

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO Nº 1152  
**DESENVOLVIMENTO E VALIDAÇÃO DE DETECTOR DE PICO R  
BASEADO EM VETORCARDIOGRAMA**

**THIAGO LUCAS DE OLIVEIRA**

DATA DA DEFESA: 27/11/2019

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS – UFMG**  
**ESCOLA DE ENGENHARIA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEE**

**DESENVOLVIMENTO E VALIDAÇÃO DE DETECTOR DE PICO R**  
**BASEADO EM VETORCARDIOGRAMA**

**THIAGO LUCAS DE OLIVEIRA**

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

Área de concentração: Sinais e Sistemas  
Linha de Pesquisa: Engenharia Biomédica

**Orientador: Prof. Dr. Alessandro Beda**  
**Coorientador: Prof. Dr. Henrique Resende Martins**

**BELO HORIZONTE**  
**NOVEMBRO – 2019**

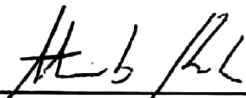
**"Desenvolvimento e Validação de Detector de Pico R Baseado  
Em Vetorcardiograma"**

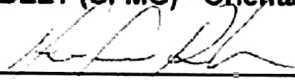
**Thiago Lucas de Oliveira**

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

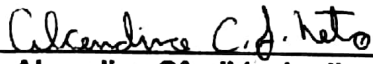
Aprovada em 27 de novembro de 2019.

Por:

  
\_\_\_\_\_  
**Prof. Dr. Alessandro Beda**  
DELT (UFMG) - Orientador

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

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

  
\_\_\_\_\_  
**Dr. Alcendino Cândido Jardim Neto**  
PPGEE (UFMG)

O48d	<p>Oliveira, Thiago Lucas de.  Desenvolvimento e validação de detector de pico R baseado em  vetorcardiograma [recurso eletrônico] / Thiago Lucas de Oliveira. - 2019.  1 recurso online (x, 57 f. : il., color.) : pdf.</p> <p>Orientador: Alessandro Beda.  Coorientador: Henrique Resende Martins.</p> <p>Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Minas Gerais,  Escola de Engenharia.</p> <p>Bibliografia: f. 52-57.</p> <p>Exigências do sistema: Adobe Acrobat Reader.</p> <p>1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Engenharia biomédica - Teses.  3. Eletrocardiograma - Teses. 4. Vetorcardiograma - Teses. I. Beda,  Alessandro. II. Martins, Henrique Resende. III. Universidade Federal de  Minas Gerais. Escola de Engenharia. IV. Título.</p> <p style="text-align: right;">CDU: 621.3(043)</p>
------	----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

*“If I had asked people what they wanted,  
they would have said faster horses.” By  
Henry Ford*

## Agradecimentos

Primeiramente, e, acima de tudo, quero agradecer aos meus pais Edir e Antônio por todo carinho, amor, apoio, incentivo, ensinamentos e exemplos de vida.

Aos meus irmãos Juninho e Tatiana, recebam a minha eterna gratidão pelo suporte familiar e afeto, que foram essenciais para a minha dedicação e sucesso.

Aos meus professores por toda a dedicação e sabedoria concedida ao longo desse mestrado. Uma ressalva especial ao meu orientador prof. Dr. Alessandro Beda, sou muito grato pela atenção e ensinamentos concedidos. Sou muito grato por todo o suporte e atenção dado pelos profs. Drs. Danilo Melges, Henrique Martins e, especialmente, Alcendino Neto.

Aos meus amigos que me apoiaram e incentivaram durante toda a trajetória acadêmica. Agradecimento especial ao Fabiano Médice, Felipe Zanon, Lucas Ariel, Manoel Pereira, Jermana Lopes, Juliana Chaves e Rafael Gurgel.

A todos do Laboratório de Engenharia Biomédica (LEB) e do grupo Biosix por toda a ajuda, disponibilidade e contribuição para este Trabalho.

Enfim, agradeço a todas as pessoas que fizeram parte desta etapa decisiva em minha vida.

## Resumo

O eletrocardiograma (ECG) é considerado um dos métodos mais importantes de assistência diagnóstica no domínio cardiovascular clínico em vista ao crescente número de cardiopatias. Com a expansão da aquisição de exames ECG, fez-se necessário o desenvolvimento de algoritmos para automatizar a análise do sinal ECG, reduzindo o tempo de laudo pelos especialistas. Neste contexto, o presente trabalho propõe um método de detecção automática dos picos R baseado em vetorcardiograma para traçados curtos de 12 derivações. Esse algoritmo, denominado *Vectordet*, considera as limitações de um sistema de saúde, tais como excesso de ruídos, diversidades patológicas e recursos computacionais limitados. Esse cenário clínico é representado pelo banco de dados de derivações padrões do *St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database*. O desempenho do *Vectordet* é comparado com as referências *Pan-Tompkins* e *Wavedet*, algoritmos de detecção de pico R de derivação a derivação. Perante a distinta capacidade de detecção em cada derivação dessas duas referências, uma regra de múltiplas derivações, denominada *Single Lead Rule*, foi avaliada para ponderar a detecção de diferentes entradas. A avaliação da performance dos algoritmos se restringe as métricas de sensibilidade ( $Se$ ), preditividade positiva ( $P_+$ ) e tempo de processamento ( $T_p$ ), apesar de serem apresentados o erro RMS, a especificidade e a acurácia. Assim, os resultados obtidos para o algoritmo proposto são  $Se = 99,30\%$ ,  $P_+ = 99,15\%$  e  $T_p = 0,001$  s por exame de 10 s. Com base nos algoritmos de referência, o *Vectordet* assegura detecção de picos R com desempenho estatisticamente superior ao *Wavedet* e custo computacional 25 e 3700 vezes mais rápido do que *Pan-Tompkins* e *Wavedet*, respectivamente.

Palavras-chave: ECG; Detecção de pico R; Vetorcardiograma; Métricas de desempenho; Regra de múltiplas derivações.

---

## Abstract

The electrocardiogram (ECG) is considered one of the most important diagnosis assistance methods in the cardiovascular clinical area. With the expansion of the ECG exam acquisition, it has become necessary to develop algorithms for automating the ECG signal analysis, reducing the medical report time. In this context, the objective of this research is the development of an algorithm for automatic detection of R peaks on short 12-leads ECG excerpt based on vectorcardiogram. This algorithm, named Vectordet, considers the health systems limitations, which are the excessive noise level, diverse pathologies and limited computational resources. This case scenario is represented by St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database. The Vectordet performance is compared with the references Pan-Tompkins and Wavedet, which are single lead R peak detection algorithms. Before the distinct capacity in each lead detection of these two references, a multiple leads rule, called Single Lead Rule, was studied for weighting different input detections. The algorithms performances evaluation is restricted to the metrics of sensitivity (Se), positive predictivity ( $P_+$ ) and processing time (Tp), although it is presented the RMS error, specificity and accuracy. Thereby, the results obtained in the proposed algorithm are  $Se = 99.30\%$ ,  $P_+ = 99.15\%$  and a  $Tp = 0.001$  s for each 10-s exam. From the reference algorithms, Vectordet ensures an R peak detection with a performance statistically superior to Wavedet and a computational cost 25 and 3700 times faster than Pan-Tompkins and Wavedet, respectively.

Keywords: ECG; R peak detection; Vectorcardiogram; Performance metrics; Multiple leads rule.

---

---

## Sumário

1	Introdução .....	1
1.1	Relevância e motivação .....	1
1.2	Objetivo .....	3
1.3	Objetivos específicos.....	4
1.4	Publicação relacionada .....	4
1.5	Organização do texto.....	4
2	Fundamentação Teórica.....	6
2.1	Atividades elétricas do coração .....	6
2.2	Princípios básicos de eletrocardiografia.....	10
2.3	Descrição dos sinais de ECG .....	14
2.4	Interferências no ECG .....	17
2.5	Anormalidades no ECG.....	18
2.6	Algoritmos de detecção de pico R .....	19
2.6.1	Pan-Tompkins.....	23
2.6.2	Wavedet.....	24
3	Materiais e Métodos .....	26
3.1	Banco de dados .....	26
3.2	Algoritmo de detecção Vectordet .....	27
3.3	Regra de decisão para algoritmos de detecção por derivação .....	29
3.4	Avaliação de classificadores binários .....	30
3.4.1	Classificação binária .....	30
3.4.2	Métricas de desempenho .....	31
3.4.3	Sintonia dos parâmetros arbitrários do algoritmo Vectordet.....	33
3.5	Capacidade de detecção da <i>Single Lead Rule</i> .....	34
3.6	Comparação estatística entre algoritmos .....	34

---

---

4	Resultados.....	35
4.1	Comparação do Vectordet com Pan-Tompkins e Wavedet.....	35
4.2	Ajuste dos parâmetros arbitrário do algoritmo Vectordet .....	37
4.3	Capacidade de detecção da <i>Single Lead Rule</i> .....	40
5	Discussão .....	43
5.1	Comparação do desempenho do Vectordet com Pan-Tompkins e Wavedet.....	43
5.2	Ajuste dos parâmetros arbitrários do Vectordet.....	46
5.3	Capacidade de detecção da <i>Single Lead Rule</i> .....	48
5.4	Limitações.....	49
6	Conclusões .....	50
6.1	Conclusões.....	50
6.2	Propostas de continuidade .....	50
	Referências Bibliográficas.....	52

---

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Morfologia e tempo de ocorrência dos potenciais de ação em diferentes regiões do coração e a resultante de um ciclo cardíaco do ECG medido na superfície do corpo. Adaptado de Soria (2012).....	7
Figura 2.2 – Comportamento do VCG durante um ciclo cardíaco de um paciente saudável. Os principais loops, correspondentes as ondas P e T e complexo QRS, são identificados. Adaptado de Mark (2004). ....	9
Figura 2.3 – Posicionamento dos eletrodos para o registro das: (a) derivações bipolares I, II e III (formando o Triângulo de Einthoven), (b) derivações unipolares aumentadas aVR, aVL, e aVF, e (c) derivações precordiais V1, V2, V3, V4, V5 e V6. Adaptado de Chen (2015).....	12
Figura 2.4 – A orientação espacial do padrão 12 derivações em que (a) apresenta os planos anatómicos e (b) apresenta a direção e sentido de cada derivação em seu plano correspondente. Adaptado de Soria (2012). ....	13
Figura 2.5 – Dinâmica da projeção do VCG de paciente saudável nas derivações bipolares I, II e III durante um ciclo cardíaco. Adaptado de Iaizzo (2015). ....	13
Figura 2.6 – Pontos fiduciais P, Q, R, S, T e U e os intervalos e segmentos de importância clínica. Adaptado de Clifford et al. (2006).....	15
Figura 2.7 – Espectro de potência representativo de um sinal de ECG de 150 batimentos. Adaptado de Thakor; Webster; Tompkins (1984). ....	18
Figura 2.8 – Alguns desafios durante a detecção do QRS em sinais de ECG: (a) ruído de alta frequência causado por tosse, (b) grandes movimentos do peito, (c) CVP, (d) bloqueio do feixe de His esquerdo, (e) estímulo de marcapasso elétrico e (f) fusão de batimento normal e estímulo de marcapasso elétrico.....	19
Figura 2.9 – Diagrama de blocos do algoritmo de Pan-Tompkins. ....	24
Figura 3.1 – Diagrama de blocos do algoritmo de detecção de pico R Vectordet. ....	27
Figura 3.2 – Passos da detecção de picos R em um trecho representativo pelo Vectordet: A) sinal de tensão filtrado da derivação I ( $V'_I$ ), B) sinal de tensão da derivação aVF ( $V'_{aVF}$ ), C) VCGD2 com o limiar de pico (linha horizontal tracejada) e D) traçado VCGm2 com os picos detectados computacionalmente (“x”). ....	29

---

Figura 3.3 – Exemplos de marcação manual (círculo) e automática (“x”) dos picos R, ilustrando as ocorrências de: verdadeiro negativo (VN), verdadeiro positivo (VP), falso negativo (FN) e falso positivo (FP). “-”: região negativa; “+”: região positiva. ....	31
Figura 4.1 – <i>Boxplot</i> da distribuição das métricas RMSe, Se, Esp, P <sub>+</sub> e Acc dos algoritmos Wavedet, Pan-Tompkins e Vectordet. ....	36
Figura 4.2 – Alguns casos de falha de detecção de pico R decorrente: (a) complexos QRS pouco acentuados junto a CVP; (b) presença alguns complexos QRS pouco agudos e protuberantes; (c) complexos QRS pouco acentuados, amplitude próxima da onda T, sobreposto com ruído muscular; (d) traçados com alto grau de ruído muscular. ....	37
Figura 4.3 – Ajuste de parâmetros por meio de curvas ROC: (a) níveis de tolerância, em ms, (b) exclusão das bordas, em ms, (c) variação do ganho do limiar de pico R, (d) frequência de corte do filtro passa-baixa e (e) intervalo de busca por pico R no VCGm2[n], em $\pm Z$ ms. ....	39
Figura 4.4 – <i>Boxplots</i> das distribuições dos parâmetros Se e P <sub>+</sub> na tolerância de 40 ms para todas as 12 derivações e as multiderivações provenientes da SLR usando 3 e 12 derivações (MD3 e MD12, respectivamente) dos 32 pacientes referentes à: (a) Wavedet e (b) Pan-Tompkins. ....	41
Figura 4.5 – Múltiplas comparações dos dados apresentados nas Figura 4.4. ....	42

---

---

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 – Características típicas do ECG de um paciente saudável. Amplitude e duração estão apresentadas por valores normais $\pm$ valores limites (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006; RAJ; RAY; SHANKAR, 2018; SÖRNMO; LAGUNA, 2005; SURAWICZ, 2008). .....	16
Tabela 2.2 – Características gerais de algoritmos de detecção de pico R propostos na literatura. Adaptado de Raj, Ray e Shankar (2018). .....	22
Tabela 3.1 – Avaliação dos parâmetros arbitrários do Vectordet para o banco de dados Incart. ....	34
Tabela 4.1 – Valores das métricas RMSe, Se, Esp, P <sub>+</sub> e Acc (mediana [primeiro e terceiro quartis]), considerando os níveis de tolerância (Tol) para as regiões positivas (20 e 40 ms). ....	35
Tabela 4.2 - Tempo de processamento T <sub>p</sub> (mediana [primeiro e terceiro quartis]) desempenhado pelos algoritmos. ....	36

---

---

## LISTA DE ABREVIACOES

Acc	Acurcia
AV	Atrioventricular
bpm	Batimentos por minuto
CVP	Contrao ventricular prematura
ECG	Eletrocardiograma
EMD	Decomposio de modo emprico
EMG	Eletromiografia
Esp	Especificidade
FN	Falso negativo
FP	Falso positivo
FPB	Filtro passa-baixa
IMF	Funoes de modo intrnseco
Incart	<i>St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database</i>
MD	Multiderivao
P <sub>+</sub>	Preditividade positiva
RMSe	<i>Root mean square error</i>
ROC	<i>Receiver operating characteristics</i>
R <sub>pk</sub>	Picos R "verdadeiros"
R <sub>real</sub>	Pico R real
SA	Sinoatrial
Se	Sensibilidade
SLR	<i>Single Lead Rule</i>
SNR	Razo sinal-rudo
TCW	Terminal central de Wilson
TFP	Taxa de falsos positivos
TH	Transformada de Hilbert
Tol	Tolerncia
Tp	Tempo de processamento
TVP	Taxa de verdadeiros positivos
TW	Transformada Wavelet
VCG	Vetorcardiograma
VCGD2	Estimativa da variabilidade do sinal
VCGm2	Estimativa do mdulo quadrtico do sinal
VN	Verdadeiro negativo
VP	Verdadeiro positivo

---

# 1 Introdução

## 1.1 Relevância e motivação

As doenças cardíacas e as suas complicações são umas das principais causas de morte em todo o planeta, refletindo em um índice anual de mortalidade que projeta-se um aumento de 17,5 milhões, em 2012, para 22,2 milhões, em 2030 (MENDIS; WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2014). No Brasil, o efeito provocado por doenças cardiovasculares não difere do cenário global, impactando em 27,7% dos óbitos (MINISTÉRIO DA SAÚDE, 2016). Em vista a demanda por diagnósticos cardíacos, o sistema de monitoramento cardíaco, que antes se concentrava em hospitais de grandes centros urbanos, é sujeito a uma gradual expansão e descentralização, principalmente, em direção às zonas rurais.

Como a ineficiência dos sistemas de transporte na maior parte dos países em desenvolvimento, desenvolvedores de eletrocardiógrafos que referências no mercado mundial passaram a produzir mais equipamentos que passam a atender pacientes localizados em regiões remotas ao invés de trazê-los aos centros médicos mais próximos (HOSSAIN, 2018). O deslocamento desses equipamentos para fora dos grandes centros de saúde acarretou na criação de equipamentos com interfaces intuitivas, mais especializados e portáteis. Com sua portabilidade, a compactação física refletiu na redução dos custos relacionados, comprimindo o preço de mercado de \$50.000 para \$500, e no aumento dos recursos computacionais (MATZLER et al., 2014; SKOURLETOPOULOS et al., 2017). O custo-benefício dessas máquinas, destinadas inicialmente no auxílio a pacientes em países em desenvolvimento, disseminou-se em escala global, tornando-se presente em salas de emergências e ambulâncias de países desenvolvidos (HOSSAIN, 2018).

O crescente aumento do número de exames cardiológicos sem acompanhamento médico pode provocar ineficiência do auxílio à saúde. Com a preocupação em exercer a prática de medicina à distância com assistência especializada, diversos países utilizam o serviço de Telemedicina como tratamento alternativo, incluindo doença cardíacas

(ANDRADE et al., 2011). Um exemplo desse cenário é o sistema de Telecardiologia da Rede de Telemedicina de Minas Gerais, inicializado em 2006 para abranger 82 municípios, contabiliza um atendimento de 780 municípios em 2016 (MARCOLINO et al., 2017) e uma emissão média diária de 1137 laudos de eletrocardiogramas em 2019 (CENTRO DE TELESAÚDE, 2019). À vista disso, a demanda pelo sistema de saúde cardiológico com o passar dos anos tende a se tornar cada vez mais requisitado, o que pode causar uma sobrecarga no processo de laudo manual, em decorrência do número limitado de profissionais destinados a essa tarefa.

Tal demanda reforça a importância da monitoração da atividade elétrica do coração, o qual é realizada por eletrodos posicionados em posições específicas do corpo, procedimento esse denominado eletrocardiograma (ECG). O contexto mais comum de aquisição de ECG é o exame ambulatorial de curta duração (10 – 30 segundos) utilizando 12 derivações. Informações clínicas sobre o estado do coração são extraídas do ECG por meio de amplitudes e intervalos temporais de fenômenos fisiológicos definidos a partir de pontos significativos e predefinidos, isto é, picos e fronteiras características da onda (MARTINEZ et al., 2004). Em vista disso, o desenvolvimento de métodos robustos e precisos para a detecção automática de características específicas do ECG digitalizado é alvo de extremo interesse especialmente na análise de grande quantidade de registros (ALMEIDA et al., 2003).

A detecção automática de pontos fiduciais (referências importantes) de sinais de ECG é constituída por uma metodologia padronizada (comportamento previsível, claro e objetivo) que pode auxiliar os médicos na redução do tempo de laudo e em diagnóstico consistentes, dado que a análise manual é um processo demorado, passível de erros e interpretações equivocadas. Entretanto, a detecção automática não é comum na prática clínica diária, pois exames de ECG identificam diversas variações fisiológicas (intrínsecos ao paciente e/ou suas enfermidades), afetando na morfologia e na variação do intervalo temporal entre início e fim de diferentes ondas sucessivas com o decorrer do tempo (MANRIQUEZ et al., 2006). Além disso, a susceptibilidade da aquisição do ECG aos diversos ruídos pode mascarar ou até impossibilitar a análise do sinal em decorrência do excesso de detecções falsas acometidas.

Por fim, devido ao aumento da demanda global por prevenção cardiológica, a diminuição do custo dos equipamentos para monitoração de ECG e ao aumento de recursos computacionais dos mesmos, é atualmente comum que os equipamentos de ECG disponibilizem ferramentas para a análise automática das ondas do ECG. Entre eles, os recursos mais comuns são detectores automáticos das posições dos picos das ondas R, pois a detecção do batimento é a base para extração de características do ECG. Dentre os parâmetros clínicos de interesse têm-se: diagnóstico das irregularidades do ritmo cardíaco, estimativa da variabilidade da frequência cardíaca e a identificação dos pontos fiduciais para a segmentação do complexo QRS e para a detecção das demais ondas, P e T (KOHLEH; HENNIG; ORGLMEISTER, 2002; PARK; LEE; PARK, 2017).

