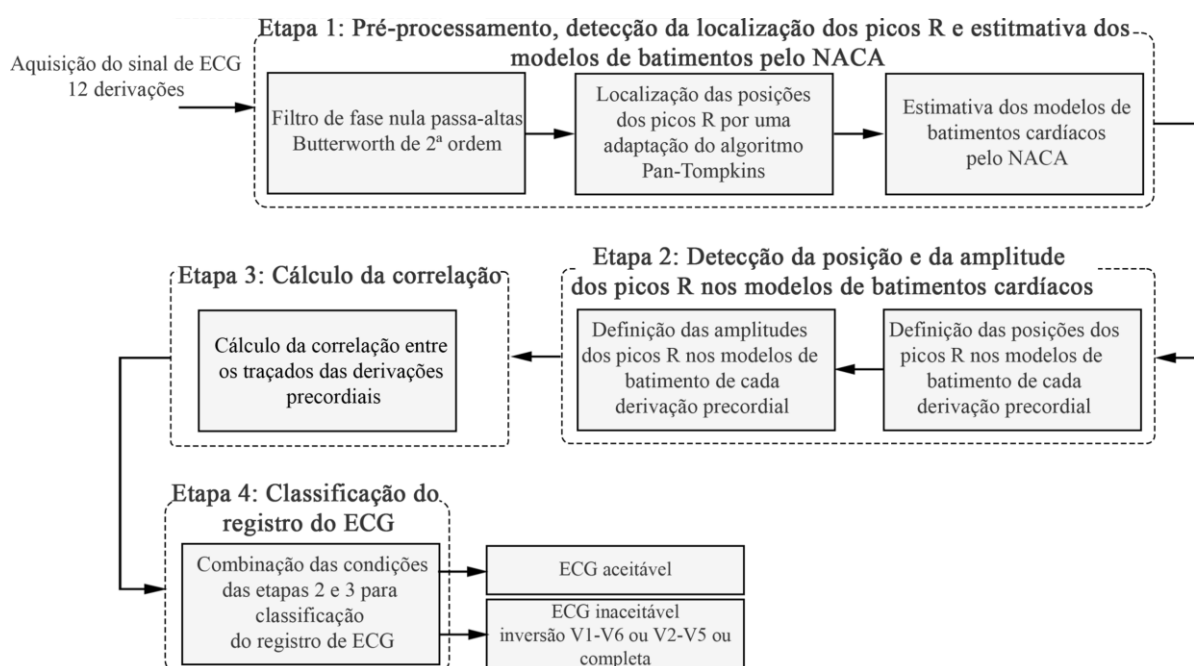


Figura 4.10 - Delineamento do EIDA_{PREC}.

O EIDA_{PREC} foi desenvolvido usando MATLAB® (R2021a, The MathWorks Inc., EUA), e suas quatro etapas de desenvolvimento, elencadas na Figura 4.10, são detalhadas nas subseções a seguir.

4.1.3.1 Etapa 1: Pré-processamento, detecção da localização dos picos R e estimativa do modelo de batimento pelo NACA

O pré-processamento e a localização das posições dos picos R, $posR_k$ foram realizados conforme apresentado na Seção 3.1.2.1. Em seguida, os modelos de batimentos cardíacos foram estimados pelo NACA de acordo com a Seção 3.1.2.2.

4.1.3.2 Etapa 2: Detecção da posição e da amplitude dos picos R nos modelos de batimentos cardíacos

As posições dos picos R detectadas pela adaptação no algoritmo Pan-Tompkins são idênticas para todas as 12 derivações e em algumas derivações, principalmente nas derivações precordiais, são apenas aproximações das posições verdadeiras dos picos R, conforme ilustrado na Figura 4.11.

Como a investigação 1 é baseada nas amplitudes e nas posições dos picos R dos modelos de batimentos cardíacos nas derivações precordiais, é preciso definir com exatidão as posições dos picos R nessas derivações. Para isso, uma busca foi feita para a atualização da posição do pico R nos modelos de batimentos cardíacos das derivações precordiais estimados pelo NACA, conforme apresentado na Equação (4.7).

$$posR_beat_template_d = \underset{-lim \leq i \leq lim}{argmax} (beat_template_d \left[\frac{L}{3} - i \right]), \quad (4.7)$$

$$lmax = 0,03f_s \text{ e } d = V1, V2, \dots, V6,$$

em que $\frac{L}{3}$ equivale à posição do pico R no modelo de batimento cardíaco e foi apresentado na Seção 3.1.2.2.1, $lmax$ corresponde ao número de amostras e foi definido baseado em testes heurísticos considerando que a localização dos picos R nos modelos de batimentos cardíacos das derivações precordiais é ligeiramente diferente daquelas encontradas com o algoritmo Pan-Tompkins. Em seguida, as amplitudes dos $posR_beat_template_d$ são determinadas pela Equação (4.8).

$$ampR_beat_template_d = beat_template_d[posR_beat_template_d], \quad (4.8)$$

$$d = V1, V2, \dots, V6.$$

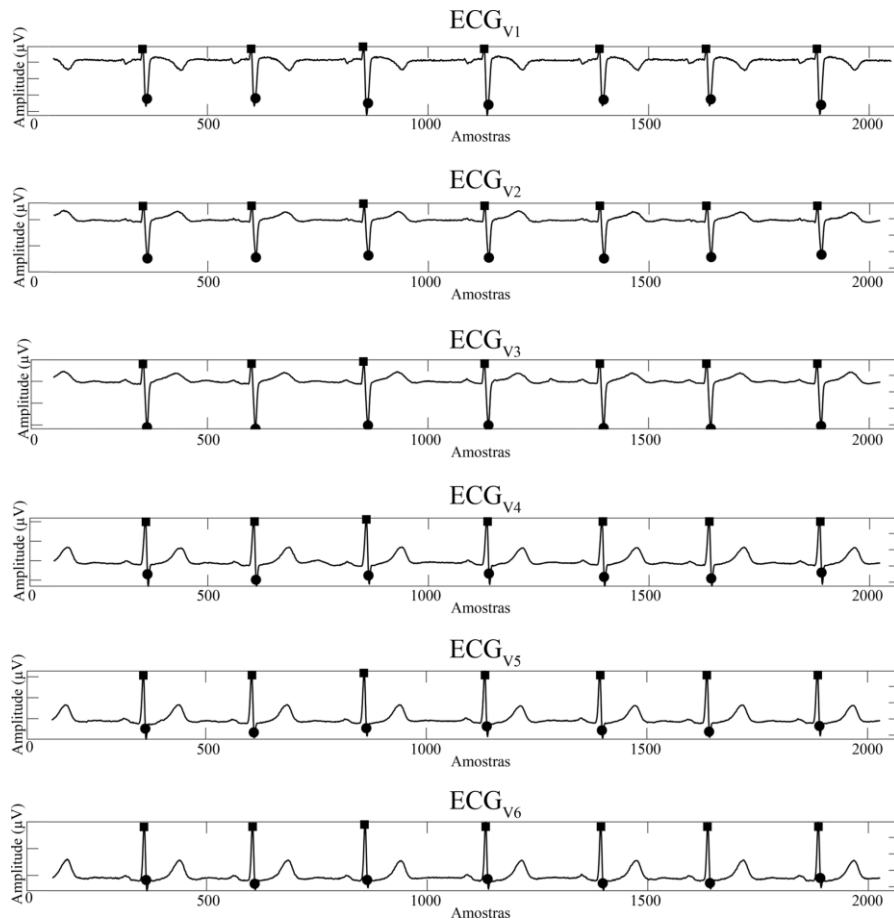


Figura 4.11 - Posições dos picos R detectadas pela nossa adaptação no algoritmo Pan-Tompkins (círculos em preto) para as derivações precordiais. Note que para esse registro do ECG, essas posições são apenas aproximações das posições verdadeiras dos picos R (quadrados pretos).

4.1.3.3 Etapa 3: Cálculo da correlação

A correlação entre os traçados das derivações precordiais é calculada como segue:

$$\text{corr}(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left(\frac{A_i - \mu_A}{\sigma_A} \right) \left(\frac{B_i - \mu_B}{\sigma_B} \right), A = ECG_d, B = ECG_{d+1} \text{ e} \quad (4.9)$$

$$d = V1, V2, \dots, V6,$$

onde μ_A e μ_B correspondem à média de A e B, e σ_A e σ_B equivalem ao desvio padrão de A e B, respectivamente.

4.1.3.4 Classificação do registro do ECG

O registro do ECG é classificado como inaceitável devido à inversão dos eletrodos V1-V6 se as duas condições abaixo forem atendidas, ou caso contrário, como aceitável:

1. $\text{posR_beat_template}_{V1} > \text{posR_beat_template}_{V6}$;
2. $\text{corr}(\text{ECG}_{V1}, \text{ECG}_{V5}) > \text{corr}(\text{ECG}_{V6}, \text{ECG}_{V5})$

Da mesma forma, o registro do ECG é classificado como inaceitável devido à inversão dos eletrodos V2-V5 se as duas condições a seguir forem atendidas, ou caso contrário, como aceitável:

1. $\text{posR_beat_template}_{V2} > \text{posR_beat_template}_{V5}$;
2. $\text{corr}(\text{ECG}_{V2}, \text{ECG}_{V6}) > \text{corr}(\text{ECG}_{V5}, \text{ECG}_{V6})$

Por outro lado, o registro do ECG é classificado como inaceitável devido à inversão completa dos eletrodos se todas as condições listadas abaixo forem satisfeitas, ou caso contrário, como aceitável:

1. $\text{posR_beat_template}_{V1} > \text{posR_beat_template}_{V6}$;
2. $\text{ampR_beat_template}_{V1} > \text{ampR_beat_template}_{V6}$;
3. $\text{corr}(\text{ECG}_{V1}, \text{ECG}_{V5}) > \text{corr}(\text{ECG}_{V6}, \text{ECG}_{V5})$;
4. $\text{posR_beat_template}_{V2} > \text{posR_beat_template}_{V5}$;
5. $\text{ampR_beat_template}_{V2} > \text{ampR_beat_template}_{V5}$.

