



**Maria Eduarda Noberto dos Santos**

**Classificação de complexo QRS em Sinais Cardíacos  
empregando abordagens baseadas na Decomposição  
Empírica de Modo**

**João Pessoa - PB  
Maio de 2020**



**Maria Eduarda Noberto dos Santos**

## **Classificação de complexo QRS em Sinais Cardíacos empregando abordagens baseadas na Decomposição Empírica de Modo**

Dissertação de Mestrado submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Instituto Federal da Paraíba, como requisito necessário à obtenção do grau de Mestre em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento de Sinais

Cleumar da Silva Moreira, Doutor  
Orientador

Suzete Élide Nóbrega Correia, Doutora  
Coorientadora

João Pessoa – PB, maio de 2020

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação – CIP  
Biblioteca Nilo Peçanha – IFPB, *campus* João Pessoa

S237c Santos, Maria Eduarda Noberto dos.  
Classificação de complexo QRS em sinais cardíacos empregando abordagens baseadas na Decomposição Empírica de Modo / Maria Eduarda Noberto dos Santos. – 2020.  
76 f. : il.

Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba – IFPB / Coordenação de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.  
Orientador: Prof. Dr. Cleumar da Silva Moreira.

1. Engenharia elétrica – Processamento de sinais. 2. Eletrocardiograma (ECG). 3. Arritmia cardíaca. 4. Decomposição Empírica de Modo (EMD). I. Título.

CDU 621.391:616.12-073.7

Bibliotecária responsável Taíze Araújo da Silva – CRB15/536

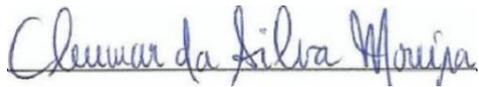
Maria Eduarda Noberto dos Santos

**Classificação de complexo QRS em sinais cardíacos  
empregando abordagens baseadas na Decomposição Empírica  
de Modo**

Dissertação de mestrado submetida ao  
Programa de Pós-Graduação em Engenharia  
Elétrica do Instituto Federal da Paraíba,  
como requisito necessário à obtenção do  
grau de Mestre em Ciências no Domínio da  
Engenharia Elétrica.

Dissertação de Mestrado aprovada pela banca examinadora em: 20/05/2020.

BANCA EXAMINADORA



**Cleumar da Silva Moreira, Dr. – IFPB**

**Orientador**



**Suzete Élica Nóbrega Correia, Dra. – IFPB**

**Coorientadora**



**Rossana Moreno Santa Cruz, Dra. – IFPB**

**Examinadora Interna**



**Silvana Lucineide do Nascimento da Cunha Costa, Dra. – IFPB**

**Examinadora Interna**



**Vinícius Jefferson Dias Vieira, Dra. – UFPB**

**Examinador Externo**

João Pessoa – PB

Maio de 2020

## **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro lugar agradeço a Deus pelo dom da vida e por ter me guiado até aqui. Sempre me fortalecendo e me permitindo seguir em frente em meio a tantas tribulações, angústias e problemas no meio do caminho.

Ao meu amado namorado, por todo apoio, carinho, amor e paciência nesses 7 anos de caminhada juntos. Obrigada por sempre acreditar no meu potencial. Obrigado por tanto.

À minha mãe, que sozinha, sempre cumpriu e continua cumprindo seu papel divinamente, estando sempre ao meu lado nesses quase 28 anos e me apoiando nessa caminhada. A você todo meu amor, respeito e gratidão.

Ao meu amigo Josué, que estamos juntos desde a graduação, sempre oferecendo um ombro amigo nessa caminhada de estudos. A você toda minha gratidão, obrigada por toda paciência, apoio, correções e me encorajar a não desistir. Agradeço, também, aos meus amigos do mestrado, tanto os novos como os que estão comigo desde a graduação, a vocês o meu muito obrigada por cada palavra, parceria e apoio.

Aos meus professores e orientadores maravilhosos, Cleumar Moreira e Suzete Correia, pelos ensinamentos e correções. Agradeço pela oportunidade de trabalhar com pessoas inspiradoras como humanos e como profissionais. Obrigada pela confiança e apoio nessa trajetória.

Aos membros da Banca avaliadora desta Dissertação, pela disponibilidade e por suas valiosas contribuições. E a Capes, pelo suporte financeiro. Essa conquista jamais será individual, gratidão a todos.

*“A mente que se abre a uma nova ideia jamais voltará ao seu tamanho original”.*

(Albert Einstein)

## RESUMO

O eletrocardiograma (ECG) é um exame médico preliminar e importante na assistência diagnóstica de sinais cardiovasculares. A grande demanda de exames, fez surgir estudos para automatizar a análise do sinal de ECG, diminuindo o tempo de laudo pelos especialistas e proporcionando algoritmos para diversos tipos de doenças cardíacas. Nesse contexto, o presente trabalho avalia três diferentes abordagens para a detecção de arritmias utilizando a Decomposição Empírica de Modo (*Empirical Mode Decomposition* – EMD). A primeira abordagem utiliza como pré-processamento o filtro do tipo *Butterworth* e a distinção dos sinais é realizada por meio da frequência cardíaca. A segunda abordagem emprega como pré-processamento algoritmo de Pan e Tompkins e a distinção dos sinais também por meio da frequência cardíaca. A terceira abordagem também utiliza o algoritmo de Pan e Tompkins como pré-processamento e utiliza cinco características para classificar os sinais entre saudáveis e não saudáveis em uma rede neural: frequência cardíaca, entropia, segmento QRS, desvio padrão do segmento QRS, segmento PR e desvio padrão do segmento PR. Formas distintas de avaliação de desempenho foram consideradas, para cada algoritmo implementado, tais como o intervalo de frequência, na primeira abordagem, o número de picos detectados da onda R, na segunda abordagem, e métricas de acurácia, sensibilidade e especificidade, na terceira abordagem. Por fim, é analisada a taxa de acerto, as quais são, respectivamente, 77,08% na abordagem 1, 99,15% na abordagem 2 e 100% na abordagem 3 utilizando a frequência e entropia como característica e uma rede neural. Diante dos resultados obtidos, o método EMD vem sendo muito usado em processamento de sinais e contribuindo em pesquisas de profissionais e pesquisadores.

**Palavras-chave:** arritmias cardíacas, decomposição empírica de modo, eletrocardiograma.

## ABSTRACT

The electrocardiogram (ECG) is a preliminary medical examination and important in the diagnosis of cardiovascular diseases. Due to a great demand for ECGs, studies have been carried out to provide automated analysis of the ECG signal, decreasing the analysis time for specialists, and providing several diagnostic algorithms approaches. Here, an evaluation of three different approaches for detecting cardiac arrhythmias using Empirical Mode Decomposition (Empirical Mode Decomposition - EMD) is presented. The first approach uses the Butterworth-type pre-processing filter, where the heart rate distinguishes the ECG signature. The second approach employs the Pan and Tompkins pre-processing algorithm, being the distinction of signals made by the heart rate. The third approach also uses the Pan and Tompkins algorithm associated with a neural network that uses five features to classify the signals between healthy and non-healthy ones: heart rate, entropy, QRS segment, standard deviation of the QRS segment, PR segment and standard deviation of the PR segment. Different forms of performance analysis were used for each implemented algorithm: frequency range, first approach, number of R waves detected, second approach, and metrics of precision, sensitivity and specificity, third and last approach. Finally, a true positive rate is analyzed, being, respectively, 77.08% in approach 1, 99.15% in approach 2 and 100% in approach 3, where frequency and entropy were used as the analysis features. Considering the obtained results and also the reports already presented in literature, the EMD method is a good alternative in signal processing.

**Keywords:** cardiac arrhythmias, empirical decomposition of modes, electrocardiogram.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1- Anatomia do coração. ....	18
Figura 2 - Membranas que revestem o miocárdio. ....	19
Figura 3 - Ciclo cardíaco: movimento de sístole e diástole.....	19
Figura 4 - Movimento dos íons de sódio e potássio na membrana das células cardíacas formando a onda eletrocardiográfica. ....	21
Figura 5 - Onda ECG característica.....	22
Figura 6 - Derivações Periféricas. ....	24
Figura 7 - Circuito correspondente à disposição dos eletrodos na derivação bipolar. ....	24
Figura 8 - Circuito correspondente à disposição dos eletrodos na derivação unipolar. ....	25
Figura 9 - Derivações precordiais e suas disposições.....	26
Figura 10 - Efeito do ruído linha de base no sinal ECG.....	27
Figura 11 - Efeito da interferência da rede elétrica no sinal de ECG.....	27
Figura 12 - Efeito do ruído muscular no sinal de ECG. ....	28
Figura 13 - Sinal ECG com taquicardia ventricular. ....	29
Figura 14 - Sinal ECG com <i>flutter</i> ventricular. ....	29
Figura 15 - Sinal ECG com fibrilação atrial e flutter atrial. ....	30
Figura 16 - Representação das envoltórias e sua média. ....	32
Figura 17 - Ilustração de um sinal técnico USDJPY sendo decomposto até o resíduo.....	33
Figura 18 - Esquema do algoritmo de Pan e Tompkins. ....	34
Figura 19 - EMD e Filtro <i>Butterworth</i> . ....	45
Figura 20 - Três primeiras IMFs do sinal de ECG 232. ....	46
Figura 21 - Sinal resultante da soma das três primeiras IMFs. ....	46
Figura 22 - Sinal ECG com remoção dos valores negativos e marcação dos picos.....	47
Figura 23 - EMD e Algoritmo de Pan e Tompkins. ....	48
Figura 24 - IMFs do sinal de número 100 da base de dados. ....	49
Figura 25 - Etapas da metodologia 2 da aquisição dos sinais até a janela móvel. ....	50
Figura 26 - Detecção dos picos R na amostra número 100. ....	51
Figura 27 - EMD e classificador.....	52
Figura 28 - Arquitetura de uma rede MLP com duas camadas. ....	53
Figura 29 - Esquema da validação <i>k-fold</i> . ....	53
Figura 30 - Função de ativação ReLU.....	54