Existem diversos algoritmos de detecção de pico R relatados na literatura baseados, por exemplo, em transformada Wavelet (MARTINEZ et al., 2004), em transformada de Hilbert (ARZENO; DENG; POON, 2008; BENITEZ et al., 2001), redes neurais artificiais (ABIBULLAEV; SEO, 2011), limiar adaptativo (PAN; TOMPKINS, 1985), filtros média móvel (ELGENDI, 2013), transformada S (ZIDELMAL et al., 2014), filtros quadráticos (PHUKPATTARANONT, 2015) ou combinações dessas técnicas (MADEIRO et al., 2012; MANIKANDAN; SOMAN, 2012). Porém, devido à grande variabilidade na morfologia e na qualidade dos sinais de ECG adquiridos no contexto ambulatorial para a população geral, o desempenho de tais algoritmos pode ser insuficiente para um uso clínico rotineiro, forçando o cardiologista à uma análise completamente manual dos exames. Além disso, a maior parte dos algoritmos de detecção automática do pico R foram desenvolvidos para analisar derivações únicas e de longa duração e sem consideração do custo computacional, o que não condiz com a aplicação de interesse (12 derivações de curta duração, analisados com recursos computacionais limitados).

## **1.2 Objetivo**

O objetivo do presente trabalho é o desenvolvimento de um algoritmo de detecção automática dos picos R para ECG ambulatorial de curta duração baseado em duas derivações (I e aVF). O algoritmo deve ser capaz de lidar com a heterogeneidade presentes nos traçados de ECG e, principalmente, ter um custo computacional superior ou igual ao apresentado pelas técnicas utilizadas atualmente. Além disso, a validação do

---

algoritmo baseou-se na comparação com as marcações manuais dos picos R realizadas por especialista e com marcações automáticas obtidas pelos métodos Wavedet e Pan-Tompkins consolidados na literatura, em uma base de dados de ECG clínico.

### 1.3 Objetivos específicos

Este trabalho tem como objetivos específicos:

- Escolher e adaptar um banco de dados clínico com anotações dos picos R para um padrão de curta duração;
- Desenvolver algoritmo de detecção baseado em duas derivações ortogonais;
- Selecionar dois algoritmos da literatura que detectem picos R;
- Aplicar e verificar o desempenho de um método capaz de ponderar e comprimir múltiplas detecções provenientes do processamento feito por algoritmos detectores de picos R derivação a derivação no padrão de 12 derivações;
- Definir métricas de desempenho para os algoritmos de detecção;
- Analisar estatisticamente a diferença entre o algoritmo proposto e os algoritmos selecionados na literatura.

### 1.4 Publicação relacionada

OLIVEIRA, T. L.; MORAES, J. L.; BEDA, A. Vectordet: Algoritmo de Detecção de Pico R em ECG ambulatorial utilizando Vetorcardiograma. In: **Simpósio Brasileiro de Telecomunicações e Processamento de Sinais**, 37., 2019, Rio de Janeiro, Brasil. Anais... Rio de Janeiro: Editora, 2019.

### 1.5 Organização do texto

O texto foi organizado da seguinte forma: o presente capítulo apresenta a contextualização e motivação para o desenvolvimento de detector automático de pico R ambulatorial de curta duração, assim como o objetivo deste trabalho.

No **Capítulo 2**, é apresentado a fisiologia do coração junto à teoria do vetorcardiograma como a base para o entendimento dos conceitos de eletrocardiografia e

---

características do sinal cardíaco. Os fatores dificultadores da detecção dos picos R, ruídos presentes e cardiopatias, são explorados, assim como um breve estado da arte dos algoritmos de detecção, destacando-se os algoritmos de referência Wavedet e Pan-Tompkins.

No **Capítulo 3**, é apresentado a implementação do algoritmo proposto sobre registros ambulatoriais de curta duração proveniente do banco de dados selecionado e o método de sintonia do seu desempenho. Para quantificar o desempenho, métricas utilizadas na literatura são apresentadas e utilizadas para a comparação estatística com os algoritmos de referência. Como as referências operam sob cada derivação por vez, é introduzido uma regra capaz de fornecer um resultado equivalente da detecção feita em múltiplas derivações. O **Capítulo 4** apresenta os resultados obtidos da análise proposta sobre o banco de dados *St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database*.

O **Capítulo 5** aborda os principais achados, suas implicações e plausibilidades seguidos pelas limitações deste trabalho. As principais conclusões são apresentadas no **Capítulo 6**. As referências bibliográficas citadas ao longo do texto se encontram listadas ao final.

# 2 Fundamentação Teórica

## 2.1 Atividades elétricas do coração

O coração é um órgão muscular que se comporta como uma bomba eletromecânica pulsátil com quatro compartimentos. A anatomia do coração é composta por duas regiões com simetria bilateral, lado esquerdo e direito, as quais dão suporte a diferentes sistemas circulatórios do corpo ao bombear-se sincronizadamente. Cada lado é composto por dois compartimentos, átrio e ventrículo. O átrio esquerdo (direito) é onde o sangue entra e serve como uma câmara de espera para estocagem do sangue oxigenado (desoxigenado), enquanto o ventrículo esquerdo (direito) bombeia o sangue para a circulação sanguínea sistêmica (pulmonar) (SÖRNMO; LAGUNA, 2005).

O músculo cardíaco que compõe a parede do coração, denominado miocárdio, é responsável por produzir a força mecânica de contração do coração. O miocárdio está conectado a um sistema de condução elétrica especializada o qual permite a rápida propagação de impulsos elétricos ao longo de todo o coração. A propagação completa do estímulo elétrico em todo o coração corresponde a um ciclo cardíaco. O impulso elétrico é o evento responsável pela ocorrência da força mecânica, sendo essa atividade elétrica precedentes à contração e ao relaxamento do coração (SMELTZER et al., 2010).

Cada ciclo cardíaco é composto por duas fases, ativação e recuperação, as quais mecanicamente são ditas como contração (sístole) e relaxação (diástole), e eletricamente são referidas como despolarização e repolarização (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). A despolarização do miocárdio é caracterizada por uma suficientemente alta e rápida variação do potencial de membrana (normalmente variando de -90 mV a 20 mV em 1 ms) capaz de gerar uma resposta elétrica ativa, denominado potencial de ação. O potencial de ação é o resultado de cargas iônicas (sódio, cálcio, potássio e cloreto) movendo-se para dentro e para fora da célula por meio de canais controlados por tensão (PUEYO et al., 2013). A abrupta variação do potencial provoca a despolarização das células vizinhas e, conseqüentemente, de célula em célula é desencadeado um impulso elétrico que se

propaga ao longo de todo o coração, como mostrado na Figura 2.1. A despolarização celular é seguida pela repolarização na qual o potencial de membrana retorna ao seu estado de repulso.

O gatilho da propagação elétrica é decorrente à ação de células marcapassos, as quais são capazes de despolarizar de forma sincronizada e rítmica. Tais células encontram-se no nó sinoatrial (nó SA) e nó atrioventricular (nó AV), e o impulsos gerados são orientados por sistemas de condução especializados localizados nos átrios e ventrículos. O ciclo cardíaco inicia-se normalmente no nó SA, o qual se propaga pelos átrios, passando pelo nó AV, e finalmente espalha-se via um sistema especializado de condução (feixe de His, ramos direito e esquerdo e fibras de Purkinje) que abrange os ventrículos (KLABUNDE, 2017).

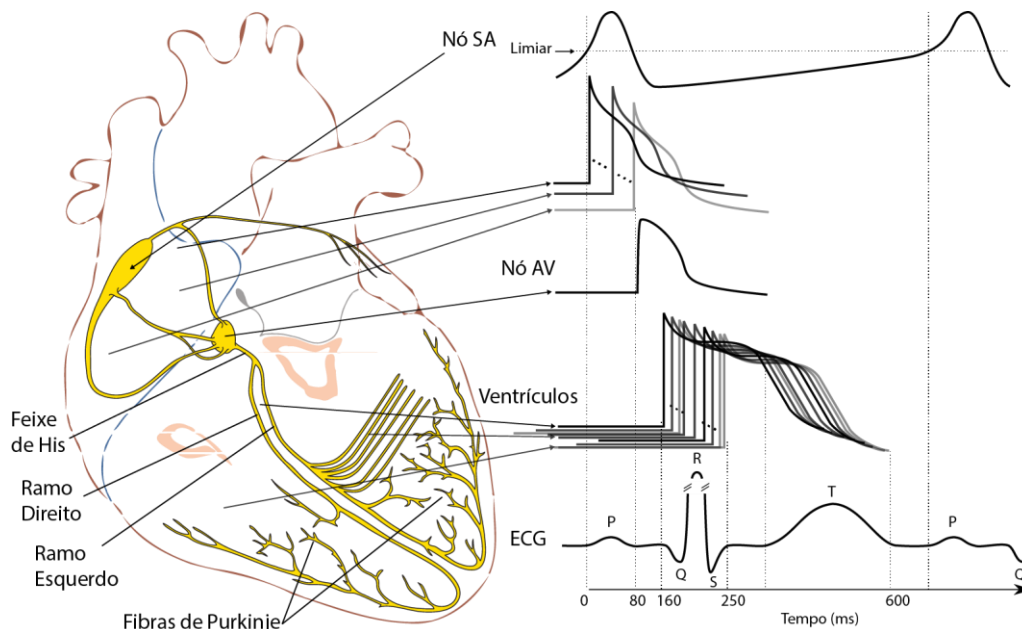


Figura 2.1 – Morfologia e tempo de ocorrência dos potenciais de ação em diferentes regiões do coração e a resultante de um ciclo cardíaco do ECG medido na superfície do corpo. Adaptado de Soria (2012).

O coração é uma fonte de biopotenciais que depende diretamente da massa dos músculos ativos (número de células miocárdicas). Portanto, os átrios, as paredes livres e o septo dos ventrículos podem ser considerados como os maiores contribuintes do potencial externo do campo proveniente do coração, com maior destaque aos ventrículos (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2018). O somatório da contribuição das células cardíacas em cada instante (sequência de frentes de ondas despolarizando) do ciclo cardíaco pode ser modelado como um dipolo (vetor) resultante tridimensional representado por um módulo e direção variantes no tempo com uma localização de origem

aproximadamente fixa, denominado vetorcardiograma (VCG) (FRANK, 1954; SURAWICZ, 2008).

O modelo do dipolo ignora qualquer variação em relação à direção de propagação (anisotropia) e não homogeneidade do tronco, tratando, assim, o corpo como: linear, isotrópico, homogêneo, condutor esférico de raio e condutividade constantes (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006). Mantendo a origem dos vetores referentes ao ciclo cardíaco fixa em um ponto zero de referência, as suas outras extremidades formam um loop vetorial começando e retornando a esse ponto de origem. Como cada uma das principais componentes (complexo QRS, ondas P, T e U – ver Seção 2.3) do ECG começam e retornam a mesma linha de base, quatro loops podem ser observados para cada uma dessas deflexões, sendo o quarto loop, referente a onda U, nem sempre está presente (SURAWICZ, 2008). Assim, a trajetória do VCG permite descrever o comportamento elétrico do coração em cada loop em visões espaço-tempo multidirecionais.

A dinâmica do VCG durante um ciclo cardíaco em um paciente saudável, descrita na Figura 2.2, inicia-se no nó SA, onde a frente de onda gerada se espalha por toda parede atrial. O somatório da despolarização atrial resulta em um vetor apontando para baixo, a esquerda do sujeito, levemente anterior, como mostrado pelo vetor em destaque. Quando o impulso elétrico atinge o nó AV, ocorre um atraso no qual nenhuma atividade elétrica é desenvolvida no coração. Após o disparo do nó AV, o feixe de His e seus ramos são despolarizados acarretando na despolarização da esquerda para direita das células miocárdicas do septo, já que os ramos estão mais concentrados na região esquerda do septo, resultando no vetor apontando para a direita do paciente (MALMIVUO; PLONSEY, 1995). Em seguida, a despolarização apical é caracterizada pelo balanço entre a despolarização esquerda e direita do septo e ativação inicial do ápice, resultando em vetor apontando em direção ao ápice do coração, o qual aponta intensamente para baixo, esquerda e levemente anterior do paciente. Depois, a despolarização ocorre em ambos os ventrículos, mas devido ao grande número de células presentes no ventrículo esquerdo sua atividade elétrica é dominante, ocasionando o vetor resultante a atingir sua amplitude máxima com direção apontando mais para a esquerda (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006).

---

A despolarização continua ao longo da parede do ventrículo esquerdo em direção ao fundo, caracterizado a despolarização ventricular esquerda tardia. Com a despolarização completa dos ventrículos, não há mais propagação de potencial de ação (frente de onda ativa) caracterizando um período de platô, isto é a ausência de VCG mensurável. Ao término do ciclo cardíaco, as células começam individualmente a se repolarizar sem se propagar para a célula vizinha (MALMIVUO; PLONSEY, 1995). A diferença de carga entre a região da parede ventricular mais externa (subepicárdico), recém despolarizada, com a região interna (subendocárdico), em processo refratário, faz com que repolarização propague para dentro (contrária a orientação do dipolo) (HEUER; SCANLAN, 2013). Apesar de ser paradoxo, a duração do potencial de ação subepicárdico é mais curta, fazendo que sua repolarização ocorra antes no subendocárdico. Essa repolarização ocorre com o mesmo sinal do que a frente de despolarização, mas com direção oposta, sendo o VCG direcionado para fora com amplitude menor que a despolarização e com maior duração (HERRING; PATERSON, 2018).

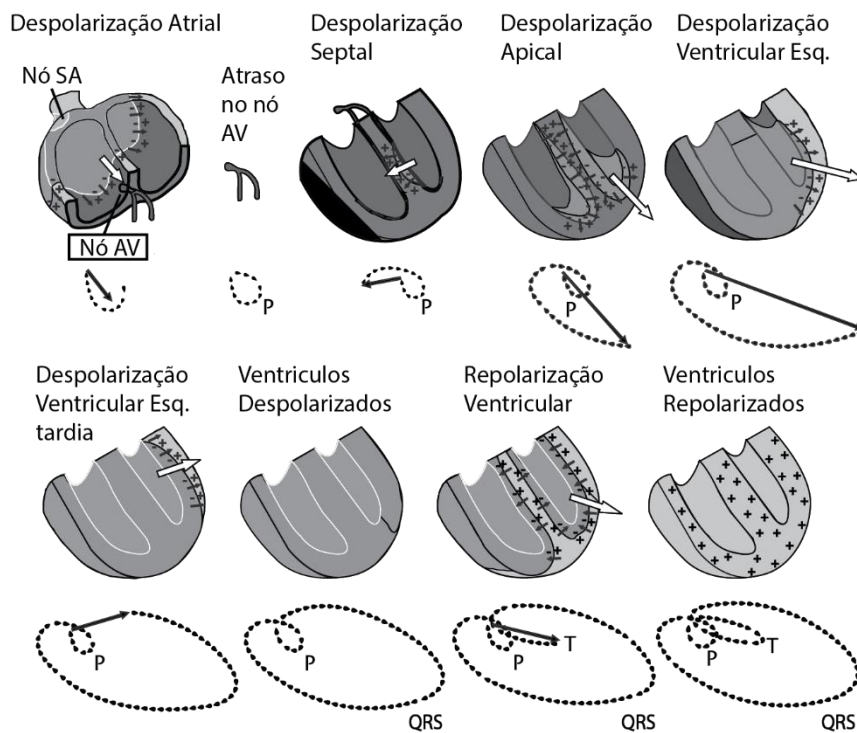


Figura 2.2 – Comportamento do VCG durante um ciclo cardíaco de um paciente saudável. Os principais loops, correspondentes as ondas P e T e complexo QRS, são identificados. Adaptado de Mark (2004).

## 2.2 Princípios básicos de eletrocardiografia

Devido à natureza corpórea apresentar fluidos com boa condução elétrica (corpo é um volume condutor), flutuações do potencial resultante da soma algébrica das contribuições temporais dos potenciais de ação das células miocárdicas podem ser medidas na superfície do corpo (BARRETT; GANONG, 2010). Mesmo com o baixo nível de tensão apresentado na superfície do corpo, por meio de instrumentação biomédica (amplificadores de instrumentação, filtros e conversores analógico-digital) é possível registrar o sinal na ordem de centenas de microvolts até dezenas de milivolts.

O registro da sequência de atividades elétricas simultâneas referentes ao comportamento do coração na superfície é identificado em um ECG (ver Figura 2.1), podendo variar de curta até longa duração (por exemplo, Holter 24h). Devido às diretrizes e interpretações bem definidas em problemas clínicos e considerações práticas, e não pela quantidade de informação disponibilizada, os registros das atividades cardíacas são realizados tipicamente por ECG padrão de 12 derivações, o qual conta com 10 eletrodos posicionados em posições padronizadas (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2018).

O posicionamento bem definido dos eletrodos, como apresentado na Figura 2.3, garante que as variações espaço-temporais do campo elétrico cardíaco sejam bem projetadas. Assim, a expansão, contração e rotação do VCG no espaço tridimensional pode ser projetado em 12 diferentes traçados com orientações bem definidas (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006). Cabe ressaltar que o eletrodo posicionado na perna direita tem como único propósito a criação de uma referência de medição, implicando na minimização do ruído de modo comum presente na medição (NEUMAN, 1998).

Metade das derivações são ditas periféricas, compostas de três bipolares (I, II e III) e três derivações unipolares aumentadas (aVL, aVR e aVF), e a outra metade é formada pelas seis derivações precordiais (V1, V2, V3, V4, V5 e V6), conforme mostra a Figura 2.3, refletindo na contribuição elétrica cardíaca no plano frontal e transversal, respectivamente. As derivações periféricas bipolares são obtidas pela medição da diferença de tensão entre os braços direito ( $V_{BD}$ ), braço esquerdo ( $V_{BE}$ ) e perna esquerda ( $V_{PE}$ ), sendo obtidas por

$$V_I = V_{BE} - V_{BD}, \quad (2.1)$$

$$V_{II} = V_{PE} - V_{BD}, \quad (2.2)$$

$$V_{III} = V_{PE} - V_{BE}. \quad (2.3)$$

Respeitando a orientação de medição, como apontado pelas setas (ponta da seta e extremidade de origem correspondendo aos polos positivo e negativo, respectivamente) da Figura 2.3a, pela lei de Kirchhoff das tensões obtém-se

$$V_{III} = V_{II} - V_I. \quad (2.4)$$

As derivações periféricas unipolares, as quais complementam as derivações bipolares no plano frontal com um novo conjunto de derivações, correspondem a diferença entre cada eletrodo periférico com o terminal central de Wilson (TCW). O TCW corresponde a um eletrodo de referência virtual formado pela conexão dos três eletrodos bipolares com resistores de 5 kΩ e pode ser calculado por

$$V_{TCW} = \frac{V_I + V_{II} + V_{III}}{3}. \quad (2.5)$$

As derivações aumentadas não apresentam nenhuma informação extra para a projeção do VCG, mas sua existência facilita a interpretação ao projetar o VCG em outras direções, fornecendo uma melhor resolução do sinal entre as derivações bipolares (HOBBIE; ROTH, 2015). As derivações unipolares aumentadas são medidas entre as três combinações entre os eletrodos bipolares com o TCW. Convenientemente, essas derivações podem ser obtidas pelas derivações bipolares (IWORX, 2015)

$$V_{aVF} = \frac{V_{II} + V_{III}}{\sqrt{3}}, \quad (2.6)$$

$$V_{aVR} = -\frac{V_I + V_{II}}{\sqrt{3}}, \quad (2.7)$$

$$V_{aVL} = \frac{V_I - V_{III}}{\sqrt{3}}. \quad (2.8)$$

As seis derivações periféricas são convencionalmente representadas graficamente pelo triângulo de Einthoven. Essa simplificação baseia-se na premissa que as derivações

---

bipolares estão espacialmente dispostas  $60^\circ$  uma da outra e os seus eletrodos estão equidistantes, resultando em um triângulo equilátero. Além disso, a melhor aproximação do ponto de origem (neutro) das atividades elétricas do coração, em teoria, tem sua posição assumida no centro do triângulo, o qual corresponde ao TCW (GARGIULO et al., 2018). Tal terminal é a referência a medição das tensões oriundas das derivações precordiais. Os eletrodos das precordiais são posicionadas de forma sequenciada na frente e a esquerda do peito para fornecer detalhes dos potenciais do coração ao longo do plano transversal, como ilustrado na Figura 2.3b. Assim como ocorre nas derivações periféricas, a redundância de informação também acontece nas derivações precordiais (KORS; VAN HERPEN, 2002).