4.1.4 Ajustes no DRA

Dentre todas as 14 inversões de eletrodos investigadas pelos autores do DRA, apenas três são equivalentes às estudadas neste trabalho: RA-LA, RA-LL e a inversão completa dos eletrodos precordiais. Desta forma, as regras de decisão do DRA para detectar esses três tipos de inversão foram implementadas para efeito comparativo com os algoritmos propostos neste trabalho. As regras de decisão e os limiares utilizados no DRA para a detecção das inversões dos eletrodos RA-LA, RA-LL e a inversão completa são apresentadas na Tabela 4.3, em que foram determinados de forma empírica e não são explicados em maiores detalhes pelos autores do DRA (KORS; VAN HERPEN, 2001).

Os algoritmos propostos neste trabalho foram comparados com o DRA utilizando as regras de decisão e os mesmos valores dos limiares definidos pelos autores, mas também foi considerada uma versão modificada desse algoritmo (DRA_{mod}), para a qual seus limiares foram ajustados heurísticamente para otimizar o seu desempenho nos conjuntos de dados disponibilizados pela TNMG.

Tabela 4.3 – Regras de decisão e limiares utilizados no DRA para a detecção das inversões dos eletrodos RA-LA, RA-LL e a inversão completa dos eletrodos precordiais

Tipo de inversão	Regras de decisão
RA-LA	$cd_I > 0,554$
RA-LL	$cd_I > 0,016 \ \& \ cd_{aVF} > 0,076$
Completa	$cd_I > 0,063 \ \& \ (cd_{aVL} > -0,018 \ \text{OR} \ (cd_{aVL} \leq -0,018 \ \& \ cd_I < 0,881))$

cd_d corresponde à diferença entre a correlação da derivação d original e d original reconstruída com a correlação da derivação d com a inversão e d com a inversão reconstruída.

Para otimizar o desempenho do DRA nos dados da TNMG, seus limiares arbitrários foram ajustados heurísticamente para obter o DRA_{mod}. Para tanto, foi selecionada uma faixa de valores para cada limiar, a qual abrange o intervalo de -1 até 1 (intervalo possível de coeficientes de correlação) com variação de 0,05, totalizando 41 valores diferentes para cada limiar.

Primeiramente, o valor do primeiro limiar foi alterado com base na sua faixa de valores estipulada e, para cada um desses valores, o desempenho do algoritmo foi analisado na curva ROC usando os dados do no TrainingTNMG_{INT}. Assim, o valor do limiar que atingiu o melhor compromisso em termos de Se e Esp foi selecionado. Após configurar o novo valor do primeiro limiar, essa mesma análise foi repetida para os demais limiares. Ademais, foi considerado o teste do DRA em um novo conjunto de dados balanceado TestTNMG_{INT_BALANC}, o qual é formado pelos mesmos registros do ECG do conjunto de TestTNMG_{INV}, no entanto, com 50-50% dos registros do ECG com e sem inversão dos eletrodos.

4.1.5 Métricas de Desempenho

O desempenho do EIDA_{LIMB} e do EIDA_{PREC} foi comparado com os rótulos automáticos dos registros do ECG (*ground-truth*). Para isso, utilizou-se a convenção de que positivo (P) é um registro do ECG inaceitável para laudo médico devido à alguma inversão dos eletrodos, e negativo (N) é aceitável. Primeiro, o número de VP, FP, VN e FN foi determinado e, em seguida, as métricas Se, Esp, VPP, F_2 e cost foram calculadas conforme as Equações (3.11) a (3.15). Também a métrica Tex foi considerada para avaliar o tempo de execução dos algoritmos, conforme apresentada na Seção 3.1.4. Além disso, no TestTNMG_{INV} foi investigado se os registros patológicos do ECG têm maior probabilidade de serem rotulados erroneamente como inaceitáveis (ou seja, FP).

4.2 Resultados

4.2.1 Desempenho dos algoritmos no TrainingTNMG_{INT}

Os resultados apresentados nesta subseção são referentes às divisões do EIDA_{LIMB} (EIDA_{LIMB-RALA} e EIDA_{LIMB-RALL}), do EIDA_{PREC} (EIDA_{PREC-V1V6}, EIDA_{PREC-V2V5} e EIDA_{PREC-COMP}) e do DRA (DRA_{LIMB-RALA}, DRA_{LIMB-RALL} e DRA_{PREC-COMP}) em seus respectivos TrainingTNMG_{INT}, conforme elucidado na Seção 4.

De acordo com a Tabela 4.4, os algoritmos propostos neste trabalho alcançaram resultados bons e similares para todas as métricas, $Se \geq 0,78$; $Esp \geq 0,98$; $VPP \geq 0,79$, $F_2 \geq 0,82$, $FP \leq 2,1$ e $FN \leq 1,7$. Notavelmente, os algoritmos EIDA_{PREC-V1V6} e EIDA_{PREC-V2V5} alcançaram valor máximo para as métricas de Se e Esp, respectivamente.

Por outro lado, o DRA_{LIMB-RALA}, DRA_{LIMB-RALL} e DRA_{PREC-COMP} obtiveram resultados marcadamente inferiores aos do EIDA_{LIMB-RALA}, EIDA_{LIMB-RALL} e EIDA_{PREC-COMP}, respectivamente, com Se , VPP e $F_2 \leq 0,01$ (veja Tabela 4.4). Adicionalmente, os resultados obtidos pelo DRA não apresentaram melhorias na sua versão modificada (DRA_{mod}), visto que os limiares com os melhores resultados são aqueles configurados pelos autores do algoritmo. Portanto, foi decidido não considerar o DRA_{mod} neste trabalho.

Tabela 4.4 – Resultados das divisões dos algoritmos EIDA_{LIMB}, EIDA_{PREC} e DRA em seus respectivos conjuntos de dados de treinamento (TrainingTNMG_{INT})

	TP (%)	TN (%)	FP (%)	FN (%)	Se	Esp	VPP	F ₂
EIDA _{LIMB-RALA}	7,7	89,9	2,1	0,3	0,95	0,98	0,79	0,82
EIDA _{LIMB-RALL}	6,3	90,7	1,3	1,7	0,78	0,99	0,83	0,82
EIDA _{PREC-V1V6}	7,7	91,8	0,2	0,3	0,96	1	0,97	0,96
EIDA _{PREC-V2V5}	8,0	91,3	0,7	0	1	0,99	0,92	0,93
EIDA _{PREC-COMP}	7,7	91,2	0,8	0,3	0,97	0,99	0,91	0,92
DRA _{LIMB-RALA}	0	92,7	0,7	8,1	0	0,99	0	0
DRA _{LIMB-RALL}	0,1	87,8	5,6	8,0	0,1	0,94	0,1	0,1
DRA _{PREC-COMP}	0,1	25,4	68	8,0	0,1	0,27	0,1	0,1

4.2.2 Desempenho dos algoritmos no TestTNMG_{INT}

Os resultados apresentados nesta subseção são referentes aos algoritmos EIDA_{LIMB}, EIDA_{PREC}, DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} em seus respectivos conjuntos de dados de teste (TestTNMG_{INT}), conforme elucidado na Seção 4.

De maneira geral, o EIDA_{LIMB} e o EIDA_{PREC} apresentaram um bom desempenho no TestTNMG_{INT}, com $Se \geq 0,88$, $Esp \geq 0,98$, $VPP \geq 0,32$ e $F_2 \geq 0,63$ (veja os detalhes na Tabela 4.5). Em contrapartida, o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC} alcançaram um desempenho consideravelmente baixo e inferior aos do EIDA_{LIMB} e do EIDA_{PREC} para todas as métricas, com $Se \leq 0,21$, $Esp \geq 0,30$, VPP e F_2 praticamente nulas, exceto $Esp = 0,95$ para o DRA_{LIMB}. Ademais, todos os algoritmos obtiveram Tex pequeno (≤ 160 ms), no entanto, o do DRA_{LIMB} foi ~3 vezes menor do que EIDA_{LIMB}, e do DRA_{PREC} ~2 vezes menor do que o EIDA_{PREC}.

Os percentuais de FP foram consideravelmente diferentes entre os algoritmos, para o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC} foi de ~2,5 e 46 vezes maior do que para o EIDA_{LIMB} e o EIDA_{PREC}, respectivamente. Dentre esses FP, a porcentagem que apresentou registro do ECG patológico foi de ~84% para o EIDA_{LIMB} e EIDA_{PREC}, e de ~91% e 56% para o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC}, respectivamente.

Tabela 4.5 – Resultados dos algoritmos EIDA_{LIMB}, EIDA_{PREC}, DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} nos conjuntos de dados de teste (TestTNMG_{INV})

	EIDA _{LIMB}	EIDA _{PREC}	DRA _{LIMB}	DRA _{PREC}
TP (%)	0,9	1	0,07	0,22
TN (%)	97,1	97,5	94,4	29,9
FP (%)	1,9	1,5	4,6	69
FN (%)	0,1	0	0,95	0,85
Se	0,88	0,98	0,07	0,21
Esp	0,98	0,99	0,95	0,30
VPP	0,32	0,42	0,01	0,01
F_2	0,63	0,93	0,01	0,01
Tex(ms)	160	77	45	35

Ademais, o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC} foram testados no TestTNMG_{INT_BALANC} a fim de verificar se o desempenho inferior do DRA no TestTNMG_{INV} foi devido ao extremo

desequilíbrio de classe deste conjunto (ou seja, $P \ll N$). Os resultados obtidos no TestTNMG_{INT_BALANC} pelo DRA_{LIMB} foram Se = 0,04; Esp = 0,96; VPP = 0,49 e $F_2 = 0,49$, enquanto para DRA_{PREC} foram Se = 0,01; Esp = 0,30; VPP = 0,02 e $F_2 = 0,02$. O desempenho ainda é notadamente inferior aos dos EIDA_{LIMB} e do EIDA_{PREC}.