Figura 31 - Comparativos de detecção do sinal R referente o Quadro 3.....	58
Figura 32 - Comparativos do Quadro 4.....	60
Figura 33 - Comparação as abordagens em termos de acurácia.....	62

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Síntese EMD e ECG.....	39
Quadro 2 - Esquema da matriz de confusão.....	54
Quadro 3 - Resultado da abordagem 1. ....	57
Quadro 4 - Dados comparativos de detecção do sinal R da abordagem 2.....	58
Quadro 5 - Métricas de desempenho de cada característica individualmente.....	59
Quadro 6 - Métricas de desempenho do Grupo 1.....	60
Quadro 7 - Métricas de desempenho do Grupo 2.....	61
Quadro 8 - Métricas de desempenho do Grupo 3.....	61
Quadro 9 - Métricas de desempenho do Grupo 4.....	61
Quadro 10 - Métricas de desempenho do Grupo 5.....	61
Quadro 11- Resultados apresentados na literatura. ....	62

## LISTA DE SIGLAS

Acc	Acurácia
PTB	<i>Physikalisch-Technische Bundesanstalt</i>
SNR	<i>Signal to noise ratio</i>
KNN	<i>k nearest neighbors</i>
IIR	<i>Infinite Impulse Response</i>
HHT	Transformada de <i>Hilbert Huang</i>
ECG	Eletrocardiograma
EMD	<i>Empirical Mode Decomposition</i>
DCT	<i>Discrete Cosine Transform</i>
DFT	<i>Discrete Fourier Transform</i>
DWT	<i>Discrete Wavelet Transform</i>
BEMD	<i>Bidimensional Empirical Mode Decomposition</i>
IFPB	Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba
IMF	<i>Intrinsic Mode Function</i>
ReLU	<i>Rectified Linear Unit</i>
RNA	Rede neural artificial
Se	Sensibilidade
Sp	Especificidade
MIT	<i>Massachusetts Institute of Technology</i>
BIH	<i>Hospital Beth Israel de Boston</i>
DWT	<i>Discrete wavelet transform</i>

# SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>14</b>
1.1 OBJETIVOS .....	15
<b>1.1.1 Objetivo Geral .....</b>	<b>15</b>
<b>1.1.2 Objetivos Específicos .....</b>	<b>15</b>
1.2 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO .....	15
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>17</b>
2.1 ANATOMIA DO CORAÇÃO .....	17
2.2 ELETROCARDIOGRAMA.....	20
2.3 ECG E SUAS DERIVAÇÕES ELETROCARDIOGRÁFICAS.....	23
2.4 ARTEFATOS DO ECG .....	26
<b>2.4.1 Ruídos de Linha de Base .....</b>	<b>27</b>
<b>2.4.2 Interferências de rede elétrica .....</b>	<b>27</b>
<b>2.4.3 Ruído Muscular .....</b>	<b>28</b>
2.5 DOENÇAS CARDÍACAS E O COMPLEXO QRS .....	28
2.6 DECOMPOSIÇÃO EMPÍRICA DE MODO .....	30
2.7 ALGORITMO DE PAN E TOMPKINS .....	34
2.8 ESTADO DA ARTE .....	35
<b>3 METODOLOGIA.....</b>	<b>43</b>
3.1 BANCO DE DADOS - MIT-BIH ARRHYTHMIA .....	43
3.2 TRAJETÓRIA METODOLÓGICA.....	44
<b>3.2.1 EMD e Filtro <i>Butterworth</i> .....</b>	<b>44</b>
<b>3.2.2 EMD e algoritmo de Pan e Tompkins.....</b>	<b>47</b>
<b>3.2.2 EMD, Algoritmo de Pan e Tompkins e Redes Neurais .....</b>	<b>51</b>
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>56</b>

4.1 RESULTADOS DA ABORDAGEM 1.....	56
4.2 RESULTADO DA ABORDAGEM 2.....	57
4.3 RESULTADO DA ABORDAGEM 3.....	59
<b>5 CONCLUSÃO.....</b>	<b>64</b>
5.1 TRABALHOS FUTUROS.....	65
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>66</b>
<b>APÊNDICE A – FREQUÊNCIAS DETECTADAS (ABORDAGEM 1).....</b>	<b>71</b>
<b>APÊNDICE B – NÚMERO DE PICOS R DETECTADOS (ABORDAGEM 2).....</b>	<b>73</b>
<b>ANEXO A – BANCO DE DADOS MIT-BIH.....</b>	<b>75</b>

## 1 INTRODUÇÃO

O coração é o órgão mais conhecido do corpo humano, sendo o centro de atração de pessoas de diferentes culturas e áreas de conhecimento de vida, como filósofos, artistas, poetas e médicos. Anatomicamente, o coração é um dos órgãos mais eficientes do corpo humano, ele possui um músculo que bombeia o sangue através da rede de átrios e veias chamada sistema cardiovascular. Qualquer afecção que dificulte ou impeça a boa circulação sanguínea é denominada de doença cardíaca que é uma das causas mais comuns de morbidade e mortalidade nos países desenvolvidos e em desenvolvimento (SHAH et al., 2009). No Brasil, em 2020, de acordo com a Sociedade Brasileira de Cardiologia, as doenças cardiovasculares foram responsáveis por cerca de 30% dos óbitos, que corresponde a mais de mil mortes por dia (SOCIEDADE et al., 2020).

A atividade elétrica cardíaca é registrada por meio de um aparelho chamado eletrocardiógrafo e constitui o Eletrocardiograma (ECG), exame médico que representa uma ferramenta primordial no diagnóstico primário, prognóstico e análise de doenças cardíacas. O sinal de ECG é formado basicamente por cinco ondas características: P, Q, R, S e T. Essas ondas refletem o comportamento do coração à passagem do impulso elétrico, em que alterações nessas ondas estão atreladas a patologias do músculo cardíaco (BOXT; LIPTON, 2019).

Com o advento da eletrocardiografia, foi possível o desenvolvimento de tecnologias que amplificaram o conhecimento sobre arritmias e distúrbios de condução. A extração automática de parâmetros do ECG compreende um conjunto de etapas, que se iniciam com a detecção e a segmentação de suas ondas características. A correta detecção do complexo QRS e o seu respectivo delineamento são condições fundamentais para a detecção e segmentação eficiente das outras ondas que compõem o ECG (BARRETO, 2018).

Diferentes algoritmos têm sido propostos para a detecção do complexo QRS, dentre eles destacam - se os filtros digitais, a transformada *wavelet*, modelos de segmentação, como o Modelo de *Markov*, uso da inteligência computacional, como redes neurais e algoritmos genéticos (ACHARYA et al., 2017). Uma técnica que vem sendo bastante utilizada com sinais cardíacos é a Decomposição Empírica de Modo (EMD, do inglês *Empirical Mode Decomposition*), mostrando-se como uma técnica simples e utilizada em várias áreas da ciência (HUANG et al., 1998).

Com o intuito de fornecer uma técnica com um bom desempenho na detecção de arritmias cardíacas, o presente trabalho propõe três algoritmos empregando a EMD. A classificação e validação dos resultados ocorreu utilizando o banco de dados de arritmias do MIT (GONZALEZ et al., 2017). Esse banco de dados é o mais usado como referência para testes de desempenho de técnicas de processamento de sinais e ele é completamente validado por cardiologistas. As abordagens analisadas serão avaliadas ora por métricas de desempenho e ora por informações fornecidas pelo banco de dados.

## **1.1 Objetivos**

### **1.1.1 Objetivo Geral**

Utilizar a decomposição empírica de modo na detecção de arritmias em sinais ECG com três abordagens diferentes.

### **1.1.2 Objetivos Específicos**

- Realizar uma pesquisa sobre as técnicas de detecção do complexo QRS, de modo a identificar as técnicas que forneçam altas taxas de desempenho;
- Implementar uma técnica, cujos parâmetros forneçam bom desempenho na classificação de sinais de ECG;
- Aplicar as técnicas de classificação de padrões para discriminar entre sinais saudáveis e com patologias;
- Avaliar as técnicas desenvolvidas.