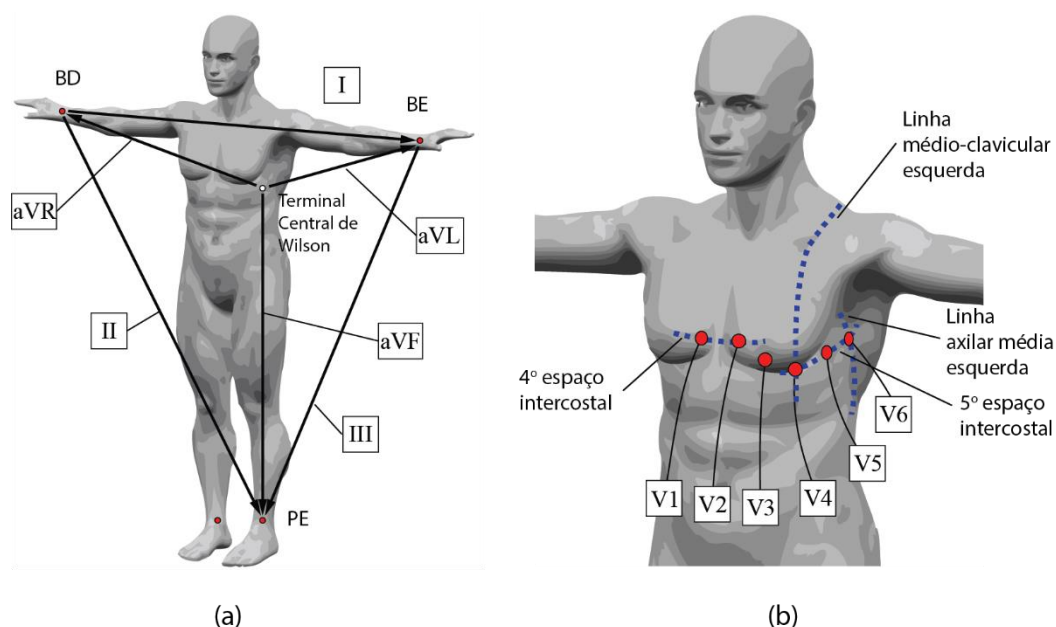


Figura 2.3 – Posicionamento dos eletrodos para o registro das: (a) derivações bipolares I, II e III (formando o Triângulo de Einthoven), (b) derivações unipolares aumentadas aVR, aVL, e aVF, e (c) derivações precordiais V1, V2, V3, V4, V5 e V6. Adaptado de Chen (2015).

Diferentes derivações facilitam a visualização do VCG em direções distintas nos planos anatómicos, como ilustrado na Figura 2.4, o que possibilita a identificação da atividade elétrica em diferentes porções do coração. O reflexo das atividades elétricas descritas em um ciclo cardíaco (ver Figura 2.2) podem ser identificadas pela projeção do VCG nas derivações bipolares, como ilustrado pela Figura 2.5. Em contrapartida, a reconstrução do VCG depende apenas de três derivações ortogonais entre si (x, y, z), mas a pouca familiaridade clínica com esse padrão dificulta o seu uso em aplicações médicas.

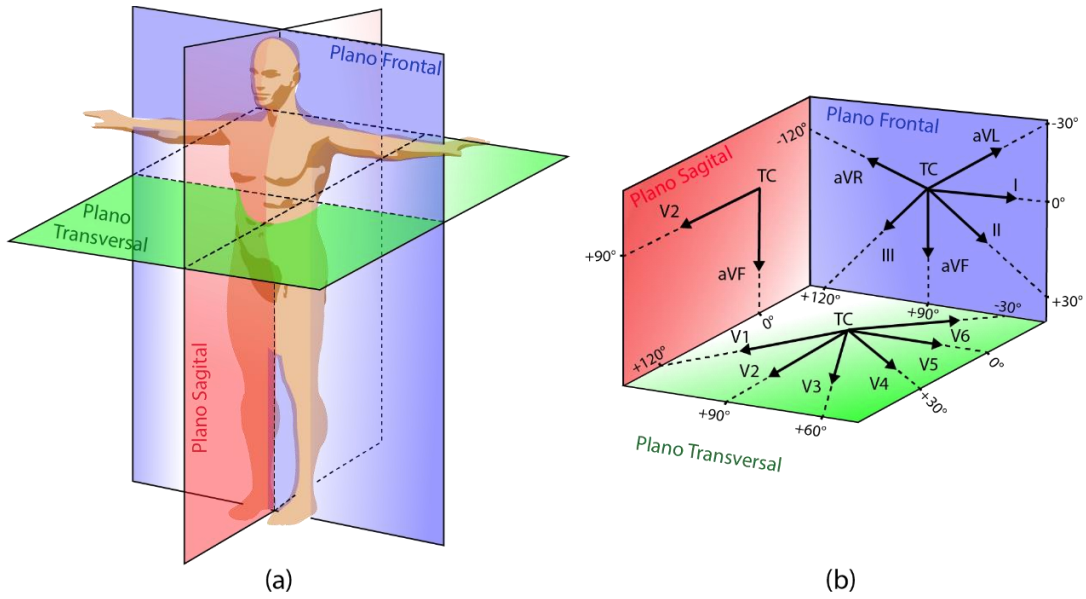


Figura 2.4 – A orientação espacial do padrão 12 derivações em que (a) apresenta os planos anatômicos e (b) apresenta a direção e sentido de cada derivação em seu plano correspondente. Adaptado de Soria (2012).

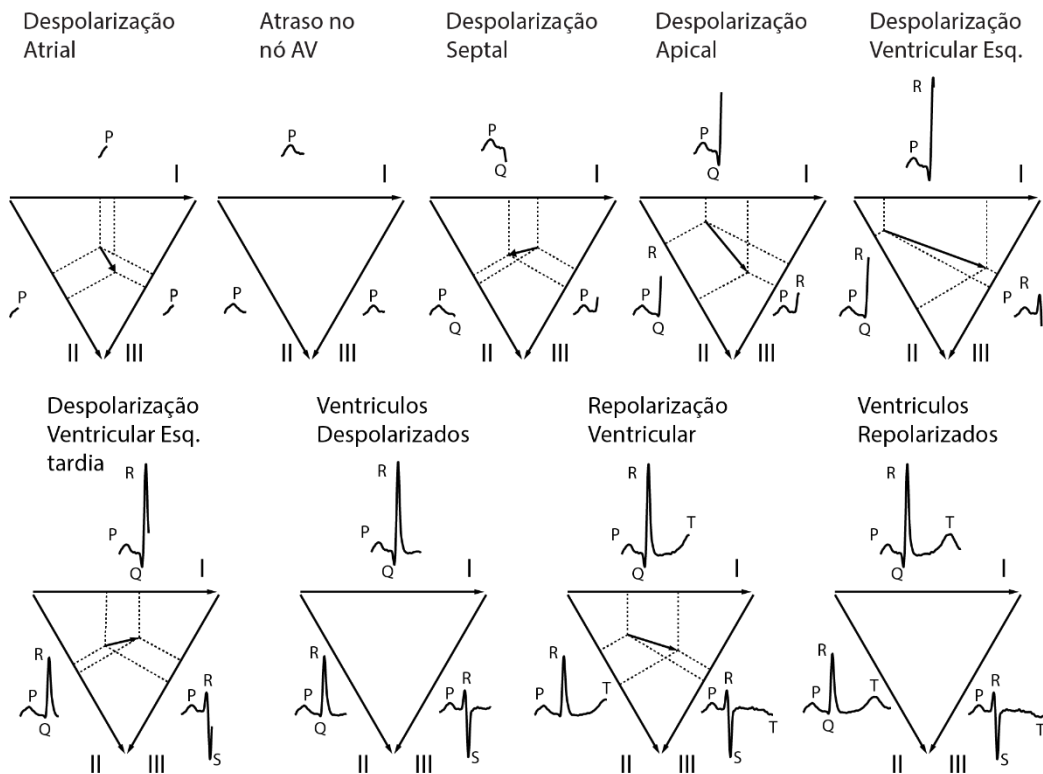


Figura 2.5 – Dinâmica da projeção do VCG de paciente saudável nas derivações bipolares I, II e III durante um ciclo cardíaco. Adaptado de Iaizzo (2015).

Essas derivações ortogonais podem ser obtidas por uma configuração de eletrodos posicionados desconfortavelmente (ex. costas), chamada derivações de Frank. Para contornar tal problema e adequar ao constante uso do padrão de 12 derivações, matrizes

de transformação, por exemplo a matriz de Dower, são utilizadas para derivar as três derivações de Frank. Mesmo com a simplicidade disponibilizada por sinais de VCG de três derivações, para serem obtidas a partir do padrão de 12 derivações, a redundância presente nesse padrão é necessária para a supressão de ruído que sobrepõe sinais de baixa amplitude (YANG; BUKKAPATNAM; KOMANDURI, 2012).

### 2.3 Descrição dos sinais de ECG

ECG é composto por um sinal não estacionário (momentos estatísticos variante no tempo e na frequência) caracterizado por mudança abruptas, comportamento quase-periódico e desvios transitórios (RANJEET; KUMAR; PANDEY, 2011). Além disso, seu conteúdo espectral, referindo-se às ondas que o compõem, varia ao longo do tempo (SARITHA; SUKANYA; MURTHY, 2008). Trata-se de um sinal fisiológico de baixa intensidade com a amplitude útil (sem ruído) variando geralmente de 0,4 a 10 mV e frequência variando de 0,1 a 100 Hz, sendo que a banda passante típica utilizada na filtragem em equipamentos de ECG compreende-se no intervalo de 0,05 a 40 – 500 Hz (CONTI et al., 2016; SÖRNMO; LAGUNA, 2005; SURAWICZ, 2008).

As principais ondas contidas em um sinal de ECG são: onda P, complexo QRS (composto pelas ondas Q, R e S), onda T e onda U, correspondendo à despolarização atrial, repolarização atrial simultânea à despolarização ventricular, repolarização ventricular comum e a tardia, respectivamente. Note que tais letras se referem ao chamado pontos fiduciais, como apresentado na Figura 2.6. A repolarização atrial normalmente não pode ser discernida, uma vez que sua ocorrência coincide com a grande magnitude do complexo QRS. Ao lidar com sinais de ECG, duas dimensões estão intrínsecas a sua composição, a amplitude e o tempo. A amplitude da onda é medida com relação à linha base do ECG (linha isoeétrica vista antes da onda P ou logo após onda T ou U), enquanto a duração da onda é definida pelos dois instantes de tempo em que a onda desvia consideravelmente da linha base e depois a cruza (HEUER; SCANLAN, 2013; SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Apesar desses dois pontos, chamados de início (*onset*) e fim (*offset*), serem fronteiras delimitadoras da ocorrência da onda, não existem regras claras que determine as suas posições, já que sofrem ao delinear ondas com transições suaves e ruidosa (MARTINEZ et al., 2004). Além da amplitude e duração, outras

características das ondas do ECG, como banda de frequência e importância em diagnóstico médico, estão presentes na Tabela 2.1.

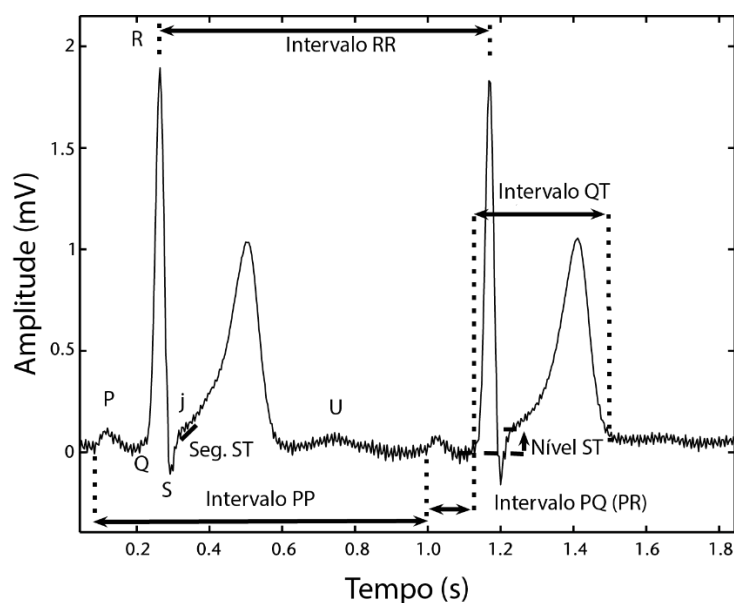


Figura 2.6 – Pontos fiduciais P, Q, R, S, T e U e os intervalos e segmentos de importância clínica. Adaptado de Clifford et al. (2006).

A onda P reflete o primeiro evento do ciclo cardíaco, a despolarização sequencial dos átrios direito e esquerdo. Na maior parte das derivações, a onda P tem uma polaridade positiva e suave, e morfologia monofásica (único ponto de deflexão) (MCGUINNESS; MCKEE; SIDEBOTHAM, 2007). O complexo QRS tipicamente segue a onda P refletindo a despolarização dos ventrículos direito e esquerdo. A forma de onda do QRS caracteriza-se por uma rápida velocidade de deflexão e acentuada amplitude, i.e. uma expressiva potência espectral em alta frequência, justificando o motivo de ser a primeira onda identificada em análises computacionais (MADEIRO et al., 2012). A primeira e segunda deflexões negativas são identificadas, respectivamente, como ondas Q e S enquanto primeira deflexão positiva é dita onda R. Apesar de se tratarem de três ondas diferentes e não necessariamente estarem todas presentes, essas ondas não são tratadas individualmente, sendo normalmente referidas pelo termo complexo QRS (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2018).

Em caso de batimentos ectópicos (despolarização ventricular anormal), o complexo QRS pode atingir duração de até 250 ms e um conteúdo em frequência superior a 70 Hz (SÖRNMO; LAGUNA, 2005; TERESHCHENKO; JOSEPHSON, 2015). Além disso, Murthy et al. (1978) adicionou características importantes com respeito ao

conteúdo espectral do complexo QRS, que são: 1) um QRS típico de duração contém potência espectral concentrada abaixo de 30 Hz com o pico no intervalo de 4 a 12 Hz; 2) no caso de contrações ventriculares prematuras (CVP), a potência espectral concentra-se abaixo de 12 Hz com o pico em 4 Hz, tendo tipicamente potência espectral em alta frequência inferior aos batimentos normais; 3) no caso de QRS com *notches* (oriundo de marca-passos), componentes de frequência estão presentes com significância entre 30 a 100 Hz, apesar do potencial extra ser bem menor que aquela presente na banda abaixo de 30 Hz.

Tabela 2.1 – Características típicas do ECG de um paciente saudável. Amplitude e duração estão apresentadas por valores normais  $\pm$  valores limites (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006; RAJ; RAY; SHANKAR, 2018; SÖRNMO; LAGUNA, 2005; SURAWICZ, 2008).

Ondas/ Segmentos	Amplitude (mV)	Duração (ms)	Frequência (Hz)	Importância clínica
Onda P	$0,15 \pm 0,05$	$110 \pm 20$	5 – 15	Aumento atrial, fibrilação e flutter
Segmento PR	$0 \pm 0,08$	$160 \pm 40$	$\sim 0$	Pericardite, bloqueios cardíacos, taquicardia atrial
Complexo QRS	$1,5 \pm 0,5$ (Onda R)	$100 \pm 20$	10 – 50	Hipertrofia ventricular e infarto do miocárdio
Intervalo QTc	–	$400 \pm 40$	–	Anormalidades eletrolíticas e doenças coronarianas
Segmento ST	$0 \pm 0,1$	$100 \pm 20$	–	Isquemia coronariana e infarto do miocárdio
Onda T	$0,3 \pm 0,2$	$140 \pm 20$	0 – 10	Isquemia coronária, hipertrofia ventricular esquerda e hipercalemia
Onda U	$0,3 - 0,7$	20 – 40	–	Hipocalemia, hipercalemia e tireotoxicose

Ao fim do ciclo cardíaco, a onda T reflete a repolarização ventricular a qual pode durar até 300 ms após o complexo QRS (SKOURLETOPOULOS et al., 2017). Tal intervalo é conhecido como período refratário ventricular, identificando a impossibilidade da ocorrência de mais de uma despolarização ventricular. O distanciamento da onda T com o complexo QRS é extremamente dependente do estado físico do indivíduo (ex. em repouso ou em atividade). A lenta variação e morfologia consistente dessa onda torna difícil a detecção do seu ponto final, e para agravar, a onda P seguinte pode interferir construtivamente (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Após a onda T, esporadicamente ocorre uma pequena deflexão, denominada onda U, representando potenciais tardios de repolarização ventricular.

Outros parâmetros utilizados em ECG são segmentos ST e PR e os intervalos, QRS, QT e RR. Segmento ST corresponde ao período entre despolarização e repolarização ventricular, tendo seu início ao final do complexo QRS (ponto J) e término ao início da onda T. O intervalo PR indica o atraso fisiológico na condução do impulso elétrico no nó AV, disponibilizando tempo para o preenchimento dos ventrículos, que ocorre antes dele propagar-se em direção aos ventrículos, sendo que seu início ocorre no início da onda P e termina no início do complexo QRS (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2018). O intervalo QT mede a duração total da atividade elétrica ventricular (despolarização e repolarização), onde seu início é dado no início do complexo QRS e seu fim acontece ao fim da onda T. Devido à dependência com a frequência cardíaca, utiliza-se o intervalo QT corrigido  $QTc = QT/\sqrt{RR}$  (CLIFFORD; AZUAJE; MCSHARRY, 2006). O intervalo RR mede o tempo de ciclo ventricular, i.e. frequência cardíaca instantânea, sendo determinado pela diferença entre dois picos R consecutivos. Vale atentar que a morfologia dessas ondas depende da derivação analisada, podendo estar mais proeminentes em umas ou até ausente em outras.

## 2.4 Interferências no ECG

O ECG é afetado no momento da aquisição por diversos ruídos, ver Figura 2.7, os quais limitam a utilidade do registro e, portanto, precisam ser removidos para melhor avaliação clínica. O sinal de ECG captado pelos eletrodos pode atingir amplitude de até 1 V devido à oscilação da linha de base decorrente das alterações da impedância eletrodo-pele (SARA, 2014). Essas alterações são provocadas por eletrodos posicionados com contatos prejudicados, mudanças da resistência da pele, movimentações corporais do paciente e respiração. Essa oscilação apresenta componentes de baixa frequência 0,05 a 2 Hz, tipicamente inferior a 0,8 Hz, que são frequências próximas (certa sobreposição) do conteúdo espectral da onda Q e seguimento ST (HAIBING; XIONGFEI; CHAO, 2010; VAN ALSTE; SCHILDER, 1985).

O registro pode ser poluído com ruídos da rede elétrica 50/60 Hz e seus harmônicos (oriundo de elementos não lineares do sistema elétrico), por meio do acoplamento eletromagnético. Além disso, o sistema de medição é constantemente vulnerável a ruídos de alta frequência que são tanto captados indutivamente por meio do cabeamento dos eletrodos (ruído eletromagnético) quanto produzido (ruído condutivo)

---

pelos amplificadores de instrumentação e conversores digitais (RANGAYYAN, 2002). O distinto conteúdo em frequência dessas duas interferências possibilita que o sinal ECG de interesse seja desmascarando sem perda de informação. Entretanto, o mesmo não pode ser completamente dito para sinal eletromiográfico (EMG). Contrações musculares próximas do coração (flexão de braços ou músculos peitorais) são fontes de ruído contidas no intervalo de 0,01 Hz – 10 kHz (DEWANGAN; KOWAR, 2015). A amplitude do ruído muscular é tipicamente de 5 a 20  $\mu\text{V}$ , valor similar a amplitude de potenciais cardíacos de alta frequência (>25 Hz) (SURAWICZ, 2008).

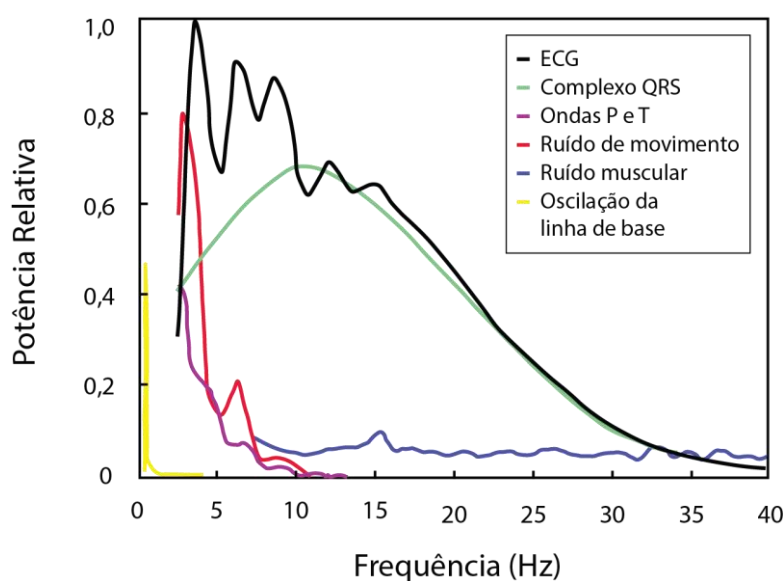


Figura 2.7 – Espectro de potência representativo de um sinal de ECG de 150 batimentos. Adaptado de Thakor; Webster; Tompkins (1984).

## 2.5 Anormalidades no ECG

A medição das atividades elétricas do coração têm como objetivo o entendimento mais aprofundado das anormalidades cardíacas, por exemplo batimentos ectópicos (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). A detecção do ritmo, dos atrasos de propagação, da forma de onda, da polaridade, da duração e da amplitude são informações importantes para a determinação das cardiopatias. As anormalidades cardíacas englobam arritmias, falhas na sequência de ativação, aumento da grossura da parede ou tamanho dos átrios e ventrículos, isquemia e infarto.