O desempenho dos algoritmos EIDA_{LIMB}, EIDA_{PREC} e DRA_{LIMB} também foi analisado pela habilidades desses algoritmos na tarefa de classificação multiclases por meio da matriz de confusão (veja Figura 4.12), dado que esta contém informações detalhadas sobre as classificações reais e as previstas pelos algoritmos (DENG *et al.*, 2016). Cabe salientar que o DRA_{PREC} não foi representado na matriz de confusão, visto que a sua classificação não é multiclases, i.e., detecta apenas a inversão dos eletrodos COMP.

A partir das Figura 4.12A e Figura 4.12B, observa-se que dentre os VP detectados pelo EIDA_{LIMB}, ~8% tiveram classificações trocadas, enquanto para o DRA_{LIMB} foi de ~94%. Ademais, um maior percentual de FP foi observado para a classificação da inversão dos eletrodos RA-LL para ambos os algoritmos.

Enquanto isso, ~19% dos VP detectados pelo EIDA_{PREC} foram classificados equivocadamente (Figura 4.12C), sendo que a grande maioria (~92%) foi classificado erroneamente como inversão dos eletrodos V2-V5. Além disso, o maior percentual de FP é constatado para a classificação errônea da inversão de eletrodos COMP.

Ground - truth		EIDA _{LIMB}			DRA _{LIMB}			EIDA _{PREC}			
		RALA	RALL	sem inv	RALA	RALL	sem inv	V1-V6	V2-V5	COMP	sem inv
Ground - truth	RALA	92 0,40%	10 0,04%	14 0,06%	0 0%	16 0,07%	102 0,44%	67 0,29%	17 0,07%	1 0%	1 0%
	RALL	7 0,03%	99 0,43%	14 0,06%	0 0%	1 0%	119 0,51%	1 0%	82 0,35%	0 0%	0 0%
Ground - truth	sem inv	132 0,57%	311 1,34%	22556 97,08%	137 0,59%	947 4,07%	21495 94,32%	2 0,01%	28 0,12%	52 0,22%	4 0,02%
	sem inv	132 0,57%	45 0,19%	153 0,66%	132 0,57%	45 0,19%	153 0,66%	22658 97,52%			

Figura 4.12 - Matriz de confusão dos algoritmos EIDA_{LIMB}, DRA_{LIMB} e EIDA_{PREC} para o TestTNMG_{INV}. Cabe lembrar que *ground-truth* é a rotulagem automática gerada durante a criação dos conjuntos de dados.

4.2.3 Estimativa da redução de custos pela introdução do EIDA e DRA no TestTNMG_{INT}

Os resultados apresentados nesta subseção são referentes aos algoritmos EIDA_{LIMB}, EIDA_{PREC}, DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} em seus respectivos conjuntos de dados de teste (TestTNMG_{INT}), conforme elucidado na Seção 4.

A estimativa de redução de custos resultante do uso desses algoritmos e de um ideal em função do multiplicador de custo aplicado aos registros FN é apresentada na Figura 4.13, veja detalhes do multiplicador de custo na Seção 3.1.4. A redução de custo obtida pelo EIDA_{LIMB} e pelo EIDA_{PREC} no TestTNMG_{INT} foi comparável à de um classificador ideal, 0,5% vs. 0,9% para x2, e de 5,0% vs. 5,6% para x7, estimando uma redução de custo entre R\$ 248.000 reais (x2) e R\$ 1.400.000 reais (x7) pela introdução desses algoritmos no sistema da TNMG. Por outro lado, o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC} alcançaram um aumento nos custos para qualquer multiplicador de custo, destacando o aumento de custo de no mínimo 8 vezes obtido pelo DRA_{PREC}.

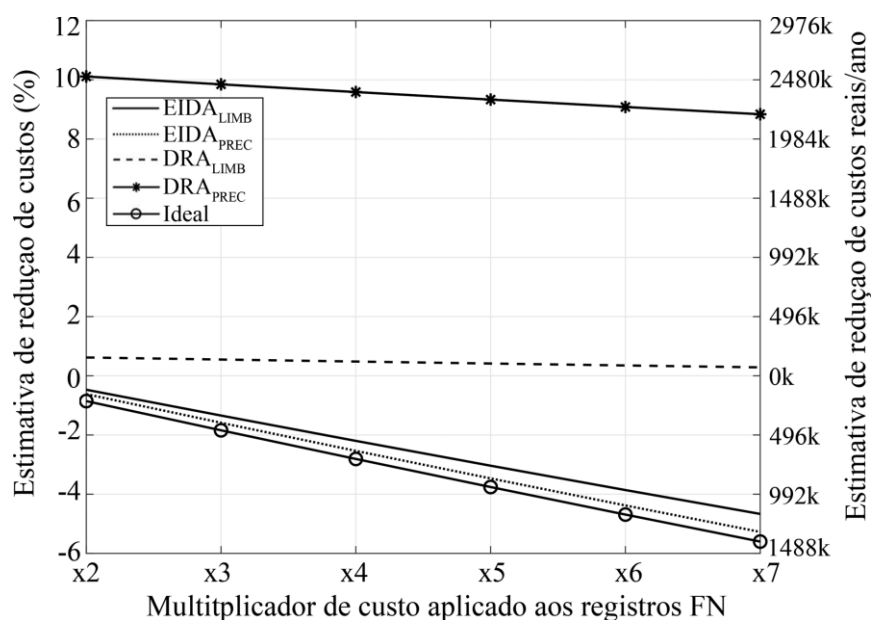


Figura 4.13 - Estimativa de redução de custos resultante do uso dos algoritmos EIDA_{LIMB}, EIDA_{PREC}, DRA_{LIMB}, DRA_{PREC} e de um classificador ideal em função do multiplicador de custo aplicado aos registros do FN para o conjunto de dados de teste. O multiplicador de custos varia de x2, que representa apenas custo direto, a x7, que representa também os custos indiretos relacionados ao processo de diagnóstico cardíaco. Além disso, estimamos essa redução de custos anual em reais.

4.3 Discussão

Dois novos algoritmos foram desenvolvidos para a detecção das inversões dos eletrodos em registros do ECG de 12 derivações. A performance deles foi avaliada a partir de métricas de desempenho e comparada com um algoritmo de referência da literatura (DRA). Os principais achados foram: 1) de acordo com as métricas consideradas, $EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$ obtiveram bons resultados no $TestTNMG_{INT}$, o qual é representativo da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros do ECG patológicos e inaceitáveis; 2) o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC} apresentaram desempenho consideravelmente ruim quando testados no $TestTNMG_{INT}$, o qual é notadamente distinto do conjunto de dados utilizado para desenvolvimento e validação desses algoritmos. Adicionalmente, no quesito desempenho, não houve melhoria após o ajuste dos seus parâmetros ou considerando um subconjunto de dados balanceado (50-50%) $TestTNMG_{INT_BALANC}$; 3) o $EIDA_{LIMB}$ e o $EIDA_{PREC}$ são baseados em investigações pautadas nas características dos traçados eletrocardiográficos, no conhecimento clínico do registro do ECG, em técnicas de baixa complexidade computacional e não utilizam parâmetros ajustáveis. No entanto, as regras utilizadas por eles podem ser questionáveis quando se trata de registros do ECG com diagnóstico patológico; e 4) o desempenho do $EIDA_{LIMB}$ e do $EIDA_{PREC}$ no $TestTNMG_{INT}$ sugere que o uso deles em uma aplicação real de telecardiologia pode reduzir substancialmente os custos, pois sua redução seria semelhante ao que poderia ser alcançado por um classificador ideal, enquanto o DRA_{LIMB} e o DRA_{PREC} resultariam em um aumento considerável de custos.

4.3.1 Desempenho dos algoritmos no $TestTNMG_{INV}$

Um forte indício de robustez e confiabilidade do $EIDA_{LIMB}$ e do $EIDA_{PREC}$ foi o bom desempenho deles, de acordo com as métricas apresentadas neste trabalho, no $TestTNMG_{INV}$. Até onde os autores sabem, o $TestTNMG_{INV}$ é o único conjunto de dados representativo do cenário clínico real utilizado, até o presente dia, para a validação de algoritmos para a detecção das inversões dos eletrodos nos registros do ECG de 12 derivações. Adicionalmente, os algoritmos propostos neste trabalho foram desenvolvidos para a detecção das inversões dos eletrodos RA-LA, RA-LL, V1-V6, V2-V5 e COMP, as quais são verdadeiramente relevantes

na prática diária clínica, i.e., que efetivamente impossibilitam ou dificultam um diagnóstico médico.

Esses dois fatos introduzem duas questões relevantes: 1) Embora seja amplamente relatado na literatura que as inversões dos eletrodos na prática diária clínica são um problema de desequilíbrio de classe extremo (ou seja, $P \ll N$) (HEDÉN *et al.*, 1996; KORS; VAN HERPEN, 2001; NILSSON *et al.*, 2008; RUDIGER *et al.*, 2007; THALER *et al.*, 2010), os algoritmos relatados na literatura foram desenvolvidos e validados em conjuntos de dados com sobre-representação da classe P (inversão dos eletrodos). Isso induz a esses algoritmos apresentarem desempenho satisfatório apenas nesses tipos de dados e, conseqüentemente, desempenho insatisfatório quando testados em conjuntos de dados representativos do contexto clínico, conforme discutido anteriormente nas Seções 3.3.1 e 3.3.2 (FERNANDO; TSOKOS, 2021; THABTAH *et al.*, 2020; YIJING *et al.*, 2016). 2) O recorrente desenvolvimento de algoritmos na literatura para a detecção das inversões dos eletrodos precordiais aos pares sequenciais pode ter induzido os desenvolvedores a subestimarem o fato de que as inversões dos eletrodos precordiais de impacto clínico são: V1-V6, V2-V5 e inversão completa (V6, V5, ..., V1) (V. ROSEN *et al.*, 2014), visto que esses eletrodos registram a atividade cardíaca em paredes distintas do coração (MACFARLANE *et al.*, 2010; SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Do mesmo modo, as inversões dos eletrodos dos membros relevantes clinicamente são: RA-LA e RA-LL, dado que os principais efeitos da inversão dos eletrodos LA-LL são associados a um deslocamento sutil no eixo QRS (JEKOVA *et al.*, 2016), e que especialistas não são capazes de detectá-la (ABDOLLAH; MILLIKEN, 1997; HAN *et al.*, 2014; KORS; VAN HERPEN, 2001). Além disso, o traçado de ECG das demais inversões dos eletrodos dos membros não difere daquele do posicionamento padrão dos eletrodos (KORS; VAN HERPEN, 2001).