## **1.2 Organização do trabalho**

O Capítulo 1 apresenta a parte introdutória do trabalho, abordando o motivo e justificativa da pesquisa e os objetivos do trabalho. No Capítulo 2 é apresentado a fundamentação teórica necessária para compreensão do método aplicado, abordando conceitos básicos como: anatomia do coração, eletrocardiograma, ECG e suas derivações eletrocardiográficas, artefatos no ECG, doenças cardíacas e o complexo QRS, método de Decomposição Empírica de Modo e algoritmo de Pan e Tompkins.

No Capítulo 4 é apresentada as abordagens empregadas, tais como informações sobre a base de dados utilizada nesta pesquisa, assim como todo o desenvolvimento metodológico.

No Capítulo 5 são apresentados e discutidos os resultados. E, por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as considerações finais, destacando as contribuições desta pesquisa e as sugestões para trabalhos futuros.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

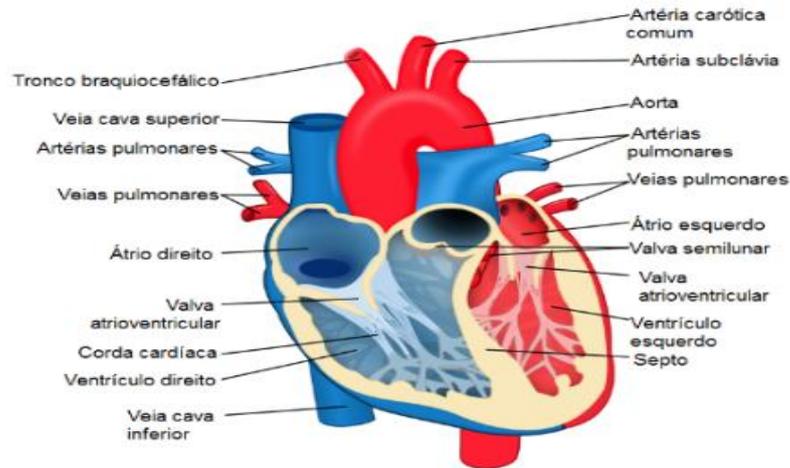
Nesse capítulo serão abordados tópicos que embasam o entendimento do projeto.

### 2.1 Anatomia do Coração

O sistema cardiovascular apresenta-se como uma rede de transporte de sangue contendo nutrientes, oxigênio e substâncias residuais das células. É constituído pelo coração e vasos sanguíneos. O coração humano é um órgão muscular, com cavidades e o principal representante do sistema circulatório do corpo.

Destinado a impulsionar o sangue através dos vasos, coração humano é localizado no peito diretamente acima do diafragma, na região do tórax. Possui dois terços de seu volume mais à esquerda da linha mediana que divide o corpo. Normalmente varia com a altura e o peso, mas em geral, é relativamente pequeno medindo aproximadamente 12 cm de comprimento, 9 cm de largura em sua parte mais ampla e 6 cm de espessura. Sua massa é, em média, 300 g em adultos (KNIGHT, 2017).

O coração humano é tetracavitário, ou seja, contém quatro cavidades em sua composição: duas superiores denominadas átrios e duas inferiores denominadas de ventrículos (EDWARDS et al., 1997). A Figura 1 apresenta o esquema do coração, composto por suas cavidades internas, válvulas e outras estruturas importantes na anatomia do músculo cardíaco. Os átrios são responsáveis pelo recebimento do sangue que chega ao coração, através das veias e são separados por uma parede (membrana) chamada de septo interatrial. Os ventrículos têm a função de bombear o sangue para todo o corpo, por meio das artérias e são divididos por uma estrutura semelhante, chamada septo interventricular (KNIGHT, 2017).

**Figura 1**– Anatomia do coração.

**Fonte:** Adaptado de Bunde (2005).

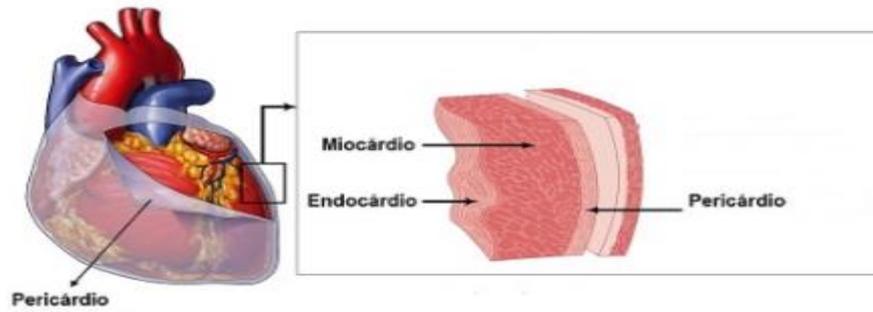
Entre o átrio esquerdo e o ventrículo esquerdo, separando as duas cavidades, encontra-se a válvula mitral e entre essas cavidades no lado direito está a válvula tricúspide. As válvulas mitral e tricúspide são comumente chamadas de válvulas atrioventriculares, ou ainda, semilunares. No átrio esquerdo chegam diretamente quatro veias pulmonares, que conduzem sangue proveniente dos pulmões. No átrio direito chegam diretamente as veias cava superior e inferior, que são os condutores do sangue proveniente de todas as partes do organismo.

Do ventrículo esquerdo sai a grande artéria aorta, que distribui sangue para todo o organismo, por meio das suas ramificações arteriais. Na saída do ventrículo esquerdo situa-se a válvula aórtica, a qual separa esta cavidade ventricular da aorta. Do ventrículo direito sai a artéria pulmonar, que é a condutora do sangue em direção aos pulmões. Entre a saída da cavidade ventricular direita e o início da artéria pulmonar encontra-se a válvula pulmonar (JUNQUEIRA; CARNEIRO, 2012).

O coração é composto de uma estrutura muscular espessa, de cerca de 1 a 2 cm, denominada miocárdio e que compõe as paredes das cavidades atriais e ventriculares. O miocárdio é revestido externamente por uma estrutura membranosa chamada de pericárdio, cuja função é proteger o miocárdio e permitir o movimento do órgão durante o seu funcionamento mecânico. Internamente, o miocárdio é revestido por uma outra membrana chamada de endocárdio, que fica em contato direto com o sangue, separando a musculatura, do interior das cavidades do órgão.

A Figura 2 mostra as membranas que revestem o miocárdio, em que é possível notar que além das diferentes localizações, essas membranas também diferem em espessura.

**Figura 2** – Membranas que revestem o miocárdio.

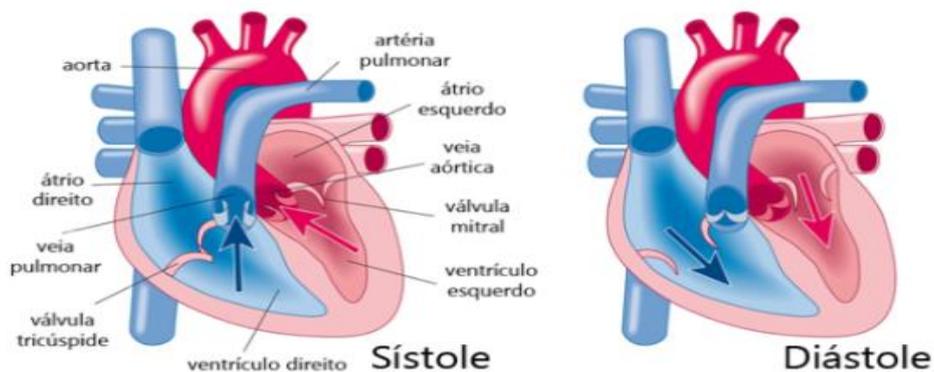


**Fonte:** Adaptado de Castelli (2016).

O coração ciclicamente se contrai, em um movimento chamado de sístole e relaxa em um movimento chamado de diástole. Em sístole, lança o sangue em direção às artérias e em diástole, recebe o sangue proveniente das veias. O ciclo cardíaco consiste no movimento sístole-diástole simultâneo das cavidades atrioventriculares. É esse ciclo que caracteriza cada batimento cardíaco (BOXT; LIPTON, 2019).

O início do batimento cardíaco acontece nas cavidades atriais. Na sístole atrial, o sangue é impulsionado dos átrios para os ventrículos e as válvulas atrioventriculares, tricúspide e mitral encontram-se abertas para a passagem do fluxo sanguíneo. Ainda nessa fase, as válvulas aórtica e pulmonar encontram-se fechadas, como é possível observar na Figura 3, que ilustra os movimentos associados ao ciclo cardíaco.

**Figura 3** – Ciclo cardíaco: movimento de sístole e diástole.



**Fonte:** Adaptado de Florence (2014).

Em seguida, acontece a fase da sístole ventricular: as válvulas atrioventriculares estão fechadas e as válvulas aórtica e pulmonar abertas para a passagem do sangue. Por fim, a diástole

acontece, e é quando os ventrículos são preenchidos por sangue. Neste momento as válvulas atrioventriculares estão abertas e as válvulas semilunares fechadas (OLIVEIRA et al., 2019).