Variações irregulares do ritmo normal dos batimentos atrial e ventricular são indicações de arritmias cardíaca. Existem vários tipos de arritmias, sendo que alterações significativas no intervalo RR, da morfologia das ondas e suas durações são indícios para

caracterização do diagnóstico. Falhas na sequência de ativação, por exemplo bloqueio atrioventriculares e dos ramos do feixe de His e CVP, provocam alterações na morfologia do complexo QRS acarretando em formas bizarras com comprimento total maior que 100 ms (MALMIVUO; PLONSEY, 1995). Algumas dessas alterações no sinal de ECG estão ilustradas na Figura 2.8.

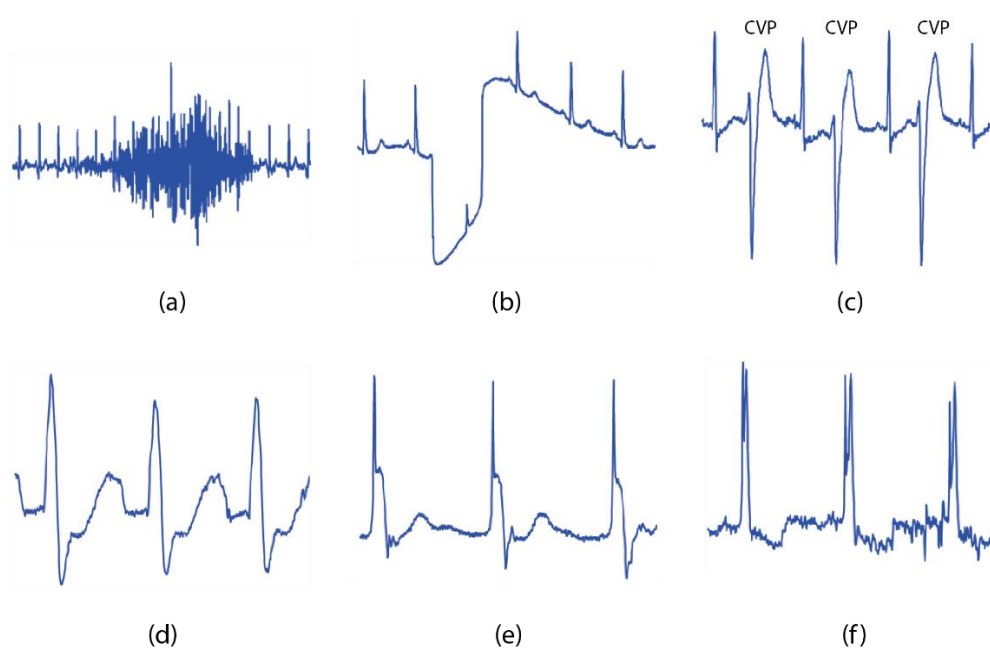


Figura 2.8 – Alguns desafios durante a detecção do QRS em sinais de ECG: (a) ruído de alta frequência causado por tosse, (b) grandes movimentos do peito, (c) CVP, (d) bloqueio do feixe de His esquerdo, (e) estímulo de marcapasso elétrico e (f) fusão de batimento normal e estímulo de marcapasso elétrico. Note que os sinais foram escalonados para melhor visualização do evento de interesse. Adaptado de Elgendi (2013).

O aumento das câmaras do coração devido à sobrecarga e falha das válvulas intensificam a espessura da parede ou tamanho dos átrios e ventrículos. Tal fenômeno pode ser identificado no ECG a partir do prolongamento da duração, intensificação da amplitude e alteração morfológica de ondas P e complexo QRS (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2018). Nos casos de comprometimento da taxa de oxigenação das células do coração (Isquemia) ou necrose (Infarto), as características a serem observadas são alterações do nível do segmento ST, inversão de polaridade da onda T e acentuação da onda Q (GOLDBERGER; GOLDBERGER; SHVILKIN, 2018).

## 2.6 Algoritmos de detecção de pico R

A detecção automática do complexo QRS deve lidar com a variação do sinal ao longo do tempo e os diferentes tipos de ruídos presentes no ECG. Como complicador, a presença de cardiopatias altera as características do complexo QRS dificultando o

processo automático de detecção, uma vez que são susceptíveis as variabilidades morfológicas. Tais variações incluem complexos QRS de longa duração, de baixa amplitude, de polaridade negativa, mudanças bruscas nos intervalos RR e mudanças repentinas na morfologia do QRS (MANIKANDAN; SOMAN, 2012). Até mesmo as ondas P e T, que fazem parte do ECG, podem atuar como fontes de interferência quando deseja-se detectar complexos QRS, pois suas componentes de alta frequência podem ser similares às presentes no complexo QRS (THAKOR; WEBSTER; TOMPKINS, 1984; ZIDELMAL et al., 2014).

Na maior parte dos algoritmos de detecção, dois estágios estão comumente presentes: pré-processamento e detecção do QRS (PAHLM; SÖRNMO, 1984; RAJ; RAY; SHANKAR, 2018). Durante o pré-processamento utiliza-se uma etapa de filtragem para a atenuação de componentes do sinal e ruídos, por exemplo ondas P e T, oscilação da linha de base e ruído acoplado (KOHLENER; HENNIG; ORGLMEISTER, 2002). Além dessa etapa aumentar a razão sinal-ruído (SNR), o complexo QRS é realçado para facilitar a identificação do pico R. A etapa de detecção do QRS utiliza regras de decisão para a localização dos picos R do sinal de ECG normalmente baseado em limiares. Como complemento às limitações dos limiares, outras regras de decisões são utilizadas, como a busca em retrospecto com redução de limiar e intervalo com único batimento possível. Tais regras reduzem o número de picos não detectados e a identificação de picos em locais inadequados, respectivamente.

Dentre as técnicas de pré-processamento, o algoritmo de Pan e Tompkins (1985), pioneiro em detecção de pico R em tempo real, assim como métodos mais recentes – múltiplos limiares (CHIARUGI et al., 2007) e filtros média móvel (ELGENDI, 2013) – utilizam no pré-processamento a primeira derivada e/ou a elevação ao quadrado para deixar o complexo QRS mais proeminente. Arzeno et al. (2008) além de explorar essas funções não lineares, introduziram outros dois métodos baseados, cada um, na segunda derivada e transformada de Hilbert (TH). Inspirado no trabalho de Benitez et al. (2001), Arzeno et al. (2008) utilizam TH, o qual estima um conteúdo imaginário do sinal com um filtro ímpar (gera sinal de saída anti-simétrico, i.e. defasamento de  $+90^\circ$ ) capaz de preservar o conteúdo do QRS e auxiliar na atenuação das ondas P e T. Diferentemente, Martínez, Alcaraz e Rieta (2010) identificam o picos R a partir da fase obtida por uma

---

transformação fasorial, onde o sinal de ECG é dito a parte imaginária e a parte real é determinada por uma constante.

A performance desses métodos depende de filtragens digitais de banda passante e/ou tamanho de janela de integração escolhidos heurísticamente. Bandas passantes longas podem permitir a extensa passagem de ruídos enquanto bandas de passagem estreitas podem atenuar as componentes de frequência do QRS (SAINI; SINGH; KHOSLA, 2013). Similarmente, janelas deslizantes de grande duração aumenta o número de falsas detecções de picos R enquanto janelas pequenas podem falhar em detectar os complexos QRS (SAINI; SINGH; KHOSLA, 2013). Devido à variabilidade do conteúdo espectral e duração do complexo QRS, o sucesso de detecção é vulnerável a escolha da banda de passagem e janela deslizante.

Para superar a limitação imposta pela fixação da banda de passagem da filtragem e da duração da janela móvel, estudos focados na transformada wavelet (TW) tornaram-se destaques em diversas literaturas (GHAFFARI et al., 2009; MARTINEZ et al., 2004). A partir de uma função cuja forma de onda (wavelet mãe chapéu mexicano ou gaussiana, por exemplo) se assemelha à morfologia do complexo QRS, a TW é capaz de decompor o sinal de ECG, permitindo uma análise tempo-frequência com várias resoluções, ao convoluí-lo com a wavelet mãe em diferentes translações e dilatações. Devido à presença de complexos QRS com formas de ondas anômalas, modo de decomposição empírico (EMD) é uma alternativa para a decomposição do sinal em funções de modo intrínseco (IMF). EMD decompõe o sinal em funções básicas, IMF, utilizando unicamente o sinal de entrada, não requerendo nenhuma convolução do sinal com funções pré-definidas ou wavelet mãe (PAL; MITRA, 2012). Existem vários outros algoritmos baseados em diferentes abordagens, como Redes Neurais Artificiais (SAINI; SINGH; KHOSLA, 2013), transformada S (ZIDELMAL et al., 2014) e filtros quadráticos (PHUKPATTARANONT, 2015).

No estágio de detecção do QRS, existem diversas técnicas, como limiares (DOHARE; KUMAR; KUMAR, 2014; ZIDELMAL et al., 2014), método sintático (CIACCIO; DUNN; AKAY, 1994), rede neural (ABIBULLAEV; SEO, 2011), passagem por zero (KOHLENER; HENNIG; ORGLMEISTER, 2003), modelo escondido de Markov (COAST et al., 1990), filtros combinados (EBENEZER; KRISHNAMURTHY, 1993) e técnicas de singularidade. A detecção por limiar tem mostrado o seu valor em diversos

---

algoritmos devido à sua simplicidade, eficiência e baixa carga computacional. O limiar de detecção pode ser classificado em dois tipos fixo e adaptativos. O limiar fixo tem vantagem por apresentar baixo custo computacional e dispensar os ajustes empíricos, mas, em troca, sua acurácia de detecção é comprometida (PHUKPATTARANONT, 2015; RAJ; RAY; SHANKAR, 2018).

Os algoritmos são comumente validados utilizando *benchmarking* MIT-BIH, banco de dados compostos por duas derivações, que não se enquadram no padrão ambulatorial, com rico conjunto de morfologias, anotações e classificações dos complexos QRS (MOODY; MARK, 2001). Em muitos casos, o desempenho de detecção dos algoritmos, como apresentado na Tabela 2.2, são medidos propositalmente (exclusão registros desfavoráveis) sob diferentes porções dos registros do MIT-BIH, i.e. número de batimentos distintos.

Tabela 2.2 – Características gerais de algoritmos de detecção de pico R propostos na literatura. Adaptado de Raj, Ray e Shankar (2018).

Trabalhos anteriores	Técnica de detecção	Técnica de pré-processamento	Carga computacional	Nº Batimentos (MIT-BIH)	Se	P <sub>+</sub>
Pan e Tompkins (1985)	Limiares (> 2)	FPB + PD + quadrado + MA	Médio	109.809*	99,76	99,56
Martinez et al. (2004)	Limiares (> 2) + PZ	TW	Médio	109.428	99,8	99,86
Benitez et al. (2001)	Limiar (= 1)	PD + HT	Médio	45.856	99,93	99,94
Chiarugi et al. (2007)	Limiares (> 2)	FPB + PD	Baixo	109.494	99,76	99,81
Arzeno et al. (2008)	Limiares (= 2)	FPF + PD + TH	Médio	109.460	99,29	99,24
Arzeno et al. (2008)	Limiares (> 2)	FPF + PD + quadrado	Médio	109.460	99,57	99,59
Arzeno et al. (2008)	Limiares multinível	FPF + SD + quadrado	Médio	109.460	99,57	99,58
Ghaffari et al. (2008)	Limiar (= 1)	TW	Médio	109.837	99,91	99,72
Slimane et al. (2010)	–	FPA + EMD + TNL + I + FPB	Alto	109.788*	99,92	99,84
Elgendi (2013)	Limiares (= 2 M.A)	FPF + PD + quadrado	Baixo	109.985	99,78	99,87
Manikandan et al. (2012)	PZ	FPF + PD + ES + TH + MM	Médio	109.496	99,93	99,86
Phukpattaranont et al. (2015)	Limiar (= 1)	Filtro quadrático	Baixo	109.483	99,81	99,82
Saini et al. (2012)	–	FPF + Gradiente + kNN	Alto	109.966	99,81	99,86

FPF filtro passa-faixa, PD primeira derivada, FPB filtro passa-baixa, MM média móvel, TH transformada de Hilbert, WT transformada wavelet, TWD transformada wavelet discreta, SD segunda derivada, ES Energia de Shenon, I Integração e PZ passagem por zero.

\*Valor corrigido da soma de batimentos em cada registro da Tabela 1 de ambos trabalhos originais.

Note: A carga computacional do algoritmo é determinada pelo cálculo do total do número de operações envolvidas (em termos de adição, multiplicação e diferenciação) e número de interações.

Dentre as metodologias de detecção citadas, os algoritmos selecionados nesse trabalho para uma comparação mais minuciosa com o método a ser proposto são Pan-Tompkins e Wavedet, desenvolvidos, respectivamente, por Pan e Tompkins (1985) e Martinez e al. (2004). Como os algoritmos Pan-Tompkins e Wavedet estão publicamente disponíveis, é possível validar e comparar esses algoritmos como o proposto sob mesma condição de análise (mesmo número de batimentos do banco de dados selecionado).

### **2.6.1 Pan-Tompkins**

O algoritmo de Pan-Tompkins é, de fato, bastante utilizado na literatura como *benchmark* para avaliar performance de detectores de QRS (ÁLVAREZ; PENÍN; SOBRINO, 2013; ELGENDI, 2013; QIN et al., 2017). O algoritmo baseia-se na análise de uma única derivação do ECG, pois, devido à ortogonalidade entre a posição dos eletrodos em registro Holter da base de dados de referência MIT-BIH, o uso de mais de uma derivação é desmotivado pelo fato de um sinal de alta qualidade em um canal normalmente implicar em ECG de baixa amplitude com baixo SNR no outro canal (PAN; TOMPKINS, 1985).

Nesse algoritmo, a técnica de detecção do QRS é dividida em três estágios: filtragem, transformações não lineares e regras de decisão. No primeiro estágio, o algoritmo filtra o sinal utilizando um filtro passa-banda composto por um passa-alta em cascata com um passa-baixa com frequência de corte de 5 e 15 Hz, respectivamente. Em seguida, sinal filtrado é diferenciado e elevado ao quadrado. A primeira operação extrai informações sobre a inclinação enquanto a segunda amplifica as componentes de frequências mais altas e auxilia a minimizar falsos positivos causados por ondas T de amplitude maior que o normal (PAN; TOMPKINS, 1985).

Finalmente, no terceiro estágio, um integrador de janela deslizante é utilizado para obter as informações sobre largura do complexo QRS. Na última etapa, dois conjuntos de limites adaptativos, um superior e um inferior (metade do superior), são ajustados, e o sinal é analisado em relação a esses limiares. Se um pico do sinal ultrapassar o limiar superior, esse é considerado como um pico R. Assim, se o limite superior, responsável pela primeira análise do sinal, for incapaz de detectar o pico em 66% acima da média dos

últimos oito intervalos RR, nesse caso, utiliza-se o limite inferior seguido por uma busca em retrospecto para recuperar o possível pico R perdido. Além disso, a melhora da detecção é incrementada por meio de um período refratário, o qual minimiza detecções falsas presentes em um intervalo de 200 ms (PAN; TOMPKINS, 1985). Todos os passos discutidos estão presentes na Figura 2.9.

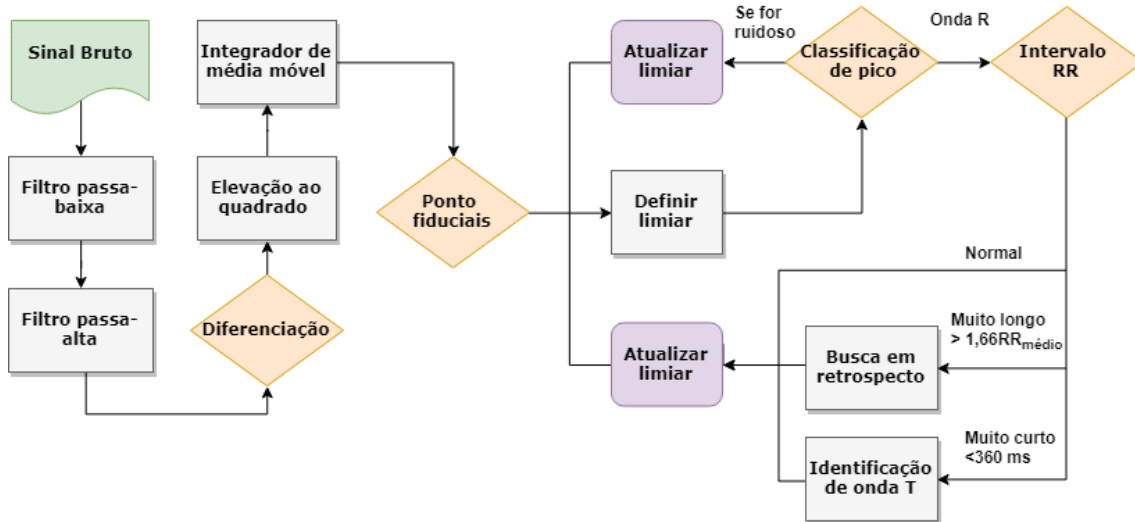


Figura 2.9 – Diagrama de blocos do algoritmo de Pan-Tompkins.

### 2.6.2 Wavedet

O algoritmo Wavedet é um método de detecção e segmentação de ECG baseado em transformada Wavelet (TW). A TW compõe-se pela convolução do sinal de interesse por uma função oscilante (wavelet:  $\psi(t)$ ) com característica passa-banda cuja energia concentra-se no tempo para a melhor representação de transientes (SÖRNMO; LAGUNA, 2005). Assim, os padrões ocorrentes ciclicamente no ECG com diferente conteúdo espectral (complexo QRS, ondas P e T) são convenientemente extraídos (MARTINEZ et al., 2004).

Essa ferramenta matemática depende da escolha de uma wavelet mãe  $\psi(t)$ , no caso a derivada de uma função *spline* quadrática, a qual pode ser escalonada e/ou transladada para extração de informações do tempo e da frequência, respectivamente. Para reduzir a redundância provocada pela super amostragem intrínseca ao escalonamento e à translação, ambos são discretizados por meio de uma escala definida por potência de dois, denominado amostragem diádica, permitindo a representação de

características temporais do ECG em diferentes resoluções. Os pontos fiduciais são detectados atendendo à componente de frequência dominante de cada onda do sinal ECG – energia concentrada nas escalas de  $2^1$  a  $2^5$ . Por exemplo, para o complexo QRS, é utilizado um fator de escala de  $2^3$  a  $2^4$  enquanto ondas P e T destacam-se na escala de  $2^5$  (MARTINEZ et al., 2004).

A análise dos pontos é realizada levando em consideração que os picos, máximos e mínimos locais do ECG filtrados por uma função de suavização  $\theta$  (dada pela integral de  $\psi(t)$ ), correspondem aos cruzamentos em zero da TW e a maior inclinação do ECG corresponde aos máximos absolutos na TW aplicada ao sinal (MALLAT; ZHONG, 1992). A identificação dos picos R verdadeiros é feita por limiares proporcionais ao valor RMS da transformada wavelet na correspondente escala de interesse. Para melhorar o desempenho, medidas preventivas são tomadas para minimizar falsos positivos e negativos, como distância mínima entre detecções consecutivas de pico R (período refratário de 275 ms) e busca em retrospecto com um limiar mais baixo se um significativo tempo passar sem a detecção de nenhum QRS (MARTINEZ et al., 2004).

# 3 Materiais e Métodos

Este capítulo se trata do banco de dados ambulatorial padrão utilizados para a validação do algoritmo proposto, denominado Vectordet, assim como a descrição do passo a passo de implementação e ajuste do algoritmo. Os algoritmos de referência foram também aplicados sobre o mesmo banco com a imposição de uma regra que pondera a detecção feita em cada derivação para gerar um resultado equivalente. A análise estatística da performance de cada algoritmo foi avaliada sobre estabelecidas métricas de desempenhos e, assim como, a existência de diferença entre eles sobre determinados níveis de significância.

## 3.1 Banco de dados

O banco de dados *St. Petersburg Institute of Cardiological Technics 12-lead Arrhythmia Database* (Incart) foi selecionado dentre os disponibilizados no repositório público da *Physionet* (GOLDBERGER et al., 2000), pois se enquadra no padrão de 12 derivações, possui anotações manuais dos picos R realizadas por especialistas e nível de ruído de exames ambulatoriais. Cabe salientar que os pacientes incluídos nessa base de dados, todos apresentando distúrbios cardíacos, não possuem marcapasso e apresentam consistentes ocorrências de isquemia, doenças arteriais coronárias, arritmias e outras anormalidades cardíacas. Por isso, os registros são compostos por batimentos normais e batimentos com morfologias anômalas como: CVP, batimentos ectópicos, bloqueio dos feixes de His, infarto do miocárdio, hipertrofia e ondas P e T protuberantes.