Essas questões foram a principal motivação para a) desenvolver algoritmos pautados nas características dos traçados eletrocardiográficos, no conhecimento clínico do registro do ECG, sem parâmetros ajustáveis, com uso moderado de recursos computacionais e objetivando minimizar os problemas de inversão dos eletrodos na prática diária clínica; b) construir um conjunto de dados $\text{TestTnMG}_{\text{INV}}$, verdadeiramente representativo da realidade clínica em termos de tipos e ocorrências de registros do ECG patológicos e inaceitáveis.

Os resultados alcançados pelo DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} no $TestTNMG_{INV}$ foram consideravelmente inferiores aos do $EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$, em que o valor máximo foi encontrado na métrica $Se = 0,21$. Adicionalmente, os resultados não melhoraram mesmo quando foi considerado o $TestTNMG_{INV_BALANC}$ (50-50% com e sem inversão) ou uma versão modificada do DRA, seja na tentativa de aproximar os dados nos quais esse algoritmo foi desenvolvido e validado ou para otimizá-lo ao cenário da TNMG. Tais resultados sugerem que a representação excessiva de registros do ECG com inversão dos eletrodos não é o único marcador que afeta a confiabilidade e a robustez do DRA, mas também a diversidade dos diagnósticos clínicos e a demasiada presença de ruídos típicos de uma aplicação clínica real, i.e., o conjunto de dados de treinamento do DRA e o conjunto de dados da TNMG são marcadamente distintos. Portanto, o modelo do algoritmo do DRA pode não ser suficientemente complexo para se ajustar a nessas variações dos dados. Outro argumento válido é que pode ter ocorrido um sobreajuste nos dados de treinamentos. Essas constatações foram anteriormente abordadas em um estudo que implementou e testou o DRA em três conjuntos de dados distintos (XIA; GARCIA; ZHAO, 2012). Nesse estudo, o DRA produziu resultados promissores em registros do ECG de alta qualidade técnica e sem distorções graves, mas alcançou resultados consideravelmente ruins em registros ruidosos ou com arritmias. Portanto, quando um algoritmo é desenvolvido e validado utilizando um banco de dados específico e extremamente distinto do cenário clínico, dificilmente alcançará bons resultados em uma aplicação clínica real. Testar o desempenho do EIDA em conjuntos de dados com superrepresentação da classe P ou implementar outros algoritmos para testá-los no $TestTNMG_{INV}$ está fora do escopo deste estudo.

Adicionalmente, a porcentagem de FP com ECG patológico para o $EIDA_{LIMB}$ e o $EIDA_{PREC}$ foi $\leq 80\%$, ou seja, maior que a porcentagem de registros do ECG patológico no $TestTNMG_{INV}$, que é $\sim 50\%$. Portanto, registros do ECG patológicos podem afetar negativamente o desempenho desses algoritmos. Por fim, os menores valores de Tex foram obtidos pelo DRA_{LIMB} e DRA_{PREC} . No entanto, o Tex alcançado pelo $EIDA_{LIMB}$ e o $EIDA_{PREC}$ comprova sua viabilidade para um sistema com capacidades computacionais limitadas, tais como a TNMG.

4.3.2 Redução estimada de custos pelo uso de um algoritmo para detecção das inversões dos eletrodos no sistema da TNMG

Uma estratégia relevante de redução de custos em qualquer serviço de saúde é a utilização de algoritmos para a detecção das inversões dos eletrodos anteriormente ao envio do registro do ECG para laudo médico (KRASTEVA; JEKOVA; SCHMID, 2019; RJOOB *et al.*, 2019). Contudo, o alcance dessa redução depende da confiabilidade do algoritmo e dos custos decorrentes de cada tipo de ocorrência (VP, VN, FP ou FN).

Um forte fator de indicação de confiabilidade e robustez do $EIDA_{LIMB}$ e do $EIDA_{PREC}$ foi a estimativa de redução de custo alcançada pelo uso desses algoritmos no cenário da TNMG ($TestTNMG_{INV}$). Essa redução de custo varia entre 0,5% e 5% ao ano. Considerando a realização de ~600.000 registros do ECG anuais pela TNMG, essa porcentagem de redução de custo equivale a faixa de R\$ 248.000 a R\$ 1.400.000 por ano, aproximadamente o que esperado de um classificador ideal. Esses números são ainda mais relevantes quando consideramos que o número anual de registros do ECG realizados pela TNMG vêm aumentando (UFMG-HC, 2022). Como também, se consideramos que os valores utilizados para laudo do especialista e do custo do paciente de perder um dia de trabalho (veja Tabela 3.3) estão subestimados. Logo, a redução de custo alcançada pela utilização do $EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$ pode ser superior aos valores encontrados neste trabalho.

Por outro lado, independentemente do valor do fator de multiplicação de custo FN, nenhuma redução de custo foi obtida pelo uso do DRA_{LIMB} e do DRA_{PREC} no sistema da TNMG, o que coloca em evidência os problemas de confiabilidade do algoritmo.

4.3.3 Limitações do $EIDA_{LIMB}$ e do $EIDA_{PREC}$

O desempenho do $EIDA_{LIMB}$ e do $EIDA_{PREC}$ depende fortemente da detecção correta do pico R e da estimativa do batimento modelo calculada pelo NACA. Desta forma, problemas na detecção de picos R afetam negativamente o desempenho desses algoritmos. No entanto, a utilização do algoritmo de detecção de pico R e as simples modificações realizadas nele gerou um bom desempenho nos conjuntos de dados considerados. Espera-se que um detector de pico R mais refinado, tal como o algoritmo Pan-Tompkins aprimorado aumente o desempenho

desses algoritmos. Adicionalmente, o desempenho do $EIDA_{LIMB}$ depende também da reconstrução do registro do ECG e do cálculo da polaridade do complexo QRS. Assim, a ausência de traçado eletrocardiográfico ou excesso de ruído em alguma derivação utilizada para reconstrução do ECG afetam o desempenho desse algoritmo. Da mesma forma, registros do ECG patológicos com amplitude da onda T superior ao do complexo QRS também afeta o desempenho deles. Assim, espera-se que uma análise mais refinada dos traçados eletrocardiográfico (identificação de excesso de ruído ou ausência de traçado) antes da reconstrução do ECG e da identificação da polaridade do complexo QRS possam melhorar os resultados do $EIDA_{LIMB}$. Por fim, com essas melhorias, os registros do ECG patológicos podem não mais afetar negativamente as regras utilizadas pelo $EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$ para classificação do registro do ECG.

Capítulo 5

5 Conclusões

Algoritmos eficazes e robustos (NACA, EIDA_{LIMB} e EIDA_{PREC}) foram propostos e validados baseados em dados de um sistema de telecardiologia para a avaliação da qualidade do traçado eletrocardiográfico e para a detecção das inversões dos eletrodos, classificando o registro do ECG de 12 derivações em aceitável ou inaceitável para laudo médico na prática clínica diária.

Os fatores importantes a serem considerados ao desenvolver algoritmos para uma aplicação médica do mundo real são: limitar o número de parâmetros ajustáveis; utilizar conhecimento clínico do registro do ECG; usar técnicas de processamento de sinal consolidadas; e usar um conjunto de dados de registros do ECG representativos da realidade clínica, i.e., diagnósticos clínicos suficientemente diversificados e com extremo desequilíbrio de classe entre registros do ECG aceitáveis e inaceitáveis.

O desempenho dos algoritmos desenvolvidos e validados em dados representativos é satisfatório em qualquer cenário. Por outro lado, quando algoritmos são desenvolvidos baseados em dados limitados de populações restritas, esses produzem resultados promissores apenas em registros do ECG específicos (alta qualidade técnica, sem distorções graves, diagnósticos limitados), mas alcançam resultados consideravelmente ruins em registros do ECG representativos da realidade clínica. Mostrou-se, neste trabalho, que o NACA e QMA alcançaram um desempenho semelhante no ChallengeCinC, enquanto apenas o NACA obteve um bom desempenho no TestTNMG ($Se=0,89$; $Sp=0,99$; $VPP=0,59$; $F_2=0,76$ e redução de custos $2,3\pm 1,8\%$). Por sua vez, ao contrário do DRA, EIDA_{LIMB} e EIDA_{PREC} alcançaram um bom desempenho no TestTNMG_{INV} ($Se\geq 0,88$; $Sp\geq 0,98$; $VPP\geq 0,32$; $F_2\geq 0,63$ e redução de custos $2,8\pm 2,2\%$).

A incorporação dos algoritmos propostos neste trabalho em qualquer serviço de cardiologia é uma escolha pertinente, uma vez que traz benefícios/impactos para todo o fluxo de trabalho de um sistema de saúde, tais como os listados a seguir: 1) para os paramédicos que

realizam a aquisição do sinal de ECG: fornecem avaliações/sugestões sobre a qualidade do traçado do ECG ou indicam os eletrodos que possivelmente estão posicionados erroneamente; 2) para os médicos especialistas: evitam o retrabalho na realização de laudos que não geram diagnóstico; 3) Pacientes: reduzem o tempo de resposta para o diagnóstico correto e para o tratamento adequado. Adicionalmente, reduzem os custos relacionados aos possíveis riscos relacionados a um diagnóstico tardio; e 4) Prestadores públicos ou privados de serviços de saúde: reduzem os custos diretos e indiretos referentes ao atraso do processo de diagnóstico cardíaco.

5.1 Propostas de Continuidade

Neste trabalho foram propostos três novos algoritmos para análise do traçado eletrocardiográfico. O primeiro para a avaliação da qualidade do traçado do ECG (NACA) e os outros dois para a detecção das principais inversões dos eletrodos no contexto clínico ($EIDA_{LIMB}$ e $EIDA_{PREC}$).