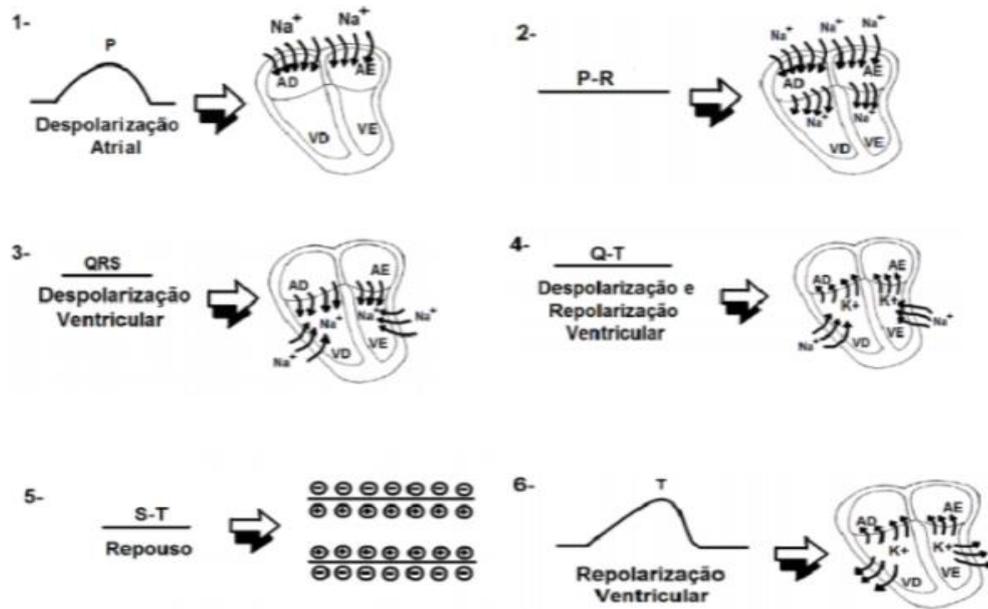
## 2.2 Eletrocardiograma

A eletrocardiografia é a ciência que estuda as oscilações elétricas cardíacas. Durante a atividade cardíaca, originam-se impulsos elétricos que são registrados por meio de um aparelho denominado eletrocardiógrafo. Esse aparelho registra um sinal chamado eletrocardiograma (ECG) que constitui um exame realizado na área de cardiologia, registrando os fenômenos elétricos decorrente da atividade cardíaca no tempo (GOLDBERGER et al., 2017).

O coração bate na ausência de qualquer conexão nervosa, pois a atividade elétrica que gera o batimento cardíaco reside no próprio músculo cardíaco. Após o início do batimento, a atividade elétrica se espalha por todo o coração alcançando rapidamente todas as células cardíacas com o tempo correto. Isso permite a contração coordenada de células individuais.

A atividade elétrica das células cardíacas depende dos gradientes iônicos através de suas membranas plasmáticas e das mudanças na permeabilidade aos íons de sódio  $Na^+$  e potássio  $K^+$ , provocados pela abertura e fechamento dos canais de cátions (VAN et al., 2016). A Figura 4 mostra, passo a passo, como as diferenças de potencial, advindas dos movimentos dos íons de sódio  $Na^+$  e potássio  $K^+$ , formam a onda eletrocardiográfica.

**Figura 4** – Movimento dos íons de sódio e potássio na membrana das células cardíacas formando a onda eletrocardiográfica.



**Fonte:** Adaptado de Costa (2017).

Essa atividade compreende a sucessão cíclica de dois eventos: o potencial de repouso e o potencial de ação, que podem ser vistos como dipolos em movimento. O potencial de repouso consiste no equilíbrio dinâmico entre os potenciais elétricos, gerados pelo movimento dos íons, na membrana celular, deixando a célula polarizada. Em outras palavras, quando a célula está em repouso, não há passagem de íons do meio externo para o interno ou vice-versa, por isso os potenciais elétricos, tanto interno quanto externo, permanecem constantes (GOLDBERGER et al., 2017).

A célula miocárdica em repouso (polarizada) tem elevada concentração de potássio, e apresentando-se negativa em relação ao meio externo que possui elevada concentração de sódio. À medida que se propaga um estímulo elétrico, ocorrem trocas iônicas e há uma tendência progressiva da célula a se tornar positiva, enquanto o meio extracelular ficará gradativamente negativo.

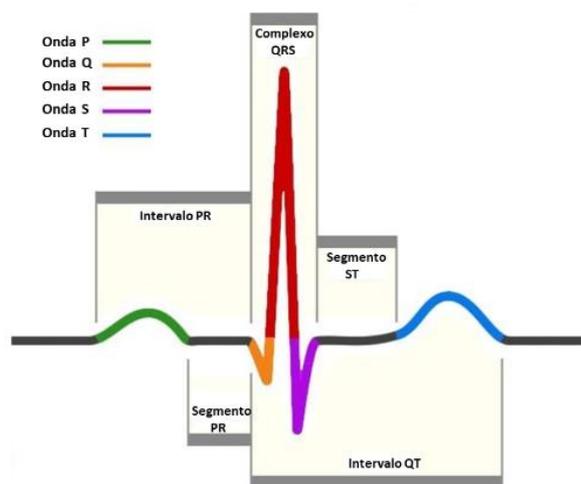
A repolarização fará com que a célula volte às condições normais, basais da célula. Uma onda progressiva de despolarização pode ser considerada como onda móvel de cargas positivas. Assim, quando a onda positiva de despolarização se move em direção a um eletrodo da pele (positivo), registra-se no ECG uma deflexão positiva (para cima).

Por outro lado, quando a onda apresenta sentido contrário, ou seja, quando a onda de despolarização vai se afastando do eletrodo, tem-se uma deflexão negativa no ECG. Quando

não ocorre nenhuma atividade elétrica, a linha se torna isoeletrica, ou seja, nem positiva nem negativa (COSTA, 2017).

O sinal de ECG é composto por formas elementares denominadas: onda P, complexo QRS e onda T (GOLDBERGER et al., 2017). A Figura 5 apresenta a onda de ECG característica e seus segmentos, na qual a onda P marca o início do ciclo cardíaco representando um reflexo da ativação da musculatura dos átrios, derivada de sua despolarização e possui, em sua normalidade, amplitude máxima de 2,5 mm e duração inferior a 110 ms. O segmento PR é uma linha isoeletrica e indica o tempo em que o estímulo elétrico leva para alcançar os ventrículos. Dependendo da frequência cardíaca, a duração é em torno de 120 a 210 ms (PASTORE et al., 2016).

**Figura 5**– Onda ECG característica.



**Fonte:** Adaptado de Costa (2017).

O complexo QRS está diretamente atrelado à ativação ventricular, a qual, em pacientes adultos, sua duração varia entre 60 e 100 ms. O segmento ST representa o tempo que o estímulo leva para repolarizar os ventrículos. Por fim, a onda T representa a repolarização ventricular em sua quase totalidade, é uma onda arredondada e assimétrica, com a fase ascendente mais lenta e a descendente mais rápida, tem sua amplitude variável (PASTORE et al., 2016).

## 2.3 ECG e suas derivações eletrocardiográficas

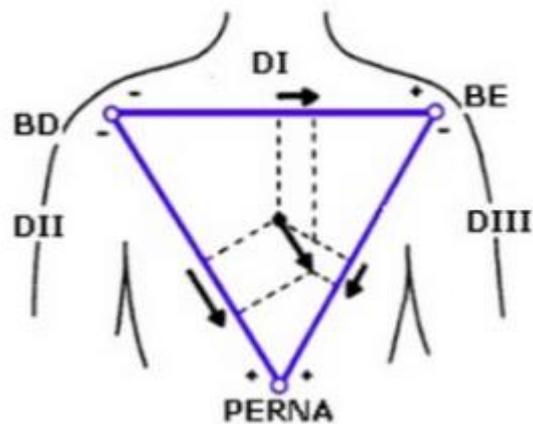
Em consequência dos fenômenos elétricos gerados durante a excitação cardíaca, são geradas na superfície do corpo diferenças de potencial. Estas diferenças podem ser medidas e registradas. Os pontos do corpo a serem explorados são ligados ao aparelho de registro por meio de fios condutores (eletrodos). Dessa forma, obtém-se as chamadas derivações que podem ser definidas de acordo com a posição dos eletrodos (FRANCO et al., 2018).

Essas derivações podem ser unipolares ou bipolares. A derivação unipolar é caracterizada por registrar variações de potenciais advindas do eletrodo positivo, quando o eletrodo negativo está a uma distância grande do coração. A derivação bipolar é aquela que registra a diferença de potencial entre eletrodos que estão a uma mesma distância do coração (FRANCO et al., 2018).