O banco é composto por 75 registros de 30 minutos extraídos de 32 exames Holter amostrados a 257 Hz. Note-se que cada paciente possui número de registros diferentes, os quais podem variar de 1 a 4. Todos os seus 175.899 picos R foram identificados de forma semiautomática: primeira etapa de identificação automática seguida por correção manual por especialista. É importante salientar que a correção do especialista focou em verificar a presença de uma marcação para cada onda R, e não que a marcação fosse exatamente na posição do pico R, originando possivelmente em erros sistemáticos na marcação. Para adequar o banco de dados ao padrão ambulatorial, cada exame foi

dividido em janelas consecutivas de 10 s, as quais foram examinadas separadamente para cada algoritmo de detecção dos picos R. Essa divisão consistiu em janela deslizante, amostra a amostra, que salva o trecho de 10 s quando a primeira e última marcações manuais estão a, no máximo, 100 ms das bordas, tentando, assim, garantir a remarcação correta caso fosse realizada diretamente numa janela de 10 s. Cabe ressaltar que, embora não seja o banco de dados de referência comum para validação de algoritmos de detecção de pico R.

### 3.2 Algoritmo de detecção Vectordet

A reconstrução do VCG pode ser extraída do padrão 12 derivações utilizando duas derivações, como I e aVF. Tomando proveito disso, o Vectordet detecta a posição dos picos R no instante de tempo de cada batimento onde o VCG possui amplitude máxima. O método é constituído de quatro estágios, como ilustrado na Figura 3.1, onde os dois primeiros estágios são baseados no algoritmos proposto por Pan e Tompkins (1985).

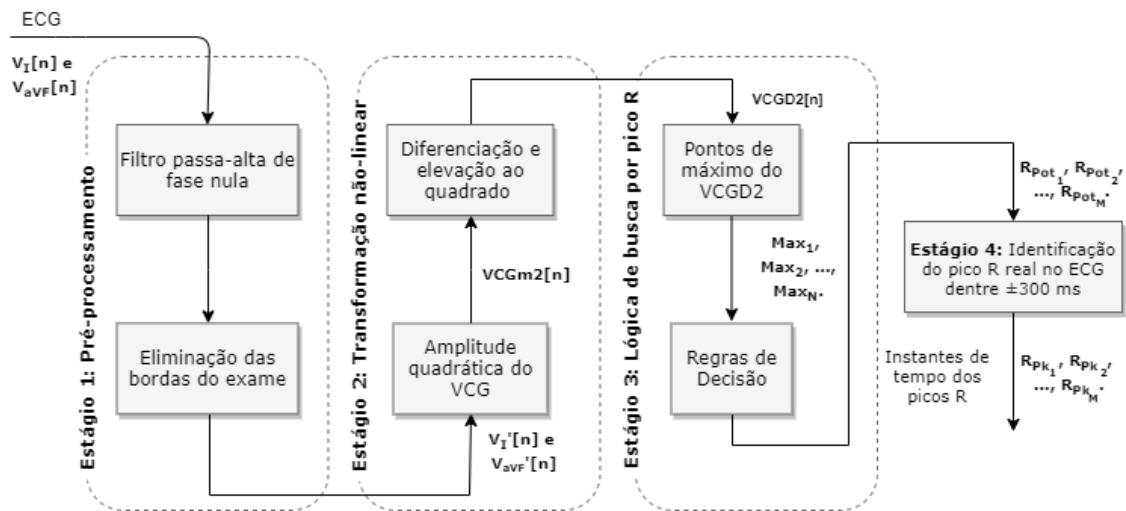


Figura 3.1 – Diagrama de blocos do algoritmo de detecção de pico R Vectordet.

No estágio 1, foi realizado o pré-processamento do sinal. Os sinais de tensão, em  $\mu\text{V}$ , das derivações I e aVF,  $V_I[n]$  e  $V_{aVF}[n]$ , respectivamente, são filtrados por um filtro passa-alta do tipo Butterworth de segunda ordem e fase nula com frequência de corte de 1 Hz para a atenuação da oscilação da linha de base. Cabe ressaltar que para minimizar as distorções causadas pela filtragem digital, optou-se por filtros com menor ordem que mantêm uma atenuação de ruído satisfatória. Os primeiros e últimos 300 ms de cada aquisição são eliminados para a remoção dos efeitos de bordas da filtragem.

No estágio 2, os sinais filtrados ( $V_I'[n]$  e  $V_{aVF}'[n]$ ) foram utilizados para estimar o módulo quadrático do VCG ( $VCGm2[n]$ ) seguido por uma diferenciação e uma elevação ao quadrado, destacando dessa forma as transições rápidas no sinal do VCG, típicas das ondas R, e gerando, assim, o sinal  $VCGD2[n]$ , conforme

$$VCGm2[n] = V_I'^2[n] + V_{aVF}'^2[n], \quad (3.9)$$

$$VCGD2[n] = (\text{diff}(VCGm2[n]))^2. \quad (3.10)$$

Note que “diff” corresponde a função do Matlab que calcula a diferença entre elementos adjacentes do vetor representativo X, i.e.  $[X(2)-X(1) \ X(3)-X(2) \ \dots \ X(m)-X(m-1)]$ .

A seguir, no estágio 3, foi calculada uma estimativa da variabilidade do sinal  $VCGD2$ , da seguinte forma: 1) o sinal foi dividido em 3 janelas iguais; 2) para cada janela foi calculado o desvio padrão do  $VCGD2$ , considerando somente as amostras com valor maior que  $10^{-4} \mu V^4$  †, e arredondando o valor para  $1000 \mu V^4$  † se o resultado do cálculo do desvio padrão for menor; 3) o menor dos 3 valores calculados foi considerado como a estimativa da variabilidade do  $VCGD2$ .

Os picos de  $VCGD2$  ( $Max_1, Max_2, \dots, Max_N$ ) com a amplitude maior que a estimativa da variabilidade são considerados como “potenciais” picos R do ECG. No caso em que a distância entre dois picos consecutivos seja menor que 300 ms (relacionado ao período refratário ventricular), o menor pico dos dois é desconsiderado.

No estágio 4, as localizações dos picos R “verdadeiros” ( $R_{pk}'s$ ) são identificadas no sinal  $VCGm2[n]$  como os picos mais próximos as posições dos picos “potenciais” (considerando um intervalo de busca de  $\pm 300$  ms para cada pico “potencial”). A Figura 3.2 ilustra o funcionamento do algoritmo para um paciente representativo.

---

† Valor determinado em teste empírico sobre traçados de ECG.

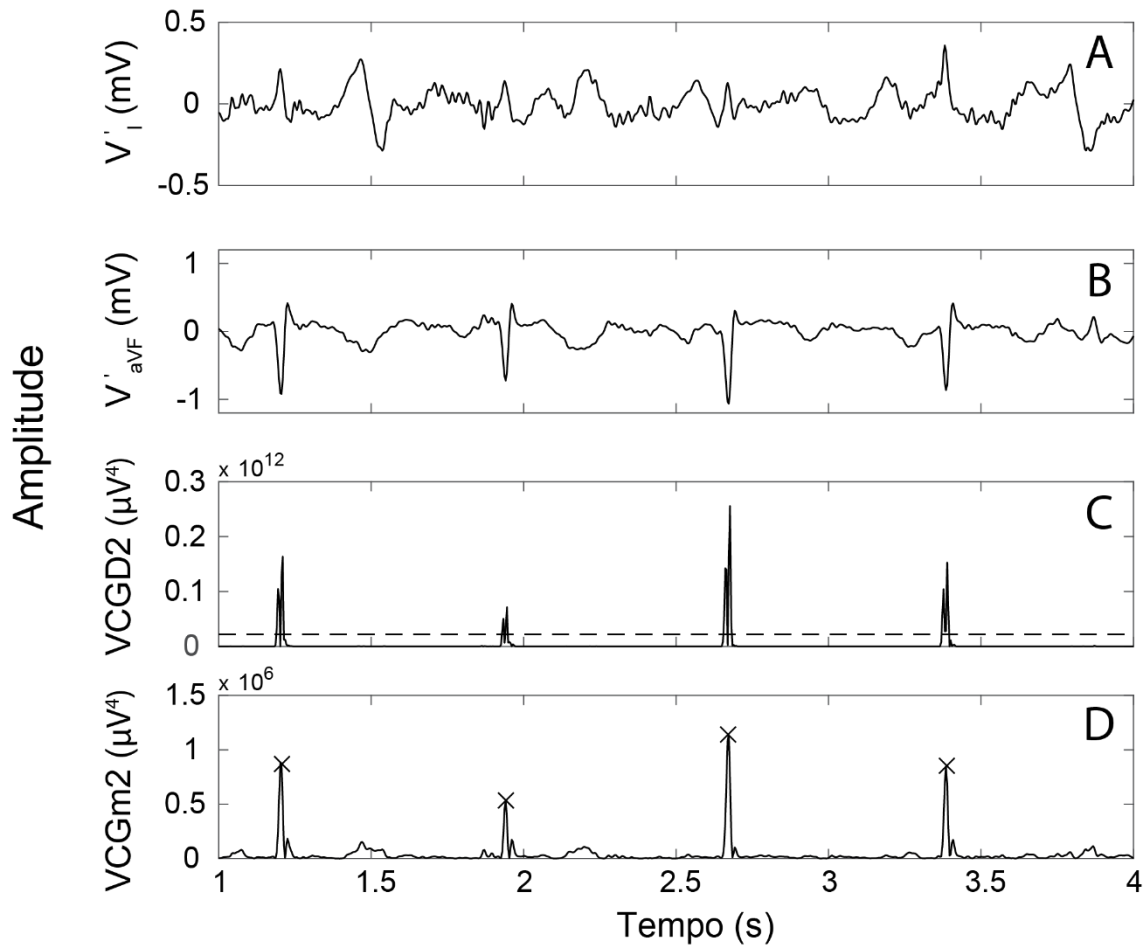


Figura 3.2 – Passos da detecção de picos R em um trecho representativo pelo Vectordet: A) sinal de tensão filtrado da derivação I ( $V'_I$ ), B) sinal de tensão da derivação aVF ( $V'_{aVF}$ ), C) VCGD2 com o limiar de pico (linha horizontal tracejada) e D) traçado VCGm2 com os picos detectados computacionalmente (“x”).

### 3.3 Regra de decisão para algoritmos de detecção por derivação

Os algoritmos Pan-Tompkins e Wavedet realizam suas detecções em cada derivação separadamente, pois foram desenvolvidos para operar sobre o ECG como detectores de derivação única (*single lead detector*). Como a escolha da derivação a ser analisada não tem um consenso bem estabelecido (tipicamente utiliza-se a derivação I ou a II), uma regra que pondere entre detecções em múltiplas derivações faz-se necessário sem visar a escolha tendenciosa de resultados.

As múltiplas detecções foram escolhidas por meio da regra de pós-processamento (*Single Lead Rule – SLR*), contida no algoritmo Wavedet (DEMSKI; SORIA, 2016). O SLR cria uma marcação de pico R global para cada batimento em relação a todas as derivações da seguinte forma: 1) todos os picos das diferentes derivações foram organizados em ordem crescente de tempo; 2) classificou-se os picos R como

correspondentes a um mesmo batimento se a diferença entre o pico analisado e seu antecessor for de, no máximo, 250 ms, caso contrário, o pico R analisado corresponde ao próximo batimento (novo grupo); 3) selecionou-se os picos presentes em um intervalo de 275 ms em relação a primeira ocorrência do grupo (período refratário ventricular considerado); 4) o pico global foi extraído da mediana dos picos referentes ao mesmo grupo.

Simplificadamente, os grupos podem ser classificados como predominantemente de pico R, ruído e onda não R. Devido ao uso da mediana, é necessário existir, no mínimo, três picos em um mesmo grupo para que esse não seja descartado, fazendo necessário, pelo menos, três derivações como entrada. A ponderação feita por essa regra resulta em uma derivação equivalente, denominada multiderivação (MD). Visando uma comparação igual com os algoritmos apresentados, o algoritmo Pan-Tompkins foi aplicado para cada derivação do ECG, e um pico R global para cada batimento foi identificado por meio da mesma SLR utilizada no algoritmo Wavedet.

Com a detecção realizada pelos algoritmos Pan-Tompkins e Wavedet em cada derivação, duas combinações de derivações foram analisadas utilizando a SLR. A primeira combinação é composta pelas três derivações bipolares enquanto a segunda conta com todas as 12 derivações, gerando as multiderivações MD3 e MD12, respectivamente.

## **3.4 Avaliação de classificadores binários**

### **3.4.1 Classificação binária**

As marcações manuais dos picos R ( $R_{real}$ ) realizadas por especialistas foram consideradas como “padrão ouro”. A partir das marcações, o traçado do ECG foi dividido em “regiões positivas” (intervalos de tolerância de  $\pm X$  ms ao redor de cada pico  $R_{real}$ ), e “regiões negativas” (restante dos traçados). Segundo o padrão definido por (AAMI; ANSI, 1998), é sugerido que a tolerância não exceda 150 ms, assim testou-se 20 e 40 ms.

Os picos R detectados nessas regiões pelos algoritmos foram classificados da seguinte forma: verdadeiro positivo, uma única ocorrência em uma região positiva; falso negativo, nenhuma ocorrência em uma região positiva; verdadeiro negativo, nenhuma

ocorrência em uma região negativa; falso positivo, cada ocorrência em uma região negativa e cada ocorrência dupla em uma região positiva (nesse último caso, o pico  $R_{pk}$  mais longe do  $R_{real}$  foi classificado como falso positivo). Alguns exemplos representativos dessas classificações são ilustrados na Figura 3.3.

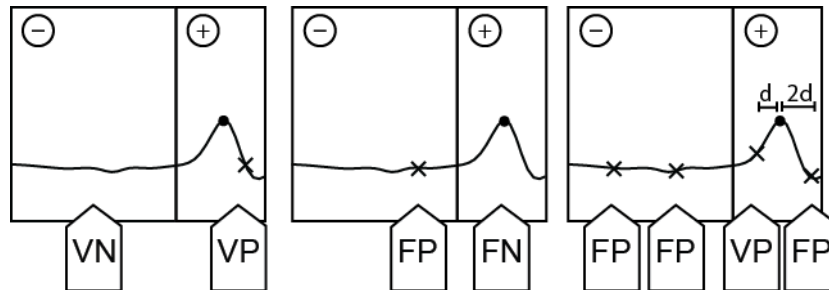


Figura 3.3 – Exemplos de marcação manual (círculo) e automática (“x”) dos picos R, ilustrando as ocorrências de: verdadeiro negativo (VN), verdadeiro positivo (VP), falso negativo (FN) e falso positivo (FP). “-”: região negativa; “+”: região positiva.

### 3.4.2 Métricas de desempenho

A partir das classificações, para cada aquisição de 10 s, foram calculados os números de ocorrências de verdadeiros positivos, falsos positivos, verdadeiros negativos, e falsos negativos (VP, FP, VN e FN, respectivamente). VP, FP, VN e FN referem-se em teoria, respectivamente, ao: evento (batimento) detectado corretamente classificado como batimento, evento detectado incorretamente classificado como batimento, não evento “detectado” (algoritmo desconhece o que não é batimento) corretamente classificado como batimento inexistente, e evento não detectado classificado como batimento inexistente. Para cada paciente, obteve-se (VP, FP, VN, FN) resultantes calculados a partir da soma dos respectivos (VP’s, FP’s, VN’s, FN’s) obtidos em todos os seus trechos de 10 s.

A avaliação do desempenho dos algoritmos sob análise foi fundamentada nas métricas de sensibilidade (Se), especificidade (Esp), preditividade positiva ( $P_+$ ) e acurácia (Acc) calculadas por (SAHOO et al., 2017)

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

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

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

$$Acc = \frac{VP + VN}{VP + VN + FN + FP}. \quad (3.14)$$

A sensibilidade mede a probabilidade das detecções feitas pelo algoritmo estarem corretas em relação ao padrão ouro, i.e. o sucesso em detectar corretamente os batimentos. Por outro lado, a especificidade refere-se à probabilidade em detectar não batimentos corretamente. A preditividade positiva mede a probabilidade das detecções feitas pelo algoritmo estarem corretas em relação a todas as suas marcações feitas. A acurácia de detecção expressa o grau de similaridade entre as detecções e as marcações do especialista, i.e. uma combinação entre sensibilidade e especificidade para medir a quantidade de classificações corretas comparada com todo o conjunto.

O *root mean square error* (RMSe) foi calculado a partir da diferença entre  $R_{real}$  (padrão ouro) e  $R_{pk}$ , considerando apenas os picos classificados como verdadeiros positivos (MARTINEZ et al., 2004)

$$RMSe = \sqrt{\frac{\sum (R_{pk} - R_{real})^2}{VP}}. \quad (3.15)$$

Os cálculos das métricas apresentados foram repetidos para cada algoritmo, assim como o cálculo da média do tempo de processamento ( $T_p$ ) requerido por cada algoritmo nas aquisições de 10 s de cada paciente. Para fins de comparação do  $T_p$ , é importante salientar que neste trabalho foram utilizadas as implementações dos algoritmos Wavedet e Pan-Tompkins presentes no *Toolbox ecg-kit* disponível no site *Physionet* (DEMSKI; SORIA, 2016) e por Sedghamiz (2014), respectivamente. Em decorrência ao número de paciente existentes, cada métrica de desempenho apresentou uma distribuição com 32 amostras, por exemplo  $\mathbf{Se} = [Se_1, \dots, Se_p, \dots, Se_{32}]$ .

Para que todos os algoritmos fossem submetidos a condições semelhantes de teste, antes do cálculo das métricas de desempenho, as anotações manuais e automática do Pan-Tompkins e Wavedet presentes nas bordas, primeiros e últimos 300 ms, de cada aquisição de 10 s foram desconsideradas, pois Vectordet não avalia os trechos do sinal contidos nas bordas. Essa exclusão das marcações fez com que o número de batimentos reduzisse para 173.362.

### 3.4.3 Sintonia dos parâmetros arbitrários do algoritmo *Vectordet*

O método proposto depende do ajuste de alguns parâmetros para sintonização da sua detecção perante ao banco de dados analisado. O desempenho de detecção foi avaliado sob a alteração dos parâmetros de frequência de corte do filtro passa-baixa (FPB), tamanho das bordas excluídas, ganho do limiar de pico R e intervalo de busca do pico R. Note-se mesmo que a versão final do *Vectordet* exclui o filtro passa-baixa, que era posicionado após o filtro passa-alta, o seu impacto foi analisado. Além disso, a frequência de corte filtro passa-alta, ordem dos filtros e a mínima estimativa da variabilidade do sinal são fixas para que a análise seja mais restrita. Apesar da Secção 3.2 apresentar os valores finais, o objetivo dessa seção é apresentar como eles foram obtidos.

Os conjuntos numéricos das métricas de desempenho (**RMSe**, **Se**, **Esp**, **P<sub>+</sub>** e **Acc**) podem ter, cada uma delas, suas distribuições sintetizadas em um único valor (global) a partir da soma (VP's, FP's, VN's, FN's) de todos os pacientes antes dos cálculo das métricas definidas nas Equações 3.11–15. Complementarmente, o parâmetro global pode ser entendido como uma representação de todos os pacientes por um paciente global, i.e. tratar todos os registros do Incart como provenientes de um único indivíduo. Em conformidade com a literatura, para facilitar a avaliação do impacto de diferentes configurações de parâmetros no *Vectordet*, utilizou-se estatística global (cada batimento com o mesmo peso) no ajuste dos parâmetros arbitrários.

O desempenho de classificadores binários foi organizado e avaliado graficamente a partir da análise de suas *Receiver operating characteristics* (ROC). A curva ROC é uma representação gráfica bidimensional da taxa de verdadeiros positivos (TVP), equivalente a Se, e taxa de falsos positivos (TFP), igual a 1 – Esp. Para diferentes níveis de limiares da classificação (parâmetros) analisados, a relação de compromisso entre erro (FP/FN) e benefício (VP/VN) em seus respectivos eixos da ROC foi estabelecida. O índice de Youden (Y), medidor de eficácia geral em uma escala de 0 a 1 (quanto maior melhor), foi empregado para o auxílio da escolha dos valores arbitrários ótimos de cada parâmetro do *Vectordet* por (HWANG et al., 2018)

$$Y = |Se + Esp - 1|. \quad (3.16)$$

Conforme apresentado na Tabela 3.1, os parâmetros do Vectordet foram inicializados e o parâmetro investigado foi alterado dentro de um intervalo pré-estabelecido. Ao avaliá-los individualmente, o valor ótimo do parâmetro sob análise foi determinado, preferencialmente, quando Y atingir a sua maior contribuição. Caso mudanças significativas não forem observadas, valores mais conservadores foram escolhidos com base na curva ROC. O valor final do parâmetro foi, assim, fixado para a análise da próxima variável de interesse.

Tabela 3.1 – Avaliação dos parâmetros arbitrários do Vectordet para o banco de dados Incart.