Como proposta de continuidade desses algoritmos, sugere-se avaliar o impacto no desempenho deles pelo uso de um algoritmo para a detecção de pico R mais preciso do que Pan-Tompkins ou alguma versão aprimorada deste algoritmo, principalmente para o $EIDA_{LIMB}$ e o $EIDA_{PREC}$. Adicionalmente, para esses dois algoritmos, propõe-se uma análise mais refinada dos traçados eletrocardiográficos das derivações $X=ECG_I$, $Y=ECG_{aVF}$ e $Z=-0,5.ECG_{V2}$ antes da reconstrução do ECG. De tal forma, que dependendo das características dos traçados dessas derivações (excesso de ruídos ou ausência do traçado), outras derivações possam ser selecionadas para o cálculo da reconstrução ou outro método de reconstrução possa ser escolhido. Desse modo, pode-se garantir uma qualidade melhor do traçado do ECGREC e, conseqüentemente uma determinação mais precisa da polaridade do complexo QRS e uma utilização mais eficaz das regras de detecção das inversões dos eletrodos.

Por fim, sugere-se a avaliação dos três algoritmos na prática diária clínica da TNMG, avaliando os benefícios/impactos em todo o fluxo de trabalho do processo de diagnóstico cardíaco. Por exemplo, avaliando qualitativamente junto aos paramédicos e aos médicos especialistas as melhorias obtidas pelo uso dos algoritmos e avaliando quantitativamente a redução real dos custos resultante do uso desses algoritmos.

6 Referências

- ABDOLLAH, Hoshiar; MILLIKEN, John A. Recognition of electrocardiographic left arm/left leg lead reversal. **American Journal of Cardiology**, v. 80, n. 9, p. 1247–1249, 1997. [https://doi.org/10.1016/S0002-9149\(97\)00656-5](https://doi.org/10.1016/S0002-9149(97)00656-5).
- AL-ZAITI, Salah; BESOMI, Lucas; BOUZID, Zeineb; FARAMAND, Ziad; FRISCH, Stephanie; MARTIN-GILL, Christian; GREGG, Richard; SABA, Samir; CALLAWAY, Clifton; SEJDIĆ, Ervin. Machine learning-based prediction of acute coronary syndrome using only the pre-hospital 12-lead electrocardiogram. **Nature Communications**, v. 11, n. 1, p. 1–10, 2020. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-17804-2>.
- AMARAL, T. P. **Método para Detecção Automática de Inversão de Eletrodos em Eletrocardiogramas**. 2017. Universidade Federal de Minas Gerais, 2017.
- ANTONI, ubomír; BRUOTH, Erik; BUGATA, Peter; BUGATA JR, Peter; GAJDOŠ, Dávid; SIMON HORVÁT, ˇ; HUDÁK, Dávid; KMEČOVÁ, Vladimíra; STAŇA, Richard; STAŇKOVÁ, Monika; SZABARI, Alexander; VOZÁRIKOVÁ, Gabriela. Automatic ECG classification and label quality in training data Automatic ECG classification and label quality in training data. **Physiological Measurement**, 2021. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ac69a8>.
- BAILEY, J. J.; BERSON, A. S.; GARSON, A.; HORAN, L. G.; MACFARLANE, P. W.; MORTARA, D. W.; ZYWIETZ, C. Recommendations for standardization and specifications in automated electrocardiography: Bandwidth and digital signal processing. A report for health professionals by an ad hoc Writing Group of the Committee on electrocardiography and Cardiac Electrophysi. **Circulation**, v. 81, n. 2, p. 730–739, 1990. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.81.2.730>.
- BARRET, Kim; BROOKS, Heddwen; BOITANO, Scott; BARMAN, Susan. **Ganong's Review of Medical Physiology**. 23. ed. New York, USA: McGraw-Hill Education New York, 2016.
- BATCHVAROV, Velislav N.; MALIK, Marek; CAMM, A. John. Incorrect electrode cable connection during electrocardiographic recording. **Europace**, v. 9, n. 11, p. 1081–1090, 1 nov. 2007. <https://doi.org/10.1093/europace/eum198>.

- BOND, R. R.; FINLAY, D. D.; NUGENT, C. D.; BREEN, C.; GULDENRING, D.; DALY, M. J. The effects of electrode misplacement on clinicians' interpretation of the standard 12-lead electrocardiogram. **European Journal of Internal Medicine**, v. 23, n. 7, p. 610–615, 1 out. 2012. <https://doi.org/10.1016/j.ejim.2012.03.011>.
- CHEN, Qiong; XU, Jinyi; GIANNI, Carola; TRIVEDI, Chintan; DELLA ROCCA, Domenico G.; BASSIOUNY, Mohamed; CANPOLAT, Ugur; TAPIA, Alfredo Chauca; BURKHARDT, J. David; SANCHEZ, Javier E.; HRANITZKY, Patrick; GALLINGHOUSE, G. Joseph; AL-AHMAD, Amin; HORTON, Rodney; DI BIASE, Luigi; MOHANTY, Sanghamitra; NATALE, Andrea. Simple electrocardiographic criteria for rapid identification of wide QRS complex tachycardia: The new limb lead algorithm. **Heart Rhythm**, v. 17, n. 3, p. 431–438, 1 mar. 2020. <https://doi.org/10.1016/J.HRTHM.2019.09.021>.
- CHEN, Yun; YANG, Hui. Self-organized neural network for the quality control of 12-lead ECG signals. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1399, 17 ago. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1399>.
- CLIFFORD, G. D.; AZUAJE, Francisco; MCSHARRY, Patrick E. **Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis**. Boston: Artech house Boston, 2006. v. 10, .
- CLIFFORD, G. D.; BEHAR, J.; LI, Q.; REZEK, I. Signal quality indices and data fusion for determining clinical acceptability of electrocardiograms. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1419–1433, 17 set. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1419>.
- DE BIE, Johan; MORTARA, David W.; CLARK, Todd F. The development and validation of an early warning system to prevent the acquisition of 12-lead resting ECGs with interchanged electrode positions. **Journal of Electrocardiology**, v. 47, n. 6, p. 794–797, 1 nov. 2014. <https://doi.org/10.1016/J.JELECTROCARD.2014.08.015>.
- DENG, Xinyang; LIU, Qi; DENG, Yong; MAHADEVAN, Sankaran. An improved method to construct basic probability assignment based on the confusion matrix for classification problem. **Information Sciences**, v. 340–341, p. 250–261, 1 maio 2016. <https://doi.org/10.1016/J.INS.2016.01.033>.
- DEVARRIYA, Divyaansh; GULATI, Cairo; MANSHARAMANI, Vidhi; SAKALLE, Aditi; BHARDWAJ, Arpit. Unbalanced breast cancer data classification using novel fitness

- functions in genetic programming. v. 140, p. 112866, 1 fev. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112866>.
- DOS, Ittalo; SILVA, Santos; RAIMUNDO BARBOSA, José; DUARTE DE SOUSA, Rafael; BRITO DE SOUZA, Igor Franklin; DE AGUIAR HORTEGAL, Renato; DANILO, Carlos; REGIS, Miranda. Comparison of spatial temporal representations of the vectorcardiogram using digital image processing. **Journal of Electrocardiology**, v. 59, p. 164–170, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2020.02.013>.
- DOWER, Gordon E. A lead synthesizer for the Frank system to simulate the standard 12-lead electrocardiogram. **Journal of Electrocardiology**, v. 1, n. 1, p. 101–116, 1968. [https://doi.org/10.1016/S0022-0736\(68\)80013-5](https://doi.org/10.1016/S0022-0736(68)80013-5).
- DREW, Barbara J. Pitfalls and Artifacts in Electrocardiography. **Cardiology Clinics**, v. 24, n. 3, p. 309–315, 1 ago. 2006. <https://doi.org/10.1016/j.ccl.2006.04.006>.
- ELDRIDGE, Jane; RICHLEY, Dave; EGGETT, Chris; BAXTER, Su; BLACKMAN, Sophie; BREEN, Cathal; BROWN, Chris; CAMPBELL, Brian; COX, Chris; HUTCHINSON, John; REES, Emma; ROSS, Catherine. Clinical guidelines by consensus recording a standard 12-lead electrocardiogram an approved methodology by the society forr cardiological science & technology. **Society for cardiological science and technology**, n. June, p. 26, 1 jun. 2014. .
- FERNANDO, K. Ruwani M.; TSOKOS, Chris P. Dynamically Weighted Balanced Loss: Class Imbalanced Learning and Confidence Calibration of Deep Neural Networks. **IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems**, 2021. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2020.3047335>.
- FINLAY, Dewar D.; NUGENT, Chris D.; DONNELLY, Mark P.; LUX, Robert L. Eigenleads: ECG leads for maximizing information capture and improving SNR. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, v. 14, n. 1, p. 69–78, jan. 2010. <https://doi.org/10.1109/TITB.2009.2022933>.
- FINLAY, Dewar D.; NUGENT, Chris D.; NELWAN, Stefan P.; BOND, Raymond R.; DONNELLY, Mark P.; GULDENRING, Daniel. Effects of electrode placement errors in the EASI-derived 12-lead electrocardiogram. **Journal of Electrocardiology**, v. 43, n. 6, p. 606–611, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2010.07.004>.