Essas derivações que existem são comumente chamadas de sistema de 12 derivações, pois são representadas de 12 maneiras distintas pelas quais os eletrodos podem ser conectados. Essas derivações podem ser classificadas em precordiais ou periféricas. A derivação periférica também chamada de plano frontal mostra o deslocamento vetorial, da diferença de potencial entre os eletrodos, de frente, permitindo observar esse deslocamento para direita, esquerda, para cima ou para baixo. Por outro lado, a derivação precordial mostra profundidade permitindo uma ideia de deslocamento para frente ou para trás e também, para direita ou esquerda (FRANCO et al., 2018).

Das 12 derivações básicas que compõe o ECG seis são periféricas, sendo três bipolares DI, DII e DIII e três unipolares aVR, aVL e aVF. As derivações bipolares foram determinadas pelo médico fisiologista *Einthoven*, criador do primeiro eletrocardiógrafo. Para obtê-las é preciso dispor os eletrodos nos braços direito, esquerdo e perna esquerda formando um triângulo equilátero, como mostrado na Figura 6, conhecido por triângulo de *Einthoven*. Ele imaginou o coração no centro desse triângulo, cujos vértices representam o ombro direito, ombro esquerdo e perna esquerda (GARGIULO et al., 2018).

**Figura 6**– Derivações Periféricas.

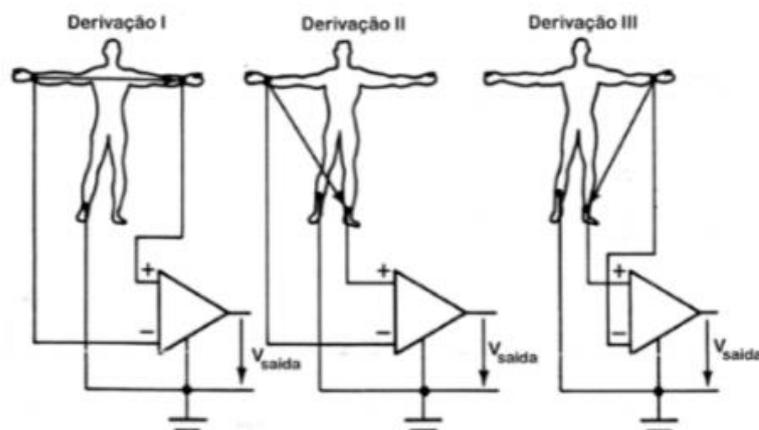


**Fonte:** Adaptado de Costa (2017).

Por convenção, foi estabelecido que o primeiro eletrodo (positivo) da derivação DI é colocado no ombro esquerdo e o segundo eletrodo (negativo) no ombro direito. Na derivação DII, o eletrodo positivo é colocado na perna esquerda e o negativo no ombro direito. Enquanto na derivação DIII, o positivo é colocado na perna esquerda e o negativo no ombro esquerdo (BARRETO, 2018).

Essa orientação foi baseada na Segunda Lei de *Kirchhoff* que diz que em um circuito fechado, a soma das diferenças de potencial é igual a zero. Na Figura 7, é apresentada uma visão frontal do circuito, correspondente às derivações DI, DII e DIII, respectivamente.

**Figura 7** – Circuito correspondente à disposição dos eletrodos na derivação bipolar.



**Fonte:** Adaptado de Barreto (2018).

No triângulo de *Einthoven* a polaridade de DII é invertida a fim de obter um registro positivo da onda R nas três derivações. A diferença de potencial de cada derivação é obtida segundo as Equações (2.1), (2.2) e (2.3).

$$DI = \text{Ombro esquerdo} - \text{Ombro direito} \quad (2.1)$$

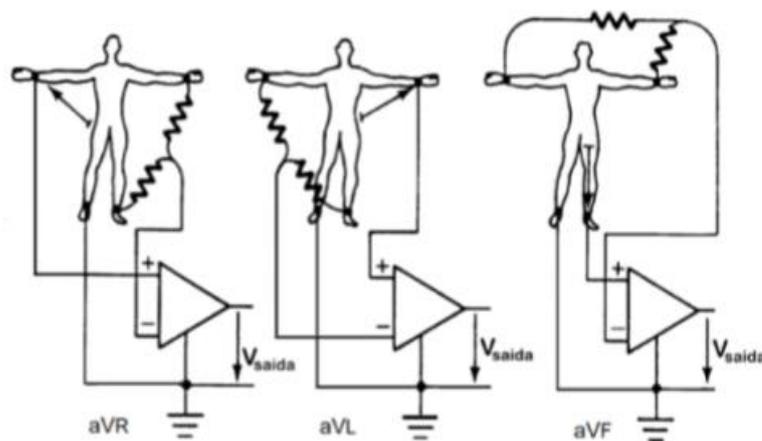
$$DII = \text{Perna} - \text{Ombro direito} \quad (2.2)$$

$$DIII = \text{Perna} - \text{Ombro esquerdo} \quad (2.3)$$

Nas derivações unipolares registra-se, isoladamente, o potencial elétrico de uma região ou de um ponto. A Figura 8, mostra o circuito correspondente a essas derivações, que são caracterizadas pela colocação convencional dos eletrodos positivos no ombro direito e esquerdo e na perna esquerda, representando as derivações aVR, aVL e aVF respectivamente (COSTA, 2017).

Para essas derivações são utilizados circuitos constituídos basicamente por três fios. Em cada fio, há uma resistência de 5 kΩ. A resistência de 5 kΩ tem a finalidade de tornar menor a diferença entre a resistência ôhmica da pele na qual os eletrodos estão dispostos (GARGIULO et al., 2018).

**Figura 8**– Circuito correspondente à disposição dos eletrodos na derivação unipolar.

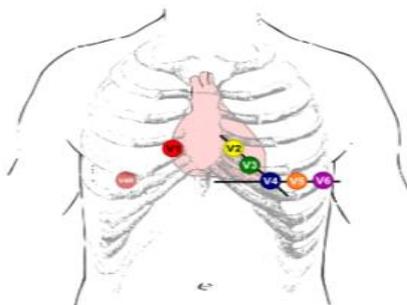


**Fonte:** Adaptado de Barreto (2018).

Na derivação precordial, as derivações são unipolares e denominadas de V1, V2, V3, V4, V5 e V6. Na Figura 9, pode-se observar a disposição dos eletrodos que determinam cada derivação. Nas derivações precordiais, o eletrodo positivo é posicionado no tórax (chamado de

eletrodo explorador) representado por VR4 e o negativo move-se do lado direito para o esquerdo caracterizando as derivações de V1 a V6.

**Figura 9**– Derivações precordiais e suas disposições.



**Fonte:** Adaptado de Barreto (2018).

Além das 12 derivações que compõe o ECG convencional há mais três derivações, Vx, Vy e Vz chamadas de derivações ortogonais (COSTA, 2017).

## 2.4 Artefatos do ECG

A análise de ECG diz respeito à interpretação do ECG de pacientes em repouso, testes de estresse, monitoramento ambulatorial ou monitoramento de cuidados intensivos, que formam um conjunto básico de algoritmos que condicionam o sinal em relação a diferentes tipos de ruído e artefatos (YOUNG et al., 2017). Por meio desse processamento, são detectados batimentos cardíacos, extraídas medidas básicas do ECG como amplitudes de ondas e suas durações, e ainda se comprimem os dados para armazenamento ou transmissão eficiente (NAYAK et al., 2012).

O sinal ECG é muito sensível a interferências, principalmente devido a sua amplitude ser muito baixa, por volta de 1mVpp (MONTENEGRO et al., 2018). A aquisição e os sistemas de processamento do sinal de ECG visam a obtenção de um sinal livre de ruídos, mas na prática não é bem assim. Muitos artefatos podem interferir no sinal de ECG. As três fontes mais comuns são: ruídos de linha de base, interferência da rede elétrica e ruído muscular (MONTENEGRO et al., 2018).

### 2.4.1 Ruídos de Linha de Base

Os ruídos de linha de base configuram-se como aqueles causados pela transpiração, respiração e por movimentos do corpo, responsáveis por causar efeitos na impedância dos eletrodos. Esses artefatos são caracterizados por componentes de baixa frequência, geralmente inferiores a 0,5 Hz, que podem causar problemas de análise, especialmente ao examinar o segmento ST-T que possui baixa frequência. A presença desse ruído no sinal de ECG tem como efeito a impressão de que o sinal flutua sobre uma onda de baixa frequência, como pode ser visto na Figura 10 (GARCIA et al., 2015).

**Figura 10** – Efeito do ruído linha de base no sinal ECG.



**Fonte:** Adaptado de García López (2015).

Uma solução para esse tipo de ruído é projetar um filtro passa-altas, cuja frequência de corte deve ser selecionada de modo que a informação contida no sinal ECG não seja distorcida enquanto for removida a maior parte possível do ruído de linha de base, preservando assim, a componente de menor frequência do sinal de ECG. Geralmente, são utilizados filtros invariantes no tempo com fase linear para evitar a distorção de fase que pode provocar distorções no tempo do sinal (MONTENEGRO et al., 2018).