Parâmetro	Valor de inicialização	Intervalo de teste	Passo	Valor escolhido
Nível de Tolerância (ms)	4	[4, 80]	4	40
Exclusão das bordas (s)	0,3	[0, 1]	0,05	0,3
Ganho do limiar de pico R ( $\mu V^4 / \mu V^4$ )	2	[0,005, 25]	*	1
Frequência de corte FPB (Hz)	$\infty$	[30, 100] $\cup$ $\infty$	10	$\infty$
Intervalo de busca do pico R (ms)	300	4 $\cup$ [20, 300]	20	300

\*: 0,001 para  $10^{-4} \leq x \leq 10^{-2}$ , 0,1 para  $0,1 \leq x \leq 1,9$  e 1 para  $2 \leq x \leq 25$ ;  $\infty$ : ausência de filtro.

### 3.5 Capacidade de detecção da *Single Lead Rule*

O desempenho apresentado em cada uma das 12 derivações, assim como em MD3 e MD12, foram comparadas estatisticamente utilizando o teste de Kruskal Wallis em conjunto com comparações múltiplas pelo teste de Tukey-Kramer (pós-teste) com significância de 5% sob as métricas Se e P<sub>+</sub>.

### 3.6 Comparação estatística entre algoritmos

A partir de verificações gráficas e testes de normalidade, constatou-se que a única distribuição das métricas de desempenho que se aproximava de uma Gaussiana era o RMSe, corroborando a afirmação “essas distribuições são raramente normais” (AAMI; ANSI, 1998). Após calcular os valores das métricas para cada paciente referente a MD12 (**RMSe, Se, Esp, P<sub>+</sub>, Acc e Tp**), a diferença entre os algoritmos para esses parâmetros nos níveis de tolerância de 20 e 40 ms foi avaliada utilizando testes de Wilcoxon pareados, em que o nível de significância  $\alpha$  é analisado em três patamares: 5%, 1% e 0,1%.

# 4 Resultados

## 4.1 Comparação do Vectordet com Pan-Tompkins e Wavedet

Os valores de RMSe, Se, Esp, P<sub>+</sub>, Acc e Tp obtidos na MD12 para Pan-Tompkins e Wavedet e no VCG para Vectordet, considerando as duas amplitudes de tolerância sobre as regiões positivas (20 ms e 40 ms), são representados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Valores das métricas RMSe, Se, Esp, P<sub>+</sub> e Acc (mediana [primeiro e terceiro quartis]), considerando os níveis de tolerância (Tol) para as regiões positivas (20 e 40 ms). Note-se que o Wavedet e o Pan-Tompkins foram avaliados utilizando MD12.

Tol (ms)	Métricas	Wavedet	Pan-Tompkins	Vectordet
20	RMSe (ms)	6,33 <sup>\$\$</sup> [4,30 9,33]	7,92 [6,06 9,81]	7,75 * [5,56 10,01]
	Se (%)	97,07 [96,14 97,70]	95,07 [90,83 98,02]	95,03 ** [86,57 97,44]
	Esp (%)	77,68 <sup>\$\$\$</sup> [67,58 93,75]	95,25 [91,30 97,28]	94,43 ** [87,77 97,77]
	P <sub>+</sub> (%)	79,76 <sup>\$\$</sup> [72,28 93,49]	94,88 [90,59 97,06]	93,80 ** [86,70 97,57]
	Acc (%)	86,65 <sup>\$\$</sup> [80,05 95,23]	95,14 [91,07 97,53]	95,05 [87,19 97,21]
40	RMSe (ms)	6,85 <sup>\$\$\$</sup> [4,61 10,26]	9,96 [7,70 12,27]	9,13 *** [6,59 13,16]
	Se (%)	97,95 <sup>\$\$\$</sup> [97,62 98,12]	99,39 [97,87 99,71]	99,30 * [97,57 99,76]
	Esp (%)	81,39 <sup>\$\$\$</sup> [71,07 94,82]	98,97 [97,53 99,69]	99,20 *** [96,63 99,74]
	P <sub>+</sub> (%)	82,71 <sup>\$\$\$</sup> [75,52 94,60]	98,87 [97,34 99,67]	99,15 *** [96,20 99,73]
	Acc (%)	88,99 <sup>\$\$\$</sup> [83,90 96,24]	99,16 [97,75 99,71]	99,32 *** [96,95 99,64]

Note: O valor de P do teste de Wilcoxon vs. Wavedet: \* p < 0,05, \*\* p < 0,01 e \*\*\* p < 0,001. Simbologia equivalente para a comparação vs. Pan-Tompkins (\$) e Vectordet (&).

Na tolerância de 20 ms, o Vectordet e o Pan-Tompkins foram sempre consideravelmente melhores do que Wavedet para as métricas Esp, P<sub>+</sub> e Acc. No entanto, o Wavedet apresentou menor RMSe. A diferença desses resultados na tolerância de 40

ms é que o Wavedet tem todos resultados inferiores, exceto pelo RMSe. Em 40 ms de tolerância, não foi constatado diferença estatística entre Pan-Tompkins e Vectordet para nenhuma métrica. Entretanto, o Vectordet apresentou-se como o algoritmo com o menor tempo de processamento (independe da tolerância), conforme apresentado na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Tempo de processamento  $T_p$  (mediana [primeiro e terceiro quartis]) desempenhado pelos algoritmos. Note-se que o Wavedet e o Pan-Tompkins foram avaliados utilizando MD12.

Wavedet	Pan-Tompkins	Vectordet
3,751 <sup>\$\$\$</sup>	0,025 <sup>&amp;&amp;&amp;</sup>	0,001 <sup>***</sup>
[3,738 3,761]	[0,024 0,025]	[0,001 0,001]

Note: O valor de P do teste de Wilcoxon vs. Wavedet: \*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$  e \*\*\*  $p < 0,001$ . Simbologia equivalente para a comparação vs. Pan-Tompkins (\$) e Vectordet (&).

A representação gráfica da distribuição dos parâmetros RMSe, Se, Esp,  $P_+$  e Acc na tolerância de 40 ms obtidas na MD12 é dada pela Figura 4.1. É válido ressaltar que os *outliers* do Wavedet foram oriundos de ruídos, onda T aguda e protuberante enquanto o Vectordet sofreu com anotações manuais visualmente distantes do pico R real (maior que 40 ms), assim como o Pan-Tompkins, e registros com CVP.

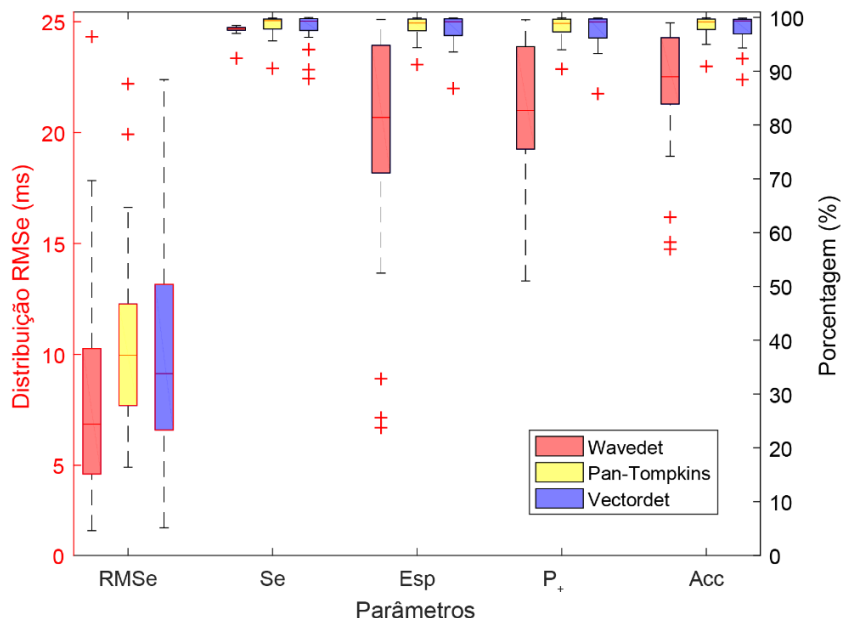


Figura 4.1 – *Boxplot* da distribuição das métricas RMSe, Se, Esp,  $P_+$  e Acc dos algoritmos Wavedet, Pan-Tompkins e Vectordet. Note que o eixo das abscissas em vermelho (esquerdo) corresponde ao RMSe e o eixo em preto (direito) corresponde às demais métricas.

A detecção de picos feitas por qualquer um dos algoritmos estudados sofrem com algumas falhas de detecções intrínsecas na análise proposta, como a falta de correspondência entre marcações manuais e computacionais devido à exclusão de uma

das duas marcações (manual ou computacional) a qual está contida nas bordas eliminadas. Além disso, o Vectordet apresenta capacidade de detecção dificultada pela qualidade e forma de onda do sinal de ECG patológico, conforme ilustrado na Figura 4.2.

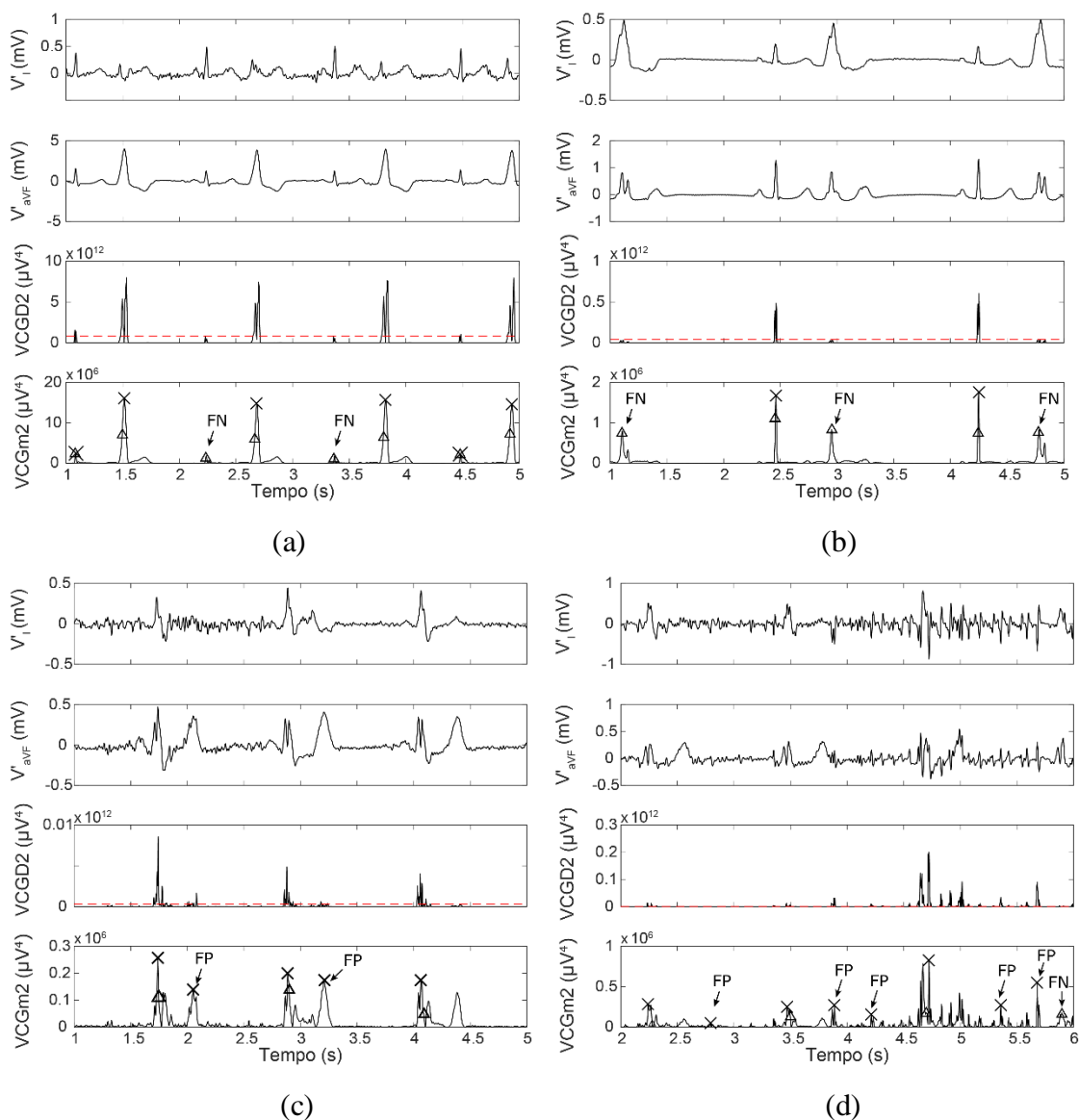


Figura 4.2 – Alguns casos de falha de detecção de pico R decorrente: (a) complexos QRS pouco acentuados junto a CVP; (b) presença alguns complexos QRS pouco agudos e protuberantes; (c) complexos QRS pouco acentuados, amplitude próxima da onda T, sobreposto com ruído muscular; (d) traçados com alto grau de ruído muscular. Note que as marcações computacionais e anotações de referências presentes nos gráficos VCGm2 são representadas por “x” e “Δ”, respectivamente.

## 4.2 Ajuste dos parâmetros arbitrário do algoritmo Vectordet

O Vectordet foi inicialmente analisado sobre a tolerância variando de 4 a 80 ms, como apresentado na Figura 4.3a. O impacto dos erros sistemáticos das marcações causou

Se/Esp de 48,33%/55,08% e 96,68%/98,54% nas tolerâncias de 4 e 40 ms, respectivamente. Até uma tolerância de  $X = \pm 52$  ms há aumento de desempenho, mas tornou-se pouco expressivo acima de 40 ms de tolerância, pois Se e Esp aumentaram menos que 0,4%. Como não é de interesse favorecer algoritmos que encontrem o pico R em posição muito distante do padrão ouro, mesmo que esse seja contestável, 40 ms foi a referência para demais parâmetros.

Ao variar o tamanho da borda a ser eliminada de 0 a 500 ms, ver Figura 4.3b, distorções da filtragem digital sem exclusão de bordas ofereceu um desempenho de Se/Esp de 91,73%/98,79% enquanto a 300 ms de exclusão apresentou 96,68%/98,54%. Eliminação de bordas maiores que 300 ms não trouxe grandes benefícios nas taxas de detecção do algoritmo, assim bordas menores são desejáveis para a preservação do sinal.

A variação do ganho do limiar de pico apresentou alteração no desempenho de detecção menor que 3% no intervalo de  $[0,1; 2]$ , atentando-se que o valor 1 (localizado no joelho da curva) confere a melhor performance na base Incart, ver Figura 4.3c. Valores desse ganho de limiar inferior a  $10^{-4}$  tem sua especificidade saturando em 68,79% devido ao limiar mínimo da estimativa da variabilidade permitida de  $1000 \mu V^4$  determinado no Vectordet.

Após definido o limiar de pico, o uso de filtragem passa-baixa com frequência de corte atingindo um mínimo de 60 Hz ocasionou no aumento desempenho inferior a 0,4% em relação à ausência desse filtro, como ilustrado na Figura 4.3d. Por fim, intervalo de busca de pico R de  $\pm 300$  ms conferiu um acréscimo de 1,6% extra de desempenho em relação a 4 ms conforme a Figura 4.3e.

Os resultados obtidos após os cinco ajustes feitos por meio de curva ROC estão apresentados na Tabela 3.1. Os valores globais finais de detecção obtido dos 164.456 batimentos analisados (redução causada pela eliminação das bordas) foram 161.329 VP's, 174.894 TN's, 3.221 FP's e 3.002 FN's, resultando nas métricas de desempenho global Se = 98,17%, Esp = 98,19%,  $P_+$  = 98,04% e Acc = 98,18%. Note que os intervalos utilizados para a escolha dos parâmetros arbitrários foram selecionados baseados em critérios de implementação, características do sinal e banco de dados utilizado.

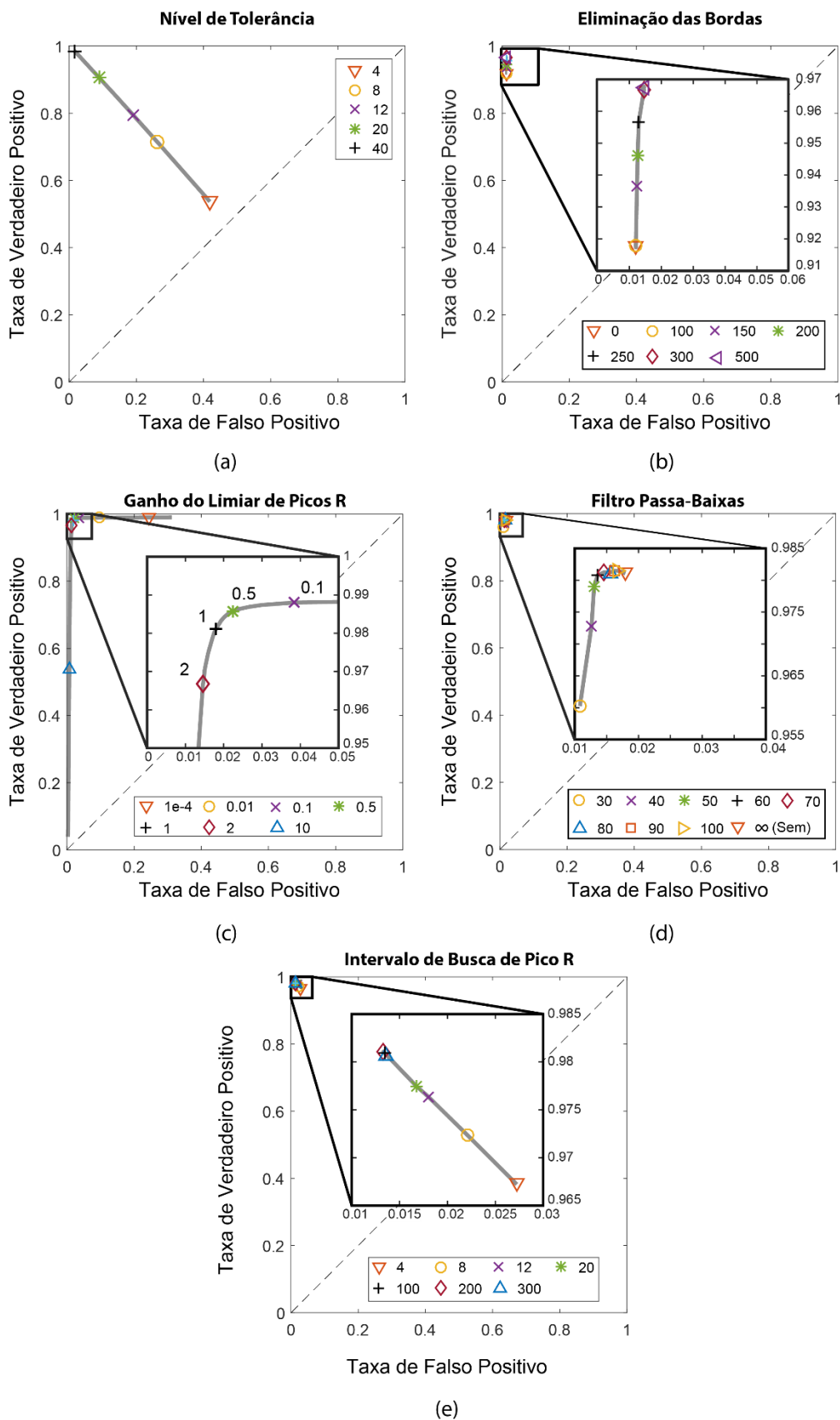
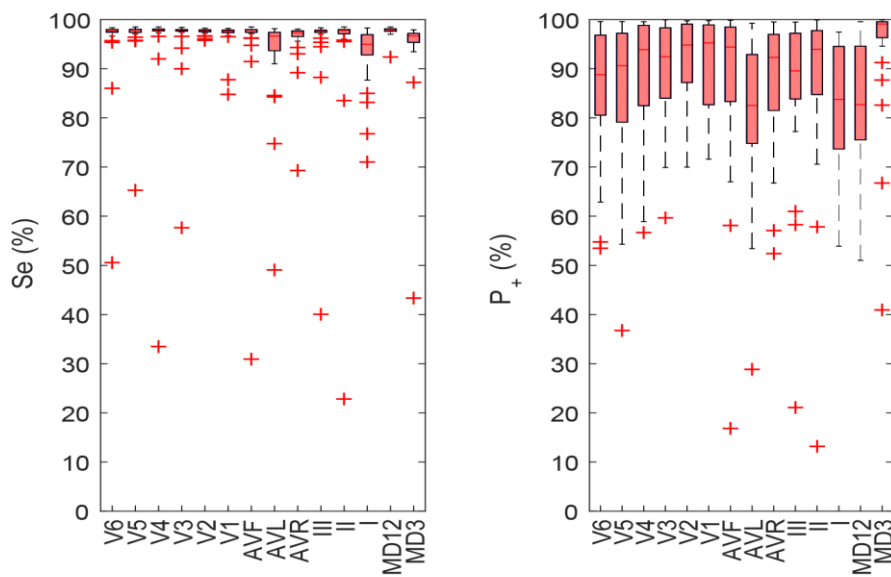


Figura 4.3 – Ajuste de parâmetros por meio de curvas ROC: (a) níveis de tolerância, em ms, (b) exclusão das bordas, em ms, (c) variação do ganho do limiar de pico R, (d) frequência de corte do filtro passa-baixa e (e) intervalo de busca por pico R no VCGm2[n], em  $\pm Z$  ms.