- FRANK, ERNEST. General Theory of Heart-Vector Projection. **Circulation Research**, v. 2, n. 3, p. 258–270, maio 1954. <https://doi.org/10.1161/01.RES.2.3.258>.
- GOLDBERGER, Ary; GOLDBERGER, Zachary; SHVILKIN, Alexei. **Clinical electrocardiography, a simplified approach**. 9. ed. Philadelphia: Elsevier Health Sciences, 2017.
- GREGG, Richard E.; HANCOCK, E. William; BABAEIZADEH, Saeed. Detecting ECG limb lead-wire interchanges involving the right leg lead-wire. **Computing in Cardiology**, v. 44, p. 1–4, 2017. <https://doi.org/10.22489/CinC.2017.014-061>.
- HALL, J. E.; HALL, M. E. **Guyton and Hall textbook of medical physiology**. Philadelphia: Elsevier Health Sciences., 2016.
- HALL, J. E. **Guyton & Hall. Tratado de fisiología médica**. Elsevier E. Rio de Janeiro – RJ – Brasil: Elsevier Editora Ltda, 2017.
- HAN, Chengzong; GREGG, Richard E.; BABAEIZADEH, Saeed. Automatic detection of ECG lead-wire interchange for conventional and Mason-Likar lead systems. **Computing in Cardiology**, v. 41, n. January, p. 145–148, 2014. .
- HAN, Chengzong; GREGG, Richard E.; FEILD, Dirk Q.; BABAEIZADEH, Saeed. Automatic detection of ECG cable interchange by analyzing both morphology and interlead relations. **Journal of Electrocardiology**, v. 47, n. 6, p. 781–787, 1 nov. 2014. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2014.08.006>.
- HARRIGAN, Richard A. Electrode misconnection, misplacement, and artifact. **Emergency Medicine Clinics of North America**, v. 24, n. 1, p. 227–235, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.emc.2005.08.015>.
- HAYN, D.; JAMMERBUND, B.; SCHREIER, G. QRS detection based ECG quality assessment (Java code). 2011. **Computing in Cardiology Challenge 2011**. Available at: https://physionet.org/content/challenge-2011/1.0.0/sources/dieter.hayn_at_ait.ac.at-ChallengeEntry.java. Acesso em: 23 abr. 2022.
- HAYN, Dieter; JAMMERBUND, Bernhard; SCHREIER, Günter. QRS detection based ECG quality assessment. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1449–1461, 1 set. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1449>.
- HEDÉN, Bo; OHLSSON, Mattias; EDENBRANDT, Lars; RITTNER, Ralf; PAHLM, Olle;

- PETERSON, Carsten. Artificial neural networks for recognition of electrocardiographic lead reversal. **The American Journal of Cardiology**, v. 75, n. 14, p. 929–933, 1 maio 1995. [https://doi.org/10.1016/S0002-9149\(99\)80689-4](https://doi.org/10.1016/S0002-9149(99)80689-4).
- HEDÉN, Bo; OHLSSON, Mattias; HOLST, Holger; MJÖMAN, Mattias; RITTNER, Ralf; PAHLM, Olle; PETERSON, Carsten; EDENBRANDT, Lars. Detection of frequently overlooked electrocardiographic lead reversals using artificial neural networks. **American Journal of Cardiology**, v. 78, n. 5, p. 600–604, 1 set. 1996. [https://doi.org/10.1016/S0002-9149\(96\)00377-3](https://doi.org/10.1016/S0002-9149(96)00377-3).
- HICKS, Steven A.; STRÜMKE, Inga; THAMBAWITA, Vajira; HAMMOU, Malek; RIEGLER, Michael A.; HALVORSEN, Pål; PARASA, Sravanthi. On evaluation metrics for medical applications of artificial intelligence. **Scientific Reports** 2022 12:1, v. 12, n. 1, p. 1–9, 8 abr. 2022. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-09954-8>.
- HO CHEE TAT, Thomas; XIANG, Chen; ENG THIAM, Lim. Physionet Challenge 2011: Improving the Quality of Electrocardiography Data Collected Using Real Time QRS-Complex and T-Wave Detection. **Computing in Cardiology**, v. 38, p. 441–444, 2011. .
- HO, Kalon K.L.; HO, Shiu K. Use of the sinus P wave in diagnosing electrocardiographic limb lead misplacement not involving the right leg (ground) lead. **Journal of Electrocardiology**, v. 34, n. 2, p. 161–171, 2001. <https://doi.org/10.1054/jelc.2001.23927>.
- INDIK, Julia H.; PEARSON, Ellen C.; FRIED, Karen; WOOSLEY, Raymond L. Bazett and Fridericia QT correction formulas interfere with measurement of drug-induced changes in QT interval. **Heart Rhythm**, v. 3, n. 9, p. 1003–1007, 2006. <https://doi.org/10.1016/j.hrthm.2006.05.023>.
- JEKOVA, Irena; KRASTEVA, Vessela; ABACHERLI, R. Detection of electrode interchange in precordial and orthogonal ECG leads. **Computing in Cardiology**, v. 40, p. 519–522, 2013. .
- JEKOVA, Irena; KRASTEVA, Vessela; CHRISTOV, Ivaylo; ABÄCHERLI, Roger. Threshold-based system for noise detection in multilead ECG recordings. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1463–1477, set. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1463>.
- JEKOVA, Irena; KRASTEVA, Vessela; LEBER, Remo; SCHMID, Ramun; TWERENBOLD,

- Raphael; MÜLLER, Christian; REICHLIN, Tobias; ABÄCHERLI, Roger. Inter-lead correlation analysis for automated detection of cable reversals in 12/16-lead ECG. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 134, p. 31–41, 2016. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.06.003>.
- JEKOVA, Irena; KRASTEVA, Vessela; LEBER, Remo; SCHMID, Ramun; TWERENBOLD, Raphael; REICHLIN, Tobias; MÜLLER, Christian; ABÄCHERLI, Roger. A real-time quality monitoring system for optimal recording of 12-lead resting ECG. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 34, p. 126–133, 1 abr. 2017. <https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2017.01.009>.
- JIN, Yanrui; LI, Zhiyuan; QIN, Chengjin; LIU, Jinlei; LIU, Yunqing; ZHAO, Liqun; LIU, Chengliang. A novel attentional deep neural network-based assessment method for ECG quality. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 79, p. 104064, 1 jan. 2023. <https://doi.org/10.1016/J.BSPC.2022.104064>.
- JOHANNESSEN, Lars. Assessment of ECG quality on an android platform. **Computing in Cardiology**, v. 38, p. 433–436, 2011. .
- JOHANNESSEN, Lars; GALEOTTI, Loriano. Automatic ECG quality scoring methodology: Mimicking human annotators. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1479–1489, 17 set. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1479>.
- JOHNSON, Leonard R. **Essential Medical Physiology**. 3 edição. California: Elsevier Academic Press, 2003.
- KANIA, Michał; RIX, Hervé; FERENIEC, Małgorzata; ZAVALA-FERNANDEZ, Heriberto; JANUSEK, Dariusz; MROCZKA, Tomasz; STIX, Günter; MANIEWSKI, Roman. The effect of precordial lead displacement on ECG morphology. **Medical and Biological Engineering and Computing**, v. 52, n. 2, p. 109–119, 2014. <https://doi.org/10.1007/s11517-013-1115-9>.
- KAPLAN BERKAYA, Selcan; UYSAL, Alper Kursat; SORA GUNAL, Efnan; ERGIN, Semih; GUNAL, Serkan; GULMEZOGLU, M. Bilginer. A survey on ECG analysis. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 43, p. 216–235, 1 maio 2018. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2018.03.003>.
- KHAVAS, Zahra Rezaei; ASL, Babak Mohammadzadeh. Robust heartbeat detection using

- multimodal recordings and ECG quality assessment with signal amplitudes dispersion. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 163, p. 169–182, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2018.06.009>.
- KLIGFIELD, Paul; GETTES, Leonard S.; BAILEY, James J.; CHILDERS, Rory; DEAL, Barbara J.; HANCOCK, E. William; VAN HERPEN, Gerard; KORS, Jan A.; MACFARLANE, Peter; MIRVIS, David M.; PAHLM, Olle; RAUTAHARJU, Pentti; WAGNER, Galen S. Recommendations for the standardization and interpretation of the electrocardiogram: Part I: The electrocardiogram and its technology: A scientific statement from the American Heart Association Electrocardiography and Arrhythmias Committee, Council on Cli. **Circulation**, v. 49, n. 10, p. 1109–1127, 13 mar. 2007. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.106.180200>.
- KORS, Jan A.; TALMON, Jan L.; VAN BEMMEL, Jan H. Multilead ECG analysis. **Computers and Biomedical Research**, v. 19, n. 1, p. 28–46, 1 fev. 1986. [https://doi.org/10.1016/0010-4809\(86\)90004-2](https://doi.org/10.1016/0010-4809(86)90004-2).
- KORS, Jan A.; VAN HERPEN, Gerard. Accurate automatic detection of electrode interchange in the electrocardiogram. **American Journal of Cardiology**, v. 88, n. 4, p. 396–399, 15 ago. 2001. [https://doi.org/10.1016/S0002-9149\(01\)01686-1](https://doi.org/10.1016/S0002-9149(01)01686-1).
- KOSSMANN, Charles E; BRODY, Daniel A; BURCH, George E; HECHT, Hans H; JOHNSTON, Franklin D; KAY, Calvin; LEPESCHKIN, Eugene; PIPBERGER, Hubert V; BAULE, Gerhard; BERSON, Alan S; BRILLER, Stanley A; GESELOWITZ, David B; HORAN, Leo G; SCHMITT, Otto H. Recommendations for standardization of leads and of specifications for instruments in electrocardiography and vectorcardiography. **Circulation**, v. 35, n. 3, p. 583–602, 1967. <https://doi.org/10.1161/01.cir.35.3.583>.
- KRASTEVA, Vessela; JEKOVA, Irena; SCHMID, Ramun. Simulating Arbitrary Electrode Reversals in Standard 12-Lead ECG. **Sensors 2019, Vol. 19, Page 2920**, v. 19, n. 13, p. 2920, 1 jul. 2019. <https://doi.org/10.3390/S19132920>.
- LACERDA, Thaisa Cardoso; VON WANGENHEIM, Christiane Gresse; VON WANGENHEIM, Aldo; GIULIANO, Isabela. Does the use of structured reporting improve usability? A comparative evaluation of the usability of two approaches for findings reporting in a large-scale telecardiology context. **Journal of Biomedical Informatics**, v. 52, p. 222–