### 2.4.2 Interferências de rede elétrica

Os campos eletromagnéticos das linhas de força (rede elétrica) podem causar interferência senoidal de 50-60 Hz, apresentada na Figura 11, possivelmente acompanhada de suas harmônicas. Esse ruído pode causar problemas na interpretação de formas de onda de baixa amplitude e falsas formas de onda podem ser introduzidas.

**Figura 11**– Efeito da interferência da rede elétrica no sinal de ECG.



**Fonte:** Adaptado de García López (2015).

Para esse tipo de interferência, um filtro rejeita-faixa pode ser uma solução (GARCIA et al., 2015). Esse tipo de filtro também atenuará as formas de onda do ECG constituídas por frequências próximas da frequência de corte adotada pelo filtro. O banco de dados utilizado nesse trabalho foi gerado em uma frequência de 50 Hz.

### 2.4.3 Ruído Muscular

O ruído muscular é um tipo de ruído que ocupa uma faixa de frequências de 20-1000 Hz, que é difícil de eliminar, uma vez que se sobrepõe com as componentes espectrais das formas de onda ECG. Geralmente utiliza-se uma filtragem adaptativa para evidenciar o sinal ou filtros passa-baixas com frequências de corte superior a 40 Hz (GARCIA et al., 2015). A Figura 12 mostra o efeito do ruído muscular no sinal de ECG.

**Figura 12** – Efeito do ruído muscular no sinal de ECG.



**Fonte:** Adaptado de García López (2015).

## 2.5 Doenças Cardíacas e o Complexo QRS

Doença cardíaca é um termo geral para designar diversas condições médicas crônicas ou agudas que afetam um ou mais componentes do coração. Alguns exames podem ser feitos para diagnosticar ou acompanhar doenças cardíacas, são eles: eletrocardiogramas, ecocardiogramas, teste ergométrico, cateterismo cardíaco, *holter* e monitor cardíaco portátil. As arritmias cardíacas são as doenças cardíacas que mais causam mortes no mundo. Essas doenças são distúrbios ocasionados por alterações da frequência, formação e/ou condução do impulso elétrico através do miocárdio. Em outras palavras, é uma alteração no ritmo dos batimentos. As arritmias são divididas em arritmias cardíacas gerais, de origem supraventricular e ventriculares. As arritmias podem ser classificadas como: *Taquicardia*, *Bradycardia*, *Taquicardia Ventricular*, *Flutter Ventricular*, *Fibrilação Atrial* e *Flutter Atrial* (PASTORE et al., 2016).

Segundo a diretriz de interpretação de eletrocardiograma de repouso, a Taquicardia é caracterizada quando a frequência cardíaca é superior a 100 bpm (batimentos por minuto)

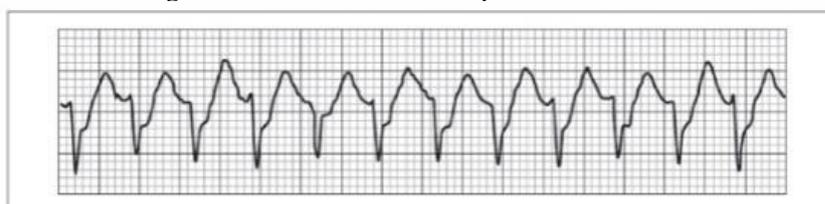
(PASTORE et al., 2016). Associado a essa frequência elevada, os sintomas gerais compreendem em: sensação de ter o coração batendo acelerado, palpitações, falta de ar, tonturas e vertigens (GRANERO et al., 2017).

A Bradicardia é definida quando a frequência cardíaca é inferior a 50 bpm (Pastore et al., 2016). Os sintomas associados a essa arritmia são fraqueza, cansaço, dor, tonturas, como também falta de ar (OLIVEIRA et al., 2019).

A Taquicardia Ventricular (TV) é a arritmia que acelera os batimentos cardíacos que se originam nos ventrículos. Muitas vezes não tem causa aparente e ocorrem no coração normal, porém em sua maioria se desenvolvem em corações que apresentam alguma anormalidade, como infarto, dilatação (insuficiência cardíaca), doença de Chagas, ou problemas nas válvulas (GRANERO et al., 2017).

No sinal de ECG, a TV imprime uma alteração no complexo QRS, deixando-o mais largo com duração de 120 milissegundos ou mais. A Figura 13 apresenta um sinal de ECG acometido pela TV, em que é possível notar o alargamento do QRS (GRANERO et al., 2017).

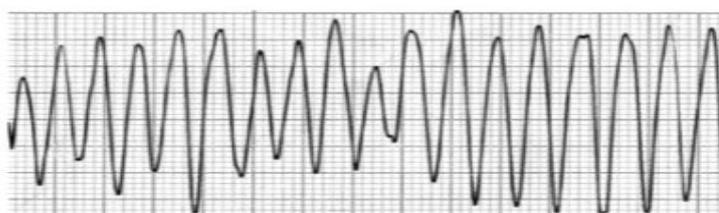
**Figura 13** – Sinal ECG com taquicardia ventricular.



**Fonte:** Adaptado de Bibliomed (2014) .

O *Flutter* Ventricular (FV) é caracterizado por uma taquicardia ventricular com frequência cardíaca superior a 300 bpm. É considerado como um estágio de transição entre a TV e a fibrilação ventricular (arritmia criticamente instável que pode resultar em morte súbita). A Figura 14 mostra a deformidade no sinal ocasionada por essa arritmia (GRANERO et al., 2017).

**Figura 14** – Sinal ECG com *flutter* ventricular.



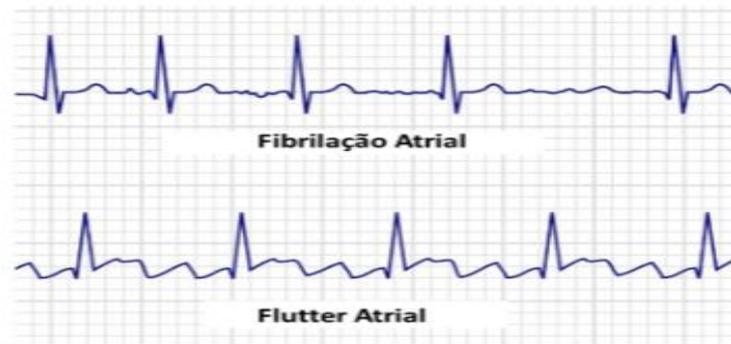
**Fonte:** Adaptado de Bibliomed (2014) .

Fibrilação Atrial (FibA) e *Flutter Atrial* (FLA) são descargas elétricas muito rápidas que fazem com que os átrios se contraíam muito rapidamente, e alguns destes impulsos elétricos atingem os ventrículos, levando-os a contraírem-se de forma irregular, mais rápida e com menor eficiência. Estes distúrbios frequentemente resultam de quadros clínicos que provocam o alargamento atrial (GRANERO et al., 2017).

Durante a FibA, os impulsos elétricos são desencadeados a partir de muitas áreas no interior e em torno do átrio resultando em uma atividade elétrica mais caótica provocando uma frequência de 140 a 160 bpm. No FLA, ao contrário da FibA, a atividade elétrica atrial é coordenada. Assim, os átrios se contraem, mas em uma frequência muito rápida de 250 a 350 bpm (MITCHEL, 2019).

Na Figura 15, são apresentados dois sinais de ECG sendo o primeiro com FibA, no qual é possível perceber uma supressão da onda P (onda relacionada à ativação atrial). O segundo sinal possui FLA, e nele há uma condução rápida no início da ativação do ciclo cardíaco.

**Figura 15** – Sinal ECG com fibrilação atrial e flutter atrial.



**Fonte:** Adaptado de Mitchell (2019).

## 2.6 Decomposição Empírica de Modo

O método de Decomposição Empírica de Modo (EMD), proposto por Huang et al (1998) pode ser aplicado a sinais não estacionários e não lineares, onde se faz a decomposição em um número finito de Funções de Modo Intrínseco ou *Intrinsic Mode Functions* (IMF).

Esse método está ligado ao conceito de frequência de oscilação local, que é a frequência de oscilação do fenômeno estudado em cada instante. E sua finalidade é decompor qualquer sinal em uma coleção de IMFs, que representam os modos de oscilação contidos no sinal. Esse

método é intuitivo, direto e adaptativo, onde as bases da decomposição são derivadas do próprio sinal (HUANG et al., 1998).

A função de modo intrínseco satisfaz duas condições:

1. Para todo o sinal, o número de zeros e o número de extremos são iguais ou diferem em 1.
2. Para qualquer ponto, o valor da média entre a envoltória máxima e a envoltória mínima é igual à zero.

A EMD tem como principal propósito localizar empiricamente todos os modos de oscilações por meio de características tempo frequência do sinal. A primeira IMF é subtraída do sinal original para obter o primeiro resíduo. Este resíduo é tratado como um novo sinal e é submetido ao processo de *sifting*, para obter a próxima IMF. O processo de *sifting* irá parar se forem atingidos os critérios de convergências. Esse processo é repetido até que o resíduo, seja uma função com no máximo três extremos, não podendo mais obter suas envoltórias.