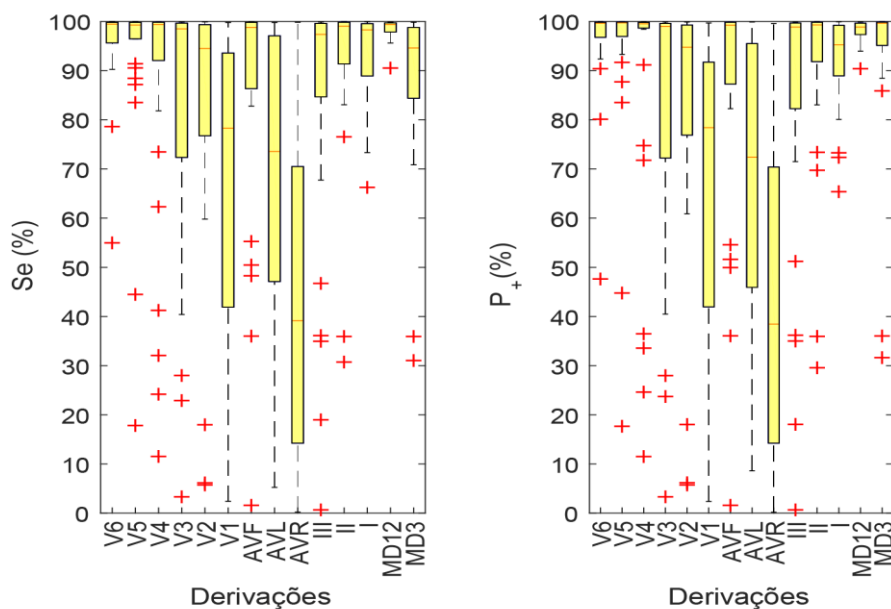
### 4.3 Capacidade de detecção da *Single Lead Rule*

Com base nos dados de detecção do pico R fornecido pelos algoritmos de Wavedet, montou-se a Figura 4.4a. Nela estão distribuídos os valores de Se e P<sub>+</sub> por derivação e também por múltiplas derivações (MD3 e MD12) referente aos 32 pacientes. A Figura 4.4b apresenta os mesmos resultados, porém com os dados fornecidos pelo algoritmo de Pan-Tompkins. Por meio da análise visual dos dados da Figura 4.4a, observa-se que as derivações aVL, I e MD3 possuem menores medianas para Se, enquanto MD3 possui a maior mediana em relação a P<sub>+</sub>. Na Figura 4.4b, constata-se que as derivações V1, aVL e, principalmente, aVR, apresentam os menores valores de mediana dentre o grupo tanto para Se quanto para P<sub>+</sub>.

A partir dos dados de cada *boxplot* da Figura 4.4a, o teste estatístico de Kruskal Wallis acusou diferença estatística ( $p < 10^{-7}$ ) entre as distribuições das derivações ao avaliar-se a Se do Wavedet. O mesmo pode ser observado para Se do Pan-Tompkins e P<sub>+</sub> de ambos os algoritmos. Utilizando um pós-teste, identificou-se quais derivações são de fato diferentes pelos resultados presentes na Figura 4.5. Com base na Se da Figura 4.5a, pode-se notar que as derivações MD3, I e aVL não pertencem à mesma distribuição do conjunto formado por MD12, II, aVF, V2, V3, V4, V5 e V6 da Wavedet. Para P<sub>+</sub>, MD3 foi diferente de MD12, I, III, aVR, aVL, V5 e V6. Para a Se da Figura 4.5b, as derivações V1, aVL e aVR não pertenciam à mesma distribuição que as derivações MD3, II, aVF, V4, V5 e V6. Por fim para a P<sub>+</sub>, as derivações V1, aVL e aVR foram diferentes dos grupos MD3, MD12, II, aVF, V4, V5 e V6 no Pan-Tompkins.



(a)



(b)

Figura 4.4 – *Boxplots* das distribuições dos parâmetros Se e  $P_+$  na tolerância de 40 ms para todas as 12 derivações e as multiderivações provenientes da SLR usando 3 e 12 derivações (MD3 e MD12, respectivamente) dos 32 pacientes referentes à: (a) Wavedet e (b) Pan-Tompkins.

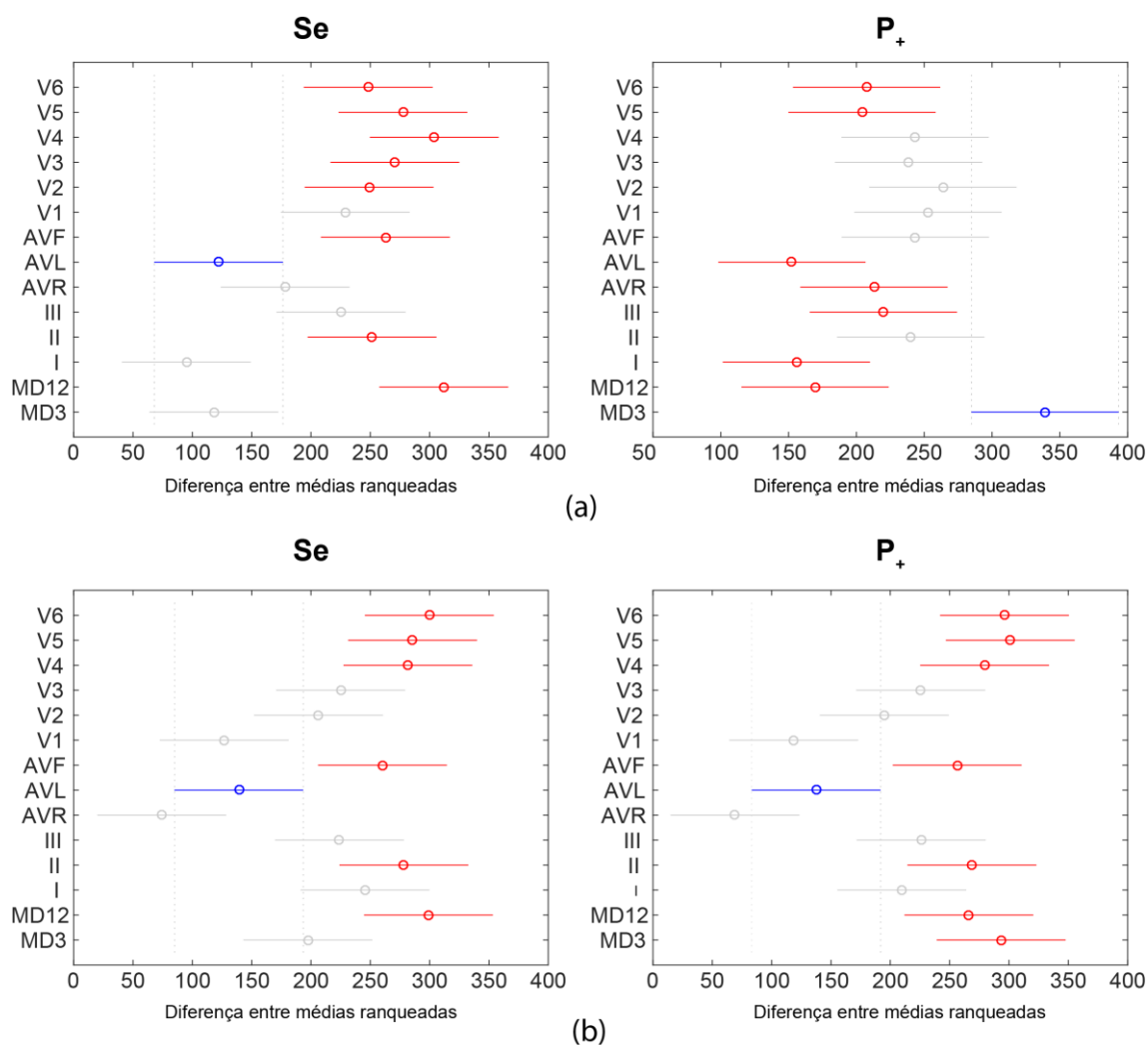


Figura 4.5 – Múltiplas comparações dos dados apresentados nas Figura 4.4. Note-se que nos grupos identificados em vermelho é constatada uma diferença estatística na distribuição dos dados em relação ao grupo azul, enquanto nos grupos identificados por cinza tal diferença não é detectada pelo teste.

# 5 Discussão

Os principais resultados encontrados que serão discutidos a seguir são:

- O Wavedet é o algoritmo com pior desempenho em termos estatísticos, enquanto Vectordet e Pan-Tompkins não apresentam diferença estatística de desempenho, apenas em relação ao tempo de processamento, tendo o primeiro apresentado um custo inferior ao segundo;
- Alterações dos parâmetros arbitrários do algoritmo Vectordet feitos neste trabalho não impactam em grandes variações no desempenho geral, exceto pelo nível de tolerância;
- Desempenhos diferentes podem ser esperados dependendo da derivação utilizada. Assim, a performance entregue pela SLR aos algoritmos de detecção de uma única derivação é compatível ao desempenho apresentado pela maioria das derivações. Em geral, SLR é capaz de ponderar bem múltiplas derivações.

## 5.1 Comparação do desempenho do Vectordet com Pan-Tompkins e Wavedet

Os algoritmos propostos na literatura, além de tipicamente serem destinados à detecção de uma derivação por vez, são validados pelo MIT-BIH, o qual é composto por derivações que fogem do cenário de interesse (padrão ambulatorial de 12 derivações). Com a falta de banco de referência adequado, o banco Incart mostrou-se uma alternativa válida, com a mesma configuração de registro e nível de ruído característico, para a avaliação comparativa dos três algoritmos quando contornado as imprecisas marcações manuais com intervalo de tolerância.

Nessa base de dados de curta de duração considerada no presente trabalho, o algoritmo Vectordet apresentou nível de sensibilidade e preditividade positiva ( $Se = 99,30\%$  e  $P_+ = 99,15\%$  para tolerância de 40 ms, respectivamente) significativamente melhor do que o algoritmo Wavedet, ver Tabela 4.1. Contudo, os resultados não

apresentaram diferença estatisticamente significativa entre Vectordet e o Pan-Tompkins para nenhuma métrica nessa tolerância mais branda, apenas o tempo de processamento o qual é consideravelmente inferior para Vectordet, ver Tabela 4.2. Assim, mesmo que não tenha diferença de desempenho expressiva, o menor tempo de processamento apresentado pelo Vectordet mostra que seu uso seja a melhor alternativa para sistemas com recursos computacionais limitados, como sistemas ambulatoriais de 12 derivações de registros curtos. Mesmo com a crescente melhora da capacidade de processamento de computadores do mercado, a carga computacional destinada à execução de processamento de sinais em ambulatórios deve ser mais leve possível, pois esses sistemas são responsáveis por gerir diversas outras tarefas com recursos computacionais limitados.

O método de detecção utilizado pelo Vectordet possui uma similaridade com o Pan-Tompkins, indicando que, ao se aplicar o Pan-Tompkins no VCG sem SLR, as métricas de desempenho obtidas teriam um grau de similaridade ainda maior. Porém, o tempo de processamento do Pan-Tompkins seria superior pela limitação computacional associada ao seu limiar dinâmico adaptativo. Cabe ressaltar que mesmo que o tempo de processamento não seja a forma mais correta de analisar o tempo de processamento, ele foi realizado para se ter uma estimativa da paridade da sua velocidade de processamento em relação aos demais algoritmos. Além disso, o uso da mediana do tempo de processamento sobre todos os registros minimiza eventuais efeitos inesperados decorrente do processamento inerente ao sistema operacional.

A estatística global é capaz de combinar todos os batimentos de todos os pacientes em uma única distribuição. Entretanto, tal cálculo torna-se inadequado, pois pacientes com mais batimentos tem uma influência maior no resultado final. Por isso, uso de estatísticas pareada, como proposto no presente trabalho, é mais apropriado. Trabalhos anteriores relataram, utilizando estatística global,  $Se = 99,75\%$  e  $P_+ = 99,54\%$  para o Wavedet (MARTINEZ et al., 2004) e  $Se = 99,69\%$  e  $P_+ = 99,77\%$  para Pan-Tompkins (PAN; TOMPKINS, 1985). Apesar dessa similaridade entres os métodos, o Wavedet apresentou desempenho inferior neste trabalho, com  $P_+$  abaixo de 83% e  $Se$  inferior a 98%. O primeiro é justificado pelas altas ocorrências de FP pela detecção de pico de ondas não R enquanto o segundo ocorre por em alguns casos ocorre a falha em encontrar o pico R (FN). Por outro lado, o Vectordet e o Pan-Tompkins apresentam neste estudo uma performance que se aproxima da esperada por essas duas literaturas citadas. Além disso,

---

na metodologia proposta não se omitiu nenhum registro para a análise dos resultados, ao contrário do Elgendi (2013, p. 9) o qual diz que “autores excluem alguns registros do banco de dados para melhorar a acurácia geral”.

Elgendi (2013) encontrou na sua implementação do Pan-Tompkins as métricas  $Se = 49,75\%$  e  $P_+ = 97,49\%$  para a derivação I da base de dados Incart (sem esclarecimento da forma em que a classificação binária foi realizada). Apesar da restrição do número de batimentos impostos na análise proposta, essa  $Se$  é inferior em relação tanto da maior parte das detecções feitas por derivação quanto para MD3 e MD12 na implementação do algoritmo Pan-Tompkins utilizada. Essa divergência se justifica pela implementação de Elgendi (2013) reamostrar sinais não amostrados a 200 Hz, requisito dos filtros utilizados, diferindo-se da implementação de Sedghamiz (2014). Assim, em banco de dados com outra frequência amostragem, caso do Incart, a degradação de performance do algoritmo Pan-Tompkins de Elgendi (2013) é esperada.

O Incart foi escolhido pois o algoritmo a ser proposto baseia-se no padrão ambulatorial de 12 derivações, a aplicação de interesse. No entanto, para lidar com seus erros sistemáticos nas marcações manuais em relação a posição real dos picos R na base de dados, escolheu-se dois valores de tolerâncias (20 ms e 40 ms) para a detecção da posição da onda R, como relatado em trabalho precedente (ELGENDI, 2013). Entretanto, com a definição clara das “regiões positivas e negativas” tal limitação é superada, o que permite o uso de curvas ROC para ajuste e avaliação do desempenho de algoritmos de detecção.

De acordo com a Tabela 4.1, substituindo a tolerância de 20 ms por 40 ms, há um maior ganho de  $Se/P_+$  para os algoritmos Pan-Tompkins e Vectordet (4,3%/4% e 4,3%/5,3%, respectivamente) do que para o Wavedet (0,9%/3%), o qual passa a ser significativamente menos sensível que os outros algoritmos. Nessa transição de tolerâncias, lembrando que ocorre a redução das imprecisões de marcações manuais, os menores ganhos de  $Se$  e  $P_+$  apresentados pelo Wavedet são justificado pelos altos índices de FN e FP. A ocorrência de FP se justifica, principalmente, pelos erros de detecção ao identificar picos de ondas P e T agudas e acentuadas fora de seu período refratário 275 ms como picos R. Embora o RMSe seja um parâmetro com interpretação questionável para a aferição do erro de detecção de cada algoritmo, os três algoritmos têm erro próximo

---

de 2 amostras, sendo que temporalmente o Wavedet destacou-se com menor erro. Como o RMSe depende da posição e do número de VP, a pequena diferença de RMSe entre os algoritmos justifica-se pelo Pan-Tompkins e Vectordet detectarem o pico R, em alguns casos, mais longe da marcação do que o Wavedet, mas ainda dentro da região positiva.

Analisando Vectordet separadamente, percebe-se pelas Figura 4.2a-b que os FN's ocorrem em CVP acentuadas e longas e QRS longos. A primeira indica uma limitação do limiar de pico perante a complexos QRS de amplitudes bem distintas, pois o limiar baseado na estimativa do desvio padrão é intensificado ao ponto de não detectar picos pequenos no VCGD2. O segundo é caracterizado por componentes de frequência inferior ao complexo QRS normal e, por isso, é pouco amplificado – devido à baixa inclinação – ao ponto de não ser detectado pelo limiar. Por sua vez, os casos mais recorrentes de FP's, ver Figura 4.2c-d, são traçados com complexos QRS atenuados acompanhados de ruído ou apenas forte sobreposição de ruído muscular. Por outro lado, analisando diversos traçados de ECG, a ocorrência de FP's não são observadas na presença de ondas T agudas e protuberantes, mostrando a robustez do Vectordet a esse tipo de ocorrência. Portanto, o bom desempenho do Vectordet depende de sinais em que as características primitivas, elevadas amplitude e inclinação, do QRS estejam presentes. Com fator complicador, existe um *trade-off* posto pelo limiar ao lidar com batimento ectópico e o piso de ruído (picos de baixa amplitude).

## 5.2 Ajuste dos parâmetros arbitrários do Vectordet

Em um estudo preliminar de desenvolvimento e de abordagem exploratória do desempenho do Vectordet, o uso pleno do banco Incart permitiu estudar a tendência ótima dos parâmetros do mesmo. Os ajustes dos parâmetros podem ser divididos em duas etapas, em que a primeira compõe a adequação às marcações imprecisas do Incart (tolerância) e a segunda constitui a análise dos valores empíricos (eliminação das bordas, ganho do limiar de pico, frequência de corte do FPB e intervalo de busca) que afetam o desempenho do Vectordet. Cabe ressaltar que apesar do parâmetro global utilizado na seleção dos parâmetros arbitrários atribuir intrinsecamente pesos diferentes para cada registro (i.e. registros com mais batimentos afetam mais o valor dos parâmetros), o grande número de eventos a torna menos susceptível a erros singulares e mais robusto, justificando a sua preferência em diversos relatos (AAMI; ANSI, 1998).

A tendência linear da curva ROC de tolerância da Figura 4.3a sugere a existência de um erro sistemático nas anotações presentes no banco de dados, o que reforça o fato do procedimento de marcação ter sido predominantemente via *software*. A princípio, para valores ótimos, a tolerância 40 ms mostrou-se uma escolha conservadora e propícia para o ajuste dos parâmetros de arbitrários do Vectordet. Limitando a tolerância ao valor mínimo típico da duração de um complexo QRS (80 ms), conseqüentemente inferior que o menor tempo de latência (200 ms), evita-se que classificações errôneas ocorram quando há falha em detectar o pico. Isso pode ser observado quando ruído distante ao pico R é classificado como pico (VP) em tolerância grandes, embora, em uma tolerância menor, deveria identificar um FN e um FP. Assim, dado que as anotações podem estar mal posicionadas, pode-se evitar algoritmos detectores de picos R muito distantes do padrão ouro tenham os seus desempenhos favorecidos. Portanto, as métricas da Tabela 4.1 corroboram a melhoria de desempenho pela tolerância de 40 ms em relação a 20 ms, ao passo que a diferença estatística entre as métricas, em geral, se mantém em ambos os níveis.

Adentrando no método Vectordet, a distorção digital imposta pela filtragem de fase nula se limita nos primeiros e últimos 0,3 s da janela de 10 s, ver Figura 4.3b, pois oscilações rápidas (complexo QRS) na extremidade da janela são as principais fontes de degradação do desempenho do detector. A estabilidade do ganho do limiar de pico, por sua vez, mostra uma certa robustez do algoritmo, flexibilidade de ganho sem sofrer grande variação de desempenho, mesmo que ele seja analisado sobre outros bancos de dados, ver Figura 4.3c.

A redução do desempenho conferido pelo FPB para frequência acima de 60 Hz, ver Figura 4.3d, mostra que as componentes de frequência dos registros analisados podem se estender a valores acima de 100 Hz, mas componentes indesejadas acima de 60 Hz induzem o aumento da detecção de falsos picos R (FP). Como o desempenho do FPB depende do conjunto de dados analisados e da robustez do Vectordet a ruído de alta frequência, o acréscimo mínimo de desempenho encontrado sugere que FPB é dispensável. Constata-se também que a maior derivada em alguns poucos casos ocorrem ligeiramente distante do pico R no VCGm2, fazendo necessário a rebusca na qual escolheu-se convenientemente todo o período refratário, i.e.  $\pm 300$  ms de intervalo de tempo, como ilustrado pela Figura 4.3e. Embora esses parâmetros arbitrários do algoritmo

---

Vectordet foram escolhidos empiricamente com base em ROC, os testes sugeriram que mudanças moderadas nesses valores não alteraram consideravelmente o desempenho do algoritmo.