- 230, 1 dez. 2014. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2014.07.002>.
- LEVER, Jake. Classification evaluation: It is important to understand both what a classification metric expresses and what it hides. **Nature methods**, v. 13, n. 8, p. 603–605, 2016. .
- LI, Qiao; RAJAGOPALAN, Cadathur; CLIFFORD, Gari D. A machine learning approach to multi-level ECG signal quality classification. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 117, n. 3, p. 435–447, 1 dez. 2014. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2014.09.002>.
- LIMA, Emilly M.; RIBEIRO, Antônio H.; PAIXÃO, Gabriela M.M.; RIBEIRO, Manoel Horta; PINTO-FILHO, Marcelo M.; GOMES, Paulo R.; OLIVEIRA, Derick M.; SABINO, Ester C.; DUNCAN, Bruce B.; GIATTI, Luana; BARRETO, Sandhi M.; MEIRA, Wagner; SCHÖN, Thomas B.; RIBEIRO, Antonio Luiz P. Deep neural network-estimated electrocardiographic age as a mortality predictor. **Nature Communications**, v. 12, n. 1, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25351-7>.
- LIU, GUOYANG; HAN, X. I.A.O.; TIAN, L. A.N.; ZHOU, WEIDONG; LIU, H. U.I. ECG quality assessment based on hand-crafted statistics and deep-learned S-transform spectrogram features. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 208, p. 106269, 1 set. 2021. <https://doi.org/10.1016/J.CMPB.2021.106269>.
- LIU, Yu; CHEN, Junxin; BAO, Nan; GUPTA, Brij B.; LV, Zhihan. Survey on atrial fibrillation detection from a single-lead ECG wave for Internet of Medical Things. **Computer Communications**, v. 178, p. 245–258, 1 out. 2021. <https://doi.org/10.1016/J.COMCOM.2021.08.002>.
- LUCAS, Thiago; OLIVEIRA, D E. **Desenvolvimento E Validação De Detector De Pico R Baseado Em Vetorcardiograma**. 2019. Univerdade Federal de Minas Gerais - UFMG, 2019. Available at: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/31880>. Acesso em: 19 out. 2020.
- LUIZ, Antonio; RIBEIRO, P; ALKMIM, Maria Beatriz; CARDOSO, Clareci Silva; GALENO, Gláucio; CARVALHO, R; TEIXEIRA CAIAFFA, Waleska; VIEGAS ANDRADE, Monica; FERREIRA DA CUNHA, Daniel; ANTUNES, Andre Pires; GERALDO, Adélson; RESENDE, A; RESENDE, Santos. Implementation of a Telecardiology System in the State of Minas Gerais: the Minas Telecardio Project. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 95, p. 70–78, 2010. .

- LUO, Shen; JOHNSTON, Paul. A review of electrocardiogram filtering. **Journal of Electrocardiology**, v. 43, n. 6, p. 486–496, 1 nov. 2010. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2010.07.007>.
- MACFARLANE, PW; OOSTEROM, A Van; PAHLM, O; KLIGFIELD, P. **Comprehensive Electrocardiology**. London: Springer-Verlag, 2010. <https://doi.org/10.1007/978-1-84882-046-3>.
- MAN, Sumche; MAAN, Arie C.; SCHALIJ, Martin J.; SWENNE, Cees A. Vectorcardiographic diagnostic & prognostic information derived from the 12-lead electrocardiogram: Historical review and clinical perspective. **Journal of Electrocardiology**, v. 48, n. 4, p. 463–475, 1 jul. 2015. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2015.05.002>.
- MEGAHED, Fadel M.; CHEN, Ying Ju; MEGAHEDE, Aly; ONG, Yuya; ALTMAN, Naomi; KRZYWINSKI, Martin. The class imbalance problem. **Nature methods**, v. 18, n. 11, p. 1270–1272, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41592-021-01302-4>.
- MERDJANOVSKA, Elena; RASHKOVSKA, Aleksandra. Comprehensive survey of computational ECG analysis: Databases, methods and applications. **Expert Systems with Applications**, v. 203, p. 117206, 1 out. 2022. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2022.117206>.
- MOEYERSONS, Jonathan; MORALES, John; VILLA, Amalia; CASTRO, Ivan; TESTELMANS, Dries; BUYSE, Bertien; VAN HOOFF, Chris; WILLEMS, Rik; VAN HUFFEL, Sabine; VARON, Carolina. Supervised svm transfer learning for modality-specific artefact detection in ECG. **Sensors**, v. 21, n. 2, p. 1–16, 2021. <https://doi.org/10.3390/s21020662>.
- MOEYERSONS, Jonathan; SMETS, Elena; MORALES, John; VILLA, Amalia; DE RAEDT, Walter; TESTELMANS, Dries; BUYSE, Bertien; VAN HOOFF, Chris; WILLEMS, Rik; VAN HUFFEL, Sabine; VARON, Carolina. Artefact detection and quality assessment of ambulatory ECG signals. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 182, p. 105050, 1 dez. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2019.105050>.
- MOHAMMADZADEH, Niloofar; REZAYI, Sorayya; TANHAPOUR, Mozghan; SAEEDI, Soheila. Telecardiology interventions for patients with cardiovascular Disease: A systematic review on characteristics and effects. **International Journal of Medical Informatics**, v.

- 158, 1 fev. 2022. <https://doi.org/10.1016/J.IJMEDINF.2021.104663>.
- MOODY, G. B.; MARK, R. G. The impact of the MIT-BIH arrhythmia database. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 20, n. 3, p. 45–50, 2001. <https://doi.org/10.1109/51.932724>.
- MOODY, GB George B; MULDROW, W; CARDIOLOGY, RG Mark - Computers in; 1984, Undefined; MARK, Roger G. A noise stress test for arrhythmia detectors. **Computers in cardiology**, v. 11, n. 3, p. 381–384, 1984. .
- NASERI, H.; HOMAINEZHAD, M. R. Electrocardiogram signal quality assessment using an artificially reconstructed target lead. **Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering**, v. 18, n. 10, p. 1126–1141, 27 jul. 2015. <https://doi.org/10.1080/10255842.2013.875163>.
- NIKUS, Kjell; LÄHTEENMÄKI, Jaakko; LEHTO, Pasi; ESKOLA, Markku. The role of continuous monitoring in a 24/7 telecardiology consultation service-a feasibility study. **Journal of Electrocardiology**, v. 42, n. 6, p. 473–480, nov. 2009. <https://doi.org/10.1016/J.JELECTROCARD.2009.07.005>.
- NILSSON, Kent R.; SEWELL, Phyllis M.; BLUNDEN-KASDORF, Patricia; STARKEY, Kimberly; GRANT, Augustus O.; WAGNER, Galen S. The influence of cardiograph design and automated algorithms on the incidence and detection of electrode cable reversals in an academic electrocardiogram laboratory. **Journal of Electrocardiology**, v. 41, n. 5, p. 382–387, 1 set. 2008. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2008.06.006>.
- ORPHANIDOU, Christina; BONNICI, Timothy; CHARLTON, Peter; CLIFTON, David; VALLANCE, David; TARASSENKO, Lionel. Signal-quality indices for the electrocardiogram and photoplethysmogram: Derivation and applications to wireless monitoring. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, v. 19, n. 3, p. 832–838, 2015. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2014.2338351>.
- OTERO, Andrea Victoria; LOPEZ-MAGALLON, Alejandro Jose; JAIMES, Diana; MOTOA, Maria Victoria; RUZ, Miguel; ERDMENGER, Julio; MUÑOZ, Ricardo A. International telemedicine in pediatric cardiac critical care: A multicenter experience. **Telemedicine and e-Health**, v. 20, n. 7, p. 619–625, 27 jun. 2014. <https://doi.org/10.1089/tmj.2013.0307>.
- PAN, Jiapu; TOMPKINS, Willis J. A Real-Time QRS Detection Algorithm. **IEEE**

- Transactions on Biomedical Engineering**, v. BME-32, n. 3, p. 230–236, 1985. <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>.
- PASTORE, CA; PINHO, JA; PINHO, C; SAMESIMA, N; PEREIRA FILHO, HG; KRUSE, JCL; PAIXÃO, A; PÉREZ-RIERA, AR; RIBEIRO, AL; OLIVEIRA, CAR; OTHERS. III DIRETRIZES DA SOCIEDADE BRASILEIRA DE CARDIOLOGIA SOBRE ANÁLISE E EMISSÃO DE LAUDOS ELETROCARDIOGRÁFICOS. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, 2016. .
- PEBERDY, Mary Ann; ORNATO, Joseph P. Recognition of electrocardiographic lead misplacements. **American Journal of Emergency Medicine**, v. 11, n. 4, p. 403–405, 1 jul. 1993. [https://doi.org/10.1016/0735-6757\(93\)90177-D](https://doi.org/10.1016/0735-6757(93)90177-D).
- REDMOND, S. J.; XIE, Y.; CHANG, D.; BASILAKIS, J.; LOVELL, N. H. Electrocardiogram signal quality measures for unsupervised telehealth environments. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1517–1533, set. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1517>.
- RIBEIRO, Antonio Luiz P.; PAIXÃO, Gabriela M.M.; GOMES, Paulo R.; RIBEIRO, Manoel Horta; RIBEIRO, Antônio H.; CANAZART, Jéssica A.; OLIVEIRA, Derick M.; FERREIRA, Milton P.; LIMA, Emilly M.; MORAES, Jermana Lopes de; CASTRO, Nathalia; RIBEIRO, Leonardo B.; MACFARLANE, Peter W. Tele-electrocardiography and bigdata: The CODE (Clinical Outcomes in Digital Electrocardiography) study. **Journal of Electrocardiology**, v. 57, p. S75–S78, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2019.09.008>.
- RJOOB, Khaled; BOND, Raymond; FINLAY, Dewar; MCGILLIGAN, Victoria; LESLIE, Stephen J.; IFTIKHAR, Aleeha; GULDENRING, Daniel; RABABAH, Ali; KNOERY, Charles; MCSHANE, Anne; PEACE, Aaron. Data driven feature selection and machine learning to detect misplaced V1 and V2 chest electrodes when recording the 12-lead electrocardiogram. **Journal of Electrocardiology**, v. 57, p. 39–43, 1 nov. 2019. <https://doi.org/10.1016/J.JELECTROCARD.2019.08.017>.
- RJOOB, Khaled; BOND, Raymond; FINLAY, Dewar; MCGILLIGAN, Victoria; LESLIE, Stephen J.; RABABAH, Ali; GULDENRING, Daniel; IFTIKHAR, Aleeha; KNOERY, Charles; MCSHANE, Anne; PEACE, Aaron. Machine learning techniques for detecting