O algoritmo proposto por Huang et al. (1998) para a obtenção das IMFs consistem nos seguintes passos:

1. Para um determinado sinal  $x[n]$ , todos os mínimos e máximos são identificados;
2. A envoltória superior  $E_{sup}[n]$  é calculada usando uma interpolação *spline* cúbica para conectar todos os máximos locais. Igualmente, a envoltória inferior  $E_{inf}[n]$  é obtida a partir dos mínimos locais. As envoltórias superior e inferior devem cobrir todas as amostras de  $x[n]$ ;
3. Calcular a média das envoltórias  $E_{med}[n] = \frac{E_{sup}[n] + E_{inf}[n]}{2}$ . O valor de  $x[n]$  é atualizado através da sua subtração com média  $x[n] = x[n] - E_{med}[n]$ ;
4. Se  $x[n]$  satisfizer as condições apresentadas anteriormente para uma IMF, uma IMF  $c_i[n] = x[n]$  é encontrada. As primeira IMFs contém as maiores frequências de oscilação encontradas dos sinais originais;
5. A IMF,  $c_i[n]$ , é subtraída de  $x[n]$  para obter o resíduo  $r_i[n]$ ;
6. O resíduo  $r_i[n]$  é agora considerado o ponto de partida, em vez de  $x[n]$ . As etapas mencionadas anteriormente são repetidas para encontrar todas as IMFs. O processo para quando não é mais possível computar uma IMF de um resíduo. Nesse caso o resíduo é uma constante, que então é definido como resíduo final  $r_k[n]$ , e a partir desse momento nenhuma outra IMF pode ser extraída.

Assim, no final da decomposição,  $x[n]$  é representado como a soma de todas as IMFs encontradas mais o resíduo, conforme apresentado na Equação (2.4).

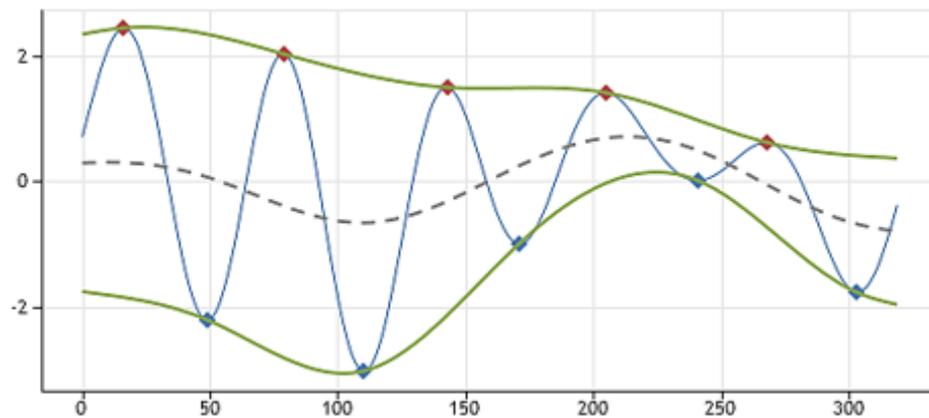
$$x[n] = \sum_{i=1}^k (ci[n] + rk[n]) \quad (2.4)$$

Em que  $k$  é o número de IMFs.

Na Figura 16 é ilustrado o procedimento de representação das envoltórias. Na linha azul fina, os valores máximos são representados pelos pontinhos vermelhos e os valores mínimos são os pontinhos azuis, respectivamente. As envoltórias são as linhas verde, tanto a superior quanto a inferior. A média é calculada com base nas duas envoltórias e está ilustrada com a linha tracejada.

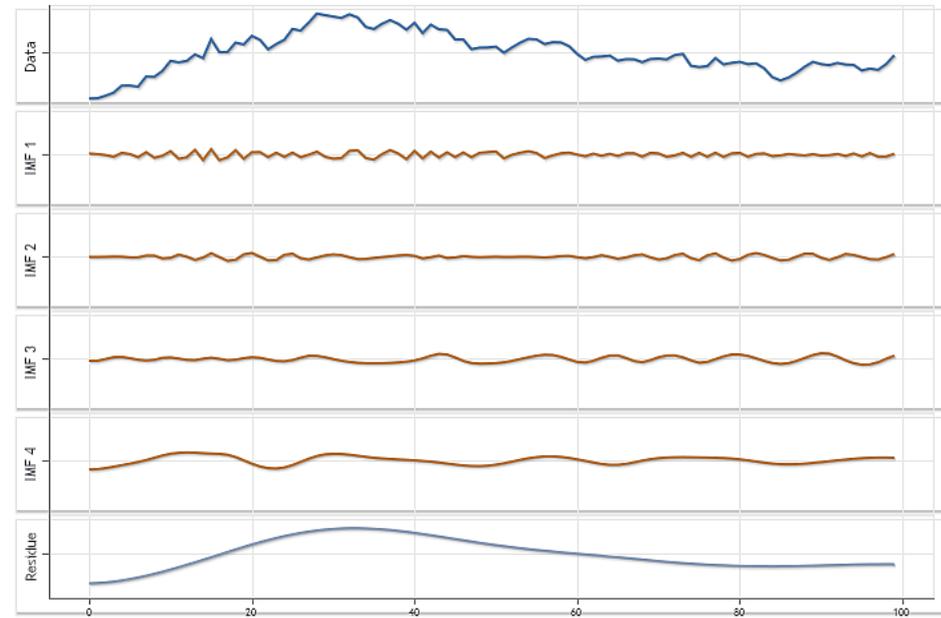
Na Figura 17 é ilustrada a EMD de um sinal até o resíduo.

**Figura 16** – Representação das envoltórias e sua média.



Fonte: Adaptado de Boronoev (2015).

**Figura 17** – Ilustração de um sinal técnico USDJPY sendo decomposto até o resíduo.



**Fonte:** Adaptado de Boronoev (2015).

Devido ao processo de *sifting* (“peneiramento” do português) tratar-se de um processo numérico, o critério de convergência foi desenvolvido para verificar a necessidade de quando parar o laço do processo. Esses critérios são subjetivos e tem importância significativa para a implementação com êxito da EMD, pois os diferentes critérios geram diferentes IMFs. Esse critério tem que atender às duas condições, de existência de uma IMF, citadas anteriormente. Para atender a segunda condição, o critério de convergência tem por finalidade suavizar altas disparidades de amplitudes, onde o valor do desvio padrão (SD, do inglês *standart deviation*) deve ser menor que um valor previamente estabelecido. Foi sugerido por Huang et al. (1998) os valores entre 0,2 e 0,3. O cálculo do SD é realizado pela Equação (2.5).

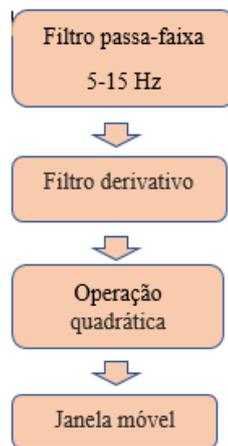
$$SD = \sum_{k=0}^K \left( \frac{ci, k - 1[n] - ci, k[n]^2}{ci, k[n]^2} \right) \quad (2.5)$$

O  $k$  é a quantidade de interações que o sinal vai fazer até alcançar o critério de parada do processo de *sifting* e começa com o valor 1. Geralmente em sinais ECG, o EMD gera entre 11 a 15 IMFs.

## 2.7 Algoritmo de Pan e Tompkins

Esse algoritmo é baseado na análise da inclinação, amplitude e largura dos complexos QRS. Ele é utilizado no processamento de sinais ECG desde a etapa de pré-processamento até a identificação do complexo QRS. Ele é composto pela combinação de diversos métodos de processamento, tais como filtros Passa - faixa, derivada, operação quadrática, janelas móveis, limiares adaptativos (PAN; TOMPKINS, 1985). A Figura 18 ilustra o fluxograma com cada etapa do processo.

**Figura 18** - Esquema do algoritmo de Pan e Tompkins.



**Fonte:** A autora (2020).

Os passos ilustrados na Figura 18 consistem em:

1. Filtro passa – faixas: o complexo QRS tem a maior parte da energia na faixa de 5-15Hz. O filtro tem como propósito atenuar os componentes de frequência fora dessa faixa;
2. Filtro derivativo: elimina os componentes de baixa frequência das ondas P e T e fornece um ganho para os componentes de alta frequência, evidenciando o complexo QRS;
3. Operação quadrática: eleva o sinal ao quadrado, destacando as amplitudes de maior valor do sinal em relação as amplitudes de menor valor;
4. Janela móvel: um integrador de janela deslizante é utilizado para obter as informações sobre largura do complexo QRS. Dois conjuntos de limites adaptativos, um superior e um inferior, 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 (PAN; TOMPKINS, 1985).

## 2.8 Estado da arte

Muitos trabalhos vêm sendo desenvolvidos como ferramentas assistivas para monitoramento e investigação de diversas medidas que possam classificar ECGs. Esta seção traz descrição das pesquisas apresentadas pela comunidade científica, voltadas para a identificação do complexo QRS utilizando EMD para diferentes finalidades.