### 5.3 Capacidade de detecção da *Single Lead Rule*

Ao ser projetado em diferentes derivações, o sinal de ECG combinado com o ruído acometido ocasiona em traçados com diferentes morfologias e qualidade de sinal. Assim, os algoritmos de detecção sobre uma única derivação apresentam desempenhos diferentes de acordo com a derivação analisada. Com o *boxplot* e o teste estatístico dos dados apresentados nas Figura 4.4-5, indicou-se que as derivações (aVL, I) e (V1, aVL, aVR), conferem, respectivamente, desempenho distinto as demais derivações para o Wavedet e Pan-Tompkins, exceto para P<sub>+</sub> do Wavedet. Isso se deve as essas derivações não estarem no mesmo grupo estatístico em um nível de significância de 5%. Além disso, a inferioridade de suas medianas sugere que essas derivações tenham um desempenho pior em relação as demais. Sendo assim, desempenhos distintos são apresentados de acordo com a derivação tomada, e, conseqüentemente, a escolha individual da derivação a ser utilizada passa a depender do tipo de banco de dados sob análise.

A maior limitação desses métodos de detecção por derivação é o pico R ser um fenômeno global ao invés de ser um evento local que ocorre em posições distintas nas diferentes derivações. Portanto, é desejável considerar uma abordagem em que todas as derivações são contabilizadas para produzir marcações globais. Uma alternativa para evitar a escolha tendenciosa da derivação a ser detectada, ao contrário do que é feito em trabalhos da literatura para maximizar o desempenho (ELGENDI, 2013), pode ser feita ao utilizar-se a SLR. A performance apresentada pelas multiderivações MD3 e MD12 têm desempenhos distintos, os quais dependem do comportamento de detecção dos algoritmos. A MD12 entrega melhor sensibilidade enquanto MD3 fornece melhor preditividade positiva para Wavedet. Para o Pan-Tompkins, não se pode concluir diferença estatística significativa entre essas duas MD. Entretanto, MD12 consegue englobar o comportamento apresentado por maior parte das derivações além de tender em níveis de Se e P<sub>+</sub> com maior mediana e menor variabilidade, i.e. resultados melhores e mais concentrados.

Com os diferentes desempenhos de MD3 e MD12, MD12 confere resultados melhores por apresentar valores de sensibilidade maiores. Cabe ressaltar que é desejável que o algoritmo de detecção tenha uma menor ocorrência de FN do que FP, pois uma vez identificado os picos, é possível criar outras regras restritivas do que quando o pico não é encontrado, por exemplo algoritmos que avaliem a qualidade do sinal. Portanto, a SLR sob 12 derivações garante uma ponderação satisfatória/robusta sem prejudicar consideravelmente o poder de detecção do algoritmo. Em contra partida, o tempo de processamento intensifica-se em proporção ao número de derivações analisadas, pois o tempo exigido em cada derivação é, aproximadamente, o mesmo.

## 5.4 Limitações

Uma das limitações do presente trabalho origina-se pela falta de análises quanto à robustez ao ruído, porém o uso de uma base de dados clínica, que retrata o nível de ruído esperado no contexto ambulatorial, acompanhado com um bom desempenho do Vectordet sugere que o mesmo apresenta uma imunidade adequada à aplicação de interesse. Nesse cenário, o algoritmo Vectordet se restringe a detecção de picos R dentro do intervalo 18 – 200 bpm (limites estabelecidos pela estimativa do limiar e pelo período refratário, respectivamente), que é a condição mínima esperada para indicação de um ECG ambulatorial de curta duração. Além disso, realizou-se ajustes na implementação do Vectordet baseado em toda base Incart, mas nenhum tipo de aperfeiçoamento computacional foi realizado para os outros algoritmos, pois considerou-se que as implementações disponibilizadas na *Physionet* (DEMSKI; SORIA, 2016) e por Sedghamiz (2014) já sejam otimizadas. Entretanto, mesmo com a sintonia dos parâmetros arbitrários do Vectordet, alteração de tais parâmetros realizadas neste trabalho implicam em pequena mudança de seu desempenho.

Devido à falta de caracterização feitas por especialistas para cada batimento na base Incart, conforme apresentado por AAMI; ANSI (1998), não é possível avaliar, a princípio, neste trabalho a capacidade do Vectordet em determinar batimentos com formas características. Além disso, a presença de diagnóstico único aos 30 min de registro de cada paciente e suas diferentes combinações presentes em registros distintos dificultam a determinação da performance de cada algoritmo para cada tipo de cardiopatia.

# 6 Conclusões

## 6.1 Conclusões

O algoritmo proposto é caracterizado pela sua simplicidade matemática com relação aos outros algoritmos avaliados (poucas operações e limiar constante), habilidade de detectar o pico R sobre mudanças de morfologias mais típicas do ECG (saudável e patológico) e, principalmente, baixo custo computacional em relação Pan-Tompkins e Wavedet. Embora o seu limiar dependa de testes empíricos assim como no Pan-Tompkins, o Vectordet se sobressai com a detecção baseada em limiar descomplicado (implementação simples) em traçados curtos. Além disso, a fundamentação do limiar na estimativa do desvio padrão do sinal possui bom desempenho sem a necessidade de regras específicas que se adaptem às peculiares formas de ondas do ECG.

Diferentemente de diversos algoritmos que se sustentam na detecção derivação a derivação, o uso de duas derivações ortogonais bem definidas pelo Vectordet restringe apropriadamente a uma única marcação por batimento, dispensando regras ponderadoras de múltiplas detecções. Destaca-se também a baixa variação do seu desempenho ao alterar moderadamente os seus parâmetros internos, indicando a capacidade de manter uma boa performance em outros bancos de dados. Por fim, a boa combinação entre desempenho e custo computacional do Vectordet mostra-se como uma boa opção em aplicações para ECG clínico de 12 derivações de curta duração com recursos computacionais limitados.

## 6.2 Propostas de continuidade

Em trabalhos futuros, pode-se avaliar o desempenho do método na magnitude do VCG em três dimensões ao invés de duas dimensões, plano frontal. Outros estudos pertinentes são a análise da robustez do Vectordet ao ruído presente no meio clínico e a avaliação do desempenho do algoritmo destinado exclusivamente a ECG patológico da população brasileira (intensa heterogeneidade), fazendo necessário o desenvolvimento de um banco de dados com as mais variadas cardiopatias. Além disso, o uso de técnicas de

otimização seria uma abordagem extra para ajustar automaticamente os parâmetros arbitrários do Vectordet em outros bancos de dados.

Visto que existem diferenças grandes de duração e amplitude entre batimentos adjacentes e sinais de baixa qualidade podem ser desfavorecidas com limiares fixos, uma possível melhoria seria o uso de limiar fixo multinível com a redução do limiar no caso RR longos a fim de intensificar a sensibilidade do Vectordet. Em complemento, o estudo do nível de robustez do método proposto perante a presença de ruído é necessário para um melhor ajuste deste segundo limiar.

# Referências Bibliográficas

AAMI; ANSI. **Testing and reporting performance results of cardiac rhythm and ST-segment measurement algorithms**. Arlington, VA: Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1998.

ABIBULLAEV, B.; SEO, H. D. A New QRS Detection Method Using Wavelets and Artificial Neural Networks. **Journal of Medical Systems**, v. 35, n. 4, p. 683–691, ago. 2011.

ALMEIDA, R. et al. Automatic Delineation of T and P Waves Using A Wavelet-Based Multiscale Approach. **Proceedings of the 1st International Congress on Computational Bioengineering**, p. 243–247, set. 2003.

ÁLVAREZ, R. A.; PENÍN, A. J. M.; SOBRINO, X. A. V. A Comparison of Three QRS Detection Algorithms Over a Public Database. **Procedia Technology**, v. 9, p. 1159–1165, 2013.

ANDRADE, M. V. et al. Cost-benefit of the Telecardiology Service in the State of Minas Gerais: Minas Telecardio Project. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 94, n. 4, p. 307–316, 2011.

ARZENO, N. M.; DENG, Z.-D.; POON, C.-S. Analysis of First-Derivative Based QRS Detection Algorithms. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 55, n. 2, p. 478–484, fev. 2008.

BARRETT, K. E.; GANONG, W. F. **Ganong's Review of Medical Physiology**. 23. ed. New York: McGraw-Hill Medical, 2010.

BENITEZ, D. et al. The use of the Hilbert transform in ECG signal analysis. **Computers in Biology and Medicine**, v. 31, n. 5, p. 399–406, set. 2001.

CENTRO DE TELESSAÚDE. **Resultado Abril 2019**. Disponível em: <<https://telessaude.hc.ufmg.br/resultados/resultado-abril-2019/>>. Acesso em: 24 maio. 2019.

CHEN, T. **Enhancing the Diagnostic Quality of ECGs in Mobile Environments**. Tese de Doutorado—Southampton: University of Southampton, Abril 2015.

CHIARUGI, F. et al. Adaptive Threshold QRS Detector with Best Channel Selection Based on a Noise Rating System. **Computers in Cardiology**, p. 157–160, set. 2007.

CIACCIO, E. J.; DUNN, S. M.; AKAY, M. Biosignal Pattern Recognition and Interpretation Systems. Part 3 of 4: Methods of Classification. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 13, n. 1, p. 129–135, fev. 1994.

CLIFFORD, G. D.; AZUAJE, F.; MCSHARRY, P. **Advanced methods and tools for ECG data analysis**. 1. ed. Norwood: Artech House Boston, 2006.

COAST, D. A. et al. An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 37, n. 9, p. 826–836, set. 1990.

CONTI, M. et al. **Mobile Networks for Biometric Data Analysis**. Switzerland: Springer International Publishing, 2016. v. 392

DEMSKI, A. J.; SORIA, M. L. ecg-kit: a Matlab Toolbox for Cardiovascular Signal Processing. **Journal of Open Research Software**, v. 4, n. 1, p. 1–4, 4 abr. 2016.

DEWANGAN, N. K.; KOWAR, M. K. A Review on ECG Signal De-noising, QRS Complex, P and T Wave Detection Techniques. **IJIREEICE**, v. 3, n. 2, p. 10–14, 15 fev. 2015.

DOHARE, A. K.; KUMAR, V.; KUMAR, R. An efficient new method for the detection of QRS in electrocardiogram. **Computers & Electrical Engineering**, v. 40, n. 5, p. 1717–1730, jul. 2014.

EBENEZER, D.; KRISHNAMURTHY, V. Wave digital matched filter for electrocardiogram preprocessing. **Journal of Biomedical Engineering**, v. 15, n. 2, p. 132–134, mar. 1993.

ELGENDI, M. Fast QRS Detection with an Optimized Knowledge-Based Method: Evaluation on 11 Standard ECG Databases. **PLoS ONE**, v. 8, n. 9, p. 1–18, 16 set. 2013.

FRANK, E. General Theory of Heart-Vector Projection. **Circulation Research**, v. 2, n. 3, p. 258–270, maio 1954.

GARGIULO, G. et al. On the Einthoven Triangle: A Critical Analysis of the Single Rotating Dipole Hypothesis. **Sensors**, v. 18, n. 7, p. 1–14, 20 jul. 2018.

GHAFFARI, A. et al. A robust wavelet-based multi-lead electrocardiogram delineation algorithm. **Medical Engineering & Physics**, v. 31, n. 10, p. 1219–1227, dez. 2009.

GOLDBERGER, A. L. et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet. **Circulation**, v. 101, n. 23, p. e215–e220, 13 jun. 2000.

GOLDBERGER, A. L.; GOLDBERGER, Z. D.; SHVILKIN, A. **Goldberger's clinical electrocardiography: A Simplified Approach**. 9. ed. Philadelphia, USA: Elsevier, 2018.

HAIBING, Q.; XIONGFEI, L.; CHAO, P. Discrete Wavelet Soft Threshold Denoise Processing for ECG Signal. **2010 International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation**, p. 126–129, maio 2010.

HERRING, N.; PATERSON, D. J. **Levick's Introduction to Cardiovascular Physiology**. 6. ed. Florida, USA: CRC Press, 2018.

HEUER, A. J.; SCANLAN, C. L. **Wilkins' Clinical Assessment in Respiratory Care**7. Missouri, USA: Elsevier Health Sciences, 2013.

HOBBIE, R. K.; ROTH, B. J. **Intermediate Physics for Medicine and Biology**. 5. ed. Switzerland: Springer, 2015.

HOSSAIN, M. Frugal innovation: A review and research agenda. **Journal of Cleaner Production**, v. 182, p. 926–936, maio 2018.

HWANG, Y.-T. et al. Finding the Optimal Threshold of a Parametric ROC Curve Under a Continuous Diagnostic Measurement. **REVSTAT-Statistical Journal**, v. 16, n. 1, p. 23–43, 2018.

IAIZZO, P. A. **Handbook of cardiac anatomy, physiology, and devices**. 2. ed. Minneapolis: Humana Press, 2015.

WORXI. **The Six-Lead Electrocardiogram**. Dover: iworx, 2015. Disponível em: <<http://www.iworx.com/documents/LabExercises/SixLeadECG.pdf>>. Acesso em: 3 jul. 2018.

KLABUNDE, R. E. Cardiac electrophysiology: normal and ischemic ionic currents and the ECG. **Advances in Physiology Education**, v. 41, n. 1, p. 29–37, 31 jan. 2017.

KOHLER, B.; HENNIG, C.; ORGLMEISTER, R. **QRS Detection Using Zero Crossing Counts**. 2003

KOHLER, B.-U.; HENNIG, C.; ORGLMEISTER, R. The principles of software QRS detection. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 21, n. 1, p. 42–57, fev. 2002.

KORS, J. A.; VAN HERPEN, G. How many electrodes and where? A “Poldermodel” for Electrocardiography. **Journal of Electrocardiology**, v. 35, n. 4, p. 7–12, out. 2002.

MADEIRO, J. P. V. et al. An innovative approach of QRS segmentation based on first-derivative, Hilbert and Wavelet Transforms. **Medical Engineering & Physics**, v. 34, n. 9, p. 1236–1246, nov. 2012.

MALLAT, S.; ZHONG, S. Characterization of Signals from Multiscale Edges. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, v. 14, n. 7, p. 710–732, jul. 1992.

MALMIVUO, J.; PLONSEY, R. **Bioelectromagnetism Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Fields**. New York: Oxford University Press, 1995.

MANIKANDAN, M. S.; SOMAN, K. P. A novel method for detecting R-peaks in electrocardiogram (ECG) signal. **Biomedical Signal Processing and Control**, v. 7, n. 2, p. 118–128, mar. 2012.

MANRIQUEZ, A. I. et al. Multi-Lead T Wave End Detection Based on Statistical Hypothesis Testing. **6th IFAC Symposium on Modelling and Control in Biomedical Systems**, v. 39, n. 18, p. 93–98, 2006.

---

- MARCOLINO, M. S. et al. A telessaúde como ferramenta de apoio à Atenção Primária em Saúde: a experiência da Rede de Teleassistência de Minas Gerais. **Revista Médica de Minas Gerais**, v. 27, n. 1, p. 13–19, 2017.
- MARK, R. G. HST. 542J/2.792 J/BE. 371J/6.022 J quantitative physiology: Organ transport systems. **Lecture Notes from HST/MIT Open Courseware**, 2004.
- MARTÍNEZ, A.; ALCARAZ, R.; RIETA, J. J. Application of the phasor transform for automatic delineation of single-lead ECG fiducial points. **Physiological Measurement**, v. 31, n. 11, p. 1467–1485, 1 nov. 2010.
- MARTINEZ, J. P. et al. A Wavelet-Based ECG Delineator: Evaluation on Standard Databases. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 51, n. 4, p. 570–581, abr. 2004.
- MATZLER, K. et al. Unlocking laggard markets: innovation without high tech. **Journal of Business Strategy**, v. 35, n. 2, p. 19–25, 14 abr. 2014.
- MCGUINNESS, S.; MCKEE, A.; SIDEBOTHAM, D. Chapter 8 - Monitoring. In: SIDEBOTHAM, D. et al. (Eds.). **Cardiothoracic Critical Care**. Philadelphia: Butterworth-Heinemann, 2007. p. 120–137.
- MENDIS, S.; WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Global status report on noncommunicable diseases 2014**. Geneva, Switzerland: WHO Press, 2014.
- MINISTÉRIO DA SAÚDE. **Informações de Saúde**. Brasília: Estatísticas Vitais, 2016.
- 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, jun. 2001.
- MURTHY, V. K. et al. Clinical Usefulness of ECG Frequency Spectrum Analysis. **Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care**, p. 610–612, 9 nov. 1978.
- NEUMAN, M. R. Biopotential amplifiers. In: **Medical instrumentation: application and design**. New Jersey: Wiley Hoboken, 1998. v. 6.
- PAHLM, O.; SÖRNMO, L. Software QRS detection in ambulatory monitoring – a review. **Medical and Biological Engineering and Computing**, v. 22, n. 4, p. 289–297, 1984.
- PAL, S.; MITRA, M. Empirical mode decomposition based ECG enhancement and QRS detection. **Computers in Biology and Medicine**, v. 42, n. 1, p. 83–92, jan. 2012.
- PAN, J.; TOMPKINS, W. J. A Real-Time QRS Detection Algorithm. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 32, n. 3, p. 230–236, mar. 1985.
- PARK, J.-S.; LEE, S.-W.; PARK, U. R Peak Detection Method Using Wavelet Transform and Modified Shannon Energy Envelope. **Journal of Healthcare Engineering**, v. 2017, p. 1–14, 2017.
-

PHUKPATTARANONT, P. QRS detection algorithm based on the quadratic filter. **Expert Systems with Applications**, v. 42, n. 11, p. 4867–4877, jul. 2015.

PUEYO, E. et al. Signal Processing Guided by Physiology: Making the Most of Cardiorespiratory Signals [Life Sciences]. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 30, n. 5, p. 136–142, set. 2013.

QIN, Q. et al. An Adaptive and Time-Efficient ECG R-Peak Detection Algorithm. **Journal of Healthcare Engineering**, v. 2017, p. 1–14, 2017.

RAJ, S.; RAY, K. C.; SHANKAR, O. Development of robust, fast and efficient QRS complex detector: a methodological review. **Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine**, v. 41, n. 3, p. 581–600, set. 2018.

RANGAYYAN, R. M. **Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach**. New York, USA: IEEE Press; Wiley-Interscience, 2002.

RANJEET, K.; KUMAR, A.; PANDEY, R. K. ECG Signal Compression Using Different Techniques. In: UNNIKRIISHNAN, S.; SURVE, S.; BHOIR, D. (Eds.). . **International Conference on Advances in Computing, Communication and Control**. Berlin, Heidelberg: Springer, 2011. v. 125p. 231–241.

SAHOO, S. et al. Multiresolution wavelet transform based feature extraction and ECG classification to detect cardiac abnormalities. **Measurement**, v. 108, p. 55–66, out. 2017.

SAINI, I.; SINGH, D.; KHOSLA, A. QRS detection using K-Nearest Neighbor algorithm (KNN) and evaluation on standard ECG databases. **Journal of Advanced Research**, v. 4, n. 4, p. 331–344, jul. 2013.

SARA, M. **Medical Diagnosis Using Artificial Neural Networks**. Philadelphia, USA: IGI Global, 2014.

SARITHA, C.; SUKANYA, V.; MURTHY, Y. N. ECG Signal Analysis Using Wavelet Transforms. **Bulg. J. Phys**, v. 35, n. 1, p. 68–77, 2008.

SEDGHAMIZ, H. **Matlab Implementation of Pan Tompkins ECG QRS detector**. [s.l.] MATLAB Central, Mathworks, 2014.

SKOURLETOPOULOS, G. et al. **Mobile Big Data: A Roadmap from Models to Technologies**. Switzerland: Springer, 2017. v. 546

SMELTZER, S. C. O. et al. **Brunner & Suddarth's Textbook of Medical-surgical Nursing**. 13. ed. Philadelphia, USA: Lippincott Williams & Wilkins, 2010. v. 1

SORIA, M. L. **Signal Processing for Automatic Heartbeat Classification and Patient Adaptation in the Electrocardiogram**. Tese de Doutorado—Zaragoza: Universidad Zaragoza, 2012.

SÖRNMO, L.; LAGUNA, P. **Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications**. 1. ed. Amsterdam: Elsevier, 2005. v. 8

SURAWICZ, K. **Chou's electrocardiography in clinical practice: adult and pediatric**. 6. ed. Philadelphia, Pa: Elsevier, Saunders, 2008.

TERESHCHENKO, L. G.; JOSEPHSON, M. E. Frequency Content and Characteristics of Ventricular Conduction. **Journal of electrocardiology**, v. 48, n. 6, p. 933–937, 2015.

THAKOR, N. V.; WEBSTER, J. G.; TOMPKINS, W. J. Estimation of QRS Complex Power Spectra for Design of a QRS Filter. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. BME-31, n. 11, p. 702–706, nov. 1984.

VAN ALSTE, J. A.; SCHILDER, T. S. Removal of Base-Line Wander and Power-Line Interference from the ECG by an Efficient FIR Filter with a Reduced Number of Taps. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 32, n. 12, p. 1052–1060, dez. 1985.

YANG, H.; BUKKAPATNAM, S. T.; KOMANDURI, R. Spatiotemporal representation of cardiac vectorcardiogram (VCG) signals. **BioMedical Engineering OnLine**, v. 11, n. 1, p. 1–15, 2012.

ZIDELMAL, Z. et al. QRS detection using S-Transform and Shannon energy. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, v. 116, n. 1, p. 1–9, ago. 2014.