- electrode misplacement and interchanges when recording ECGs: A systematic review and meta-analysis. **Journal of Electrocardiology**, v. 62, p. 116–123, 1 set. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2020.08.013>.
- RJOOB, Khaled; BOND, Raymond; FINLAY, Dewar; MCGILLIGAN, Victoria; LESLIE, Stephen J.; RABABAH, Ali; IFTIKHAR, Aleeha; GULDENRING, Daniel; KNOERY, Charles; MCSHANE, Anne; PEACE, Aaron. Reliable Deep Learning–Based Detection of Misplaced Chest Electrodes During Electrocardiogram Recording: Algorithm Development and Validation. **JMIR Medical Informatics**, v. 9, n. 4, p. e25347, 16 abr. 2021. <https://doi.org/10.2196/25347>.
- RODRIGUES, João; BELO, David; GAMBOA, Hugo. Noise detection on ECG based on agglomerative clustering of morphological features. **Computers in Biology and Medicine**, v. 87, p. 322–334, 2017. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2017.06.009>.
- RUDIGER, Alain; HELLERMANN, Jens P.; MUKHERJEE, Raphael; FOLLATH, Ferenc; TURINA, Juraj. Electrocardiographic artifacts due to electrode misplacement and their frequency in different clinical settings. **American Journal of Emergency Medicine**, v. 25, n. 2, p. 174–178, 1 fev. 2007. <https://doi.org/10.1016/j.ajem.2006.06.018>.
- SAKAGUCHI, Scott; SANDBERG, Jeremy; BENDITT, David G. ECG electrode reversals: An opportunity to learn from mistakes. **Journal of Cardiovascular Electrophysiology**, v. 29, n. 5, p. 806–815, 1 maio 2018. <https://doi.org/10.1111/JCE.13450>.
- SATIJA, Udit; RAMKUMAR, Barathram; SABARIMALAI MANIKANDAN, M. A Review of Signal Processing Techniques for Electrocardiogram Signal Quality Assessment. **IEEE Reviews in Biomedical Engineering**, v. 11, p. 36–52, 2018. <https://doi.org/10.1109/RBME.2018.2810957>.
- SCALVINI, Simonetta; PIEPOLI, Massimo; ZANELLI, Emanuela; VOLTERRANI, Maurizio; GIORDANO, Amerigo; GLISENTI, Fulvio. Incidence of atrial fibrillation in an Italian population followed by their GPs through a telecardiology service. **International Journal of Cardiology**, v. 98, n. 2, p. 215–220, 15 fev. 2005. <https://doi.org/10.1016/J.IJCARD.2003.12.005>.
- SIGTAP. Tabela preço consulta médica em atenção especializada. 2022a. **SIGTAP - Sistema de Gerenciamento da Tabela de Procedimentos, Medicamentos e OPM do SUS**.

- Available at: <http://sigtap.datasus.gov.br/tabela-unificada/app/sec/procedimento/exibir/0301010072/06/2022>. Acesso em: 14 jun. 2022.
- SIGTAP. Tabela preço eletrocardiorama - Sistema Único de Saúde (SUS). 2022b. **SIGTAP - Sistema de Gerenciamento da Tabela de Procedimentos, Medicamentos e OPM do SUS**. Available at: <http://sigtap.datasus.gov.br/tabela-unificada/app/sec/procedimento/exibir/0211020036/06/2022>. Acesso em: 14 jun. 2022.
- SILVA, Ikaro; MOODY, George B.; CELI, Leo. Improving the quality of ECGs collected using mobile phones: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2011. **Computing in Cardiology**, v. 38, p. 273–276, 2011. .
- SÖRNMO, Leif; LAGUNA, Pablo. **Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications**. Amsterdam: Elsevier Academic Press, 2005. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-437552-9.X5000-4>.
- SUN, Zhongbin; SONG, Qinbao; ZHU, Xiaoyan; SUN, Heli; XU, Baowen; ZHOU, Yuming. A novel ensemble method for classifying imbalanced data. **Pattern Recognition**, v. 48, n. 5, p. 1623–1637, 1 maio 2015. <https://doi.org/10.1016/J.PATCOG.2014.11.014>.
- SURAWICZ, Borys; KNILANS, Timothy K. **Chou's Electrocardiography in Clinical Practice: Adult and Pediatric**. Philadelphia: Saunders Elsevier, 2008. <https://doi.org/10.1016/B978-1-4160-3774-3.X1000-3>.
- THABTAH, Fadi; HAMMOUD, Suhel; KAMALOV, Firuz; GONSALVES, Amanda. Data imbalance in classification: Experimental evaluation. **Information Sciences**, v. 513, p. 429–441, 1 mar. 2020. <https://doi.org/10.1016/J.INS.2019.11.004>.
- THALER, Thomas; TEMPELMANN, Volker; MAGGIORINI, Marco; RUDIGER, Alain. The frequency of electrocardiographic errors due to electrode cable switches : a before and after study. **Journal of Electrocardiology**, v. 43, n. 6, p. 676–681, 2010. <https://doi.org/10.1016/j.jelectrocard.2010.05.007>.
- TOBON DIANA, V. P.; FALK, Tiago H.; MAIER, Martin. MS-QI: A modulation spectrum-based ECG quality index for telehealth applications. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 63, n. 8, p. 1613–1622, 1 ago. 2016. <https://doi.org/10.1109/TBME.2014.2355135>.
- UFMG-HC. Telehealth Network of Minas Gerais (TNMG). 2022. **Telehealth Network of**

- Minas Gerais.** Available at: <https://telessaude.hc.ufmg.br/resultados/>. Acesso em: 22 abr. 2022.
- V. ROSEN, Allison; KOPPIKAR, Sahil; SHAW, Catherine; BARANCHUK, Adrian. Common ECG Lead Placement Errors. Part II: Precordial Misplacements. **International Journal of Medical Students**, v. 2, n. 3, p. 99–103, set. 2014. <https://doi.org/10.5195/ijms.2014.96>.
- VIEGAS ANDRADE, Mônica; MAIA, Ana Carolina; CARDOSO, Clareci Silva; ALKMIM, Maria Beatriz; LUIZ, Antônio; RIBEIRO, Pinho. Cost-Benefit of the Telecardiology Service in the State of Minas Gerais: Minas Telecardio Project. **Arquivos brasileiros de cardiologia**, v. 97, p. 307–316, 2011. .
- WANG, Lirong; ZHU, Wenlian; WANG, Yan; ZHONG, Jun; LI, Wanyue; YU, Jie; LI, Deyin; CAI, Wenqiang; QIU, Lishen. A novel method to reduce false alarms in ECG diagnostic systems: capture and quantification of noisy signals. **Physiological Measurement**, v. 42, n. 7, p. 075001, 28 jul. 2021. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/ABF9F4>.
- WILLEMS, Jos L.; ABREU-LIMA, Cassiano; ARNAUD, Pierre; VAN BEMMEL, Jan H.; BROHET, Christian; DEGANI, Rosanna; DENIS, Bernard; GEHRING, Jürgen; GRAHAM, Ian; VAN HERPEN, Gerard; MACHADO, Hilario; MACFARLANE, Peter W.; MICHAELIS, Jörg; MOULOPOULOS, Spyridon D.; RUBEL, Paul; ZYWIETZ, Christoph. The Diagnostic Performance of Computer Programs for the Interpretation of Electrocardiograms. **New England Journal of Medicine**, v. 325, n. 25, p. 1767–1773, dez. 1991. <https://doi.org/10.1056/nejm199112193252503>.
- WORLD HEALTH ORGANIZATION. Noncommunicable diseases country profiles. 2019. **World Health Organization.** Available at: https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/274512/9789241514620-eng.pdf%0Ahttps://www.who.int/nmh/countries/2018/npl_en.pdf?ua=1. Acesso em: 15 out. 2020.
- XIA, Henian; GARCIA, Gabriel A.; BAINS, Jujhar; WORTHAM, Dale C.; ZHAO, Xiaopeng. Matrix of regularity for improving the quality of ECGs. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1535–1548, 17 ago. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1535>.
- XIA, Henian; GARCIA, Gabriel A.; ZHAO, Xiaopeng. Automatic detection of ECG electrode misplacement: A tale of two algorithms. **Physiological Measurement**, v. 33, n. 9, p. 1549–

1561, 17 set. 2012. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/33/9/1549>.

YIJING, Li; HAIXIANG, Guo; XIAO, Liu; YANAN, Li; JINLING, Li. Adapted ensemble classification algorithm based on multiple classifier system and feature selection for classifying multi-class imbalanced data. **Knowledge-Based Systems**, v. 94, p. 88–104, 15 fev. 2016. <https://doi.org/10.1016/J.KNOSYS.2015.11.013>.

ZAUNSEDER, Sebastian; HUHLE, Robert; MALBERG, Hagen. CinC Challenge-Assessing the Usability of ECG by Ensemble Decision Trees. **Computing in Cardiology**, , p. 277–280, 2011. .

ZHANG, Qifei; FU, Lingjian; GU, Linyue. A Cascaded Convolutional Neural Network for Assessing Signal Quality of Dynamic ECG. **Computational and Mathematical Methods in Medicine**, v. 2019, 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/7095137>.

ZHANG, Zhu Ming; RAUTAHARJU, Pentti M.; PRINEAS, Ronald J.; RODRIGUEZ, Carlos J.; LOEHR, Laura; ROSAMOND, Wayne D.; KITZMAN, Dalane; COUPER, David; SOLIMAN, Elsayed Z. Race and sex differences in the incidence and prognostic significance of silent myocardial infarction in the Atherosclerosis Risk in Communities (ARIC) study. **Circulation**, v. 133, n. 22, p. 2141–2148, 31 maio 2016. <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.115.021177>.