Em Ferdinando et al. (2016), foi proposto um reconhecimento de emoções a partir de sinais de ECG. As características utilizadas dos sinais representam a distribuição estatística das frequências dominantes. Foi utilizado o KNN (*K-Nearest Neighbor*) para classificar emoções para um problema de 3 classes (baixo-médio-alto). Usando o ECG do banco de dados Mahnob-HCI, as previsões médias de valência (representa o grau de satisfação, prazer e desprazer) e excitação (representa o estado de excitação e motivação) foram de 55,8% e 59%, respectivamente, com validação cruzada com  $K$  igual a 10. Analisou-se, também, a variabilidade da frequência cardíaca padrão e os resultados foram 42,6% e 47,7% para valência e excitação, respectivamente, para o problema de 3 classes. Por fim, as características também foram testadas usando a validação independente do sujeito, atingindo uma precisão de 59,2% para valência e 58,7% para excitação.

O melhor desempenho foi alcançado quando se emprega características baseadas na distribuição estatística da frequência instantânea, calculada a partir da transformada de Hilbert das IMFs, após a decomposição padrão empírica de modo e a decomposição bivariada empírica de modo ao ECG. A conclusão foi que as características propostas oferecem uma abordagem promissora ao reconhecimento de emoções com base em sinais de ECG.

Em Boostani et al. (2019), foi apresentado um projeto de identificação de pessoas baseado em ECG usando decomposição empírica de modo e transformada de Hilbert. A Decomposição Empírica de Modo foi aplicada aos sinais de ECG e, em seguida extraídas as características de frequência instantânea, fase instantânea, amplitude e entropia da forma analítica do último componente EMD. Um algoritmo de vizinho mais próximo (KNN) foi empregado para classificação. O método proposto foi comparado às características convencionais, como pontos fiduciais, correlação, coeficientes *wavelet* e análise de componentes principais. Todos estes métodos foram aplicados a sinais de ECG de 34 indivíduos saudáveis derivados do banco de dados *Physikalisch-Technische Bundesanstalt* (PTB). Os resultados apontaram a eficácia do método proposto, fornecendo 95% de precisão na verificação.

Em Nimunkar et al. (2007) foi utilizada a EMD para filtrar o ruído da linha de energia nos sinais do eletrocardiograma. Quando a relação sinal- ruído (*Signal to Noise Ratio*, SNR) é baixa, o ruído da linha de energia é separado como a primeira função de modo intrínseco (IMF), mas quando a SNR é alta, uma parte do sinal junto com o ruído é decomposta. Para superar esse problema, foi adicionado um pseudo-ruído a uma frequência maior que a frequência mais alta do sinal para filtrar apenas o ruído da linha de energia no primeiro IMF. Segundo os autores da pesquisa, esse estudo mostra que a filtragem de ruído da linha de energia pode ser alcançada usando a abordagem EMD em uma única etapa quando em comparação a outras pesquisas em que são realizadas em mais etapas. A técnica, no entanto, tem algumas desvantagens em potencial, incluindo alguma distorção da forma de onda no final da onda complexo QRS, bem como uma ligeira diminuição da magnitude geral do complexo QRS. Foi realizada por fim a comparação com a filtragem preliminar, na qual as distorções parecem comparativamente insignificantes. Essas distorções podem ser significativas quando comparadas com os resultados obtidos de uma filtragem mais precisa.

No entanto, o objetivo geral da pesquisa de Nimunkar et al (2007) de explorar a possibilidade de implementar EMD para processamento múltiplo de ECG foi atendida. Além disso, é necessário um estudo mais aprofundado para avaliar a importância dessas distorções ao processar sinais de ECG de estresse real.

Em Tang et al. (2007) foram utilizadas as teorias EMD e da solução de frequência instantânea, que são duas partes da transformada de Hilbert-Huang (HHT). O foco desta pesquisa foi usar o EMD para eletrocardiograma (ECG), o que pode ser decomposto em um número limitado de funções no modo intrínseco. Definiu-se limiares diferentes para tratar a função do modo intrínseco e desse modo obter o cancelamento de ruído. Em seguida, comparados com o efeito do cancelamento de ruído da transformada *wavelet*, a transformação de Hilbert-Huang demonstrou ser eficaz na remoção do ruído geral do ECG. Os autores chegaram à conclusão que a EMD é uma filtragem em várias escalas que pode remover efetivamente o ruído. Além disso, tanto a transformada HHT quanto a *wavelet* podem ser usadas para analisar um sinal não estacionário e pode obter o efeito desejado de anti-ruído.

Na pesquisa de Kabir et al. (2012), é apresentada uma abordagem de *denoising* de ECG baseada em algoritmos de redução de ruído nos domínios de decomposição empírica de modo (EMD) e transformada *wavelet* discreta (DWT do inglês *Discrete Wavelet Transform*). Ao contrário das abordagens convencionais de *denoising* de ECG baseadas em EMD, que negligenciam várias funções iniciais do modo intrínseco (IMFs) contendo o complexo QRS e

também ruído, foi proposto nesta pesquisa realizar janelas no domínio EMD, a fim de reduzir o ruído dos IMFs iniciais em vez de descartá-las completamente, preservando assim o complexo QRS e produzindo um sinal de ECG relativamente mais limpo. O sinal obtido é transformado no domínio da DWT, onde um algoritmo de redução de ruído baseado em limiar suave adaptativo é empregado, considerando as propriedades vantajosas da DWT em comparação com as da EMD na preservação da energia, na presença de ruído e na reconstrução do sinal original de ECG com uma melhor resolução de tempo. Simulações extensivas foram realizadas usando o banco de dados de arritmia do MIT-BIH e o desempenho do método proposto foi avaliado em termos de várias métricas padrões. Os resultados das simulações mostram que o método proposto é capaz de reduzir o ruído dos sinais ruidosos de ECG com mais precisão e consistência, em comparação com alguns dos métodos mais avançados.

Em Wang et al. (2016), é proposta uma compressão do eletrocardiograma (ECG) baseada na combinação da EMD e da transformada *wavelet*. O método proposto recompõe as funções do modo intrínseco em dois grupos e compacta cada grupo separadamente para utilizar totalmente suas características de dados. Com a seleção apropriada do limiar e o uso da codificação do comprimento da execução e da codificação de *Huffman*, o método proposto apresenta desempenho competitivo em comparação com outros compressores, para compressão de ECG citados em sua pesquisa e comparando-os por meio de critérios de avaliação. Os critérios de avaliação são taxa de compactação (CR do inglês *compactation rate*) e a porcentagem média diferença quadrada (PRD do inglês *mean square difference*).

Essa combinação da transformada *wavelet* com o EMD como método na compressão de ECG tem o benefício de não precisar gravar muita informação de localização, pois, a codificação extrema do primeiro ou dois primeiros IMFs captura bem a parte de alta frequência do sinal de ECG por muito poucos pontos. Assim, os autores da pesquisa Wang et al. (2016) concluíram que o algoritmo foi fácil de implementar e não requereu conhecimento prévio do sinal. Os resultados demonstraram que o método proposto é melhor que outros métodos baseados em DWT e EMD.

Desai et al. (2016) realizaram um estudo comparativo entre os métodos da transformada discreta do cosseno (DCT), da transformada *wavelet* discreta (DWT) e da decomposição empírica de modo (EMD) com o intuito de realizar um diagnóstico automatizado de cinco classes: não-ectópica (N), supraventricular ectópica (S), batimentos ectópicos ventriculares (V), Fusão (F) e desconhecidos (U). Seis abordagens diferentes:

- Componentes Principais (PCs) no DCT;
- Componentes independentes (ICs) no DCT;

- PCs no DWT;
- ICs no DWT;
- PCs no EMD;
- ICs no EMD.

A implementação do sistema automatizado proposto envolve os seguintes estágios: pré-processamento, extração de características, redução de dimensionalidade, teste estatístico, validação cruzada com  $k$  igual a 10 e classificação usando KNN.

A abordagem desenvolvida é robusta, precisa e pode ser empregada para o diagnóstico em massa de cuidados de saúde cardíacos.

Suchetha et al. (2017) em seu artigo delinea a análise comparativa dos métodos de filtragem baseados em EMD para cancelamento de ruído no sinal de ECG na faixa de 48–51 Hz de frequência sob amplitudes de ruído variáveis. O estudo realizado serve para resumir claramente a ampliação das técnicas de filtragem baseadas em EMD. As novas técnicas apresentadas revelam um desempenho aprimorado associado ao *denoising* da transformada *wavelet* nos casos em que o sinal SNR é baixo e não há restrição de que a magnitude do sinal seja maior que o sinal ruidoso. Essas técnicas seguem as propriedades da dependência do sinal e são adaptáveis. Os resultados experimentais demonstraram que o EMD pode ser empregado como uma ferramenta eficaz para o *denoising*. Esses sinais recuperados forneceram altos valores de correlação entre o sinal de ECG original e processado e, assim, produziram boa qualidade visual.

Na pesquisa de Zhou et al. (2018) é empregada a transformada discreta de cosseno (DCT do inglês *discrete cosine transform*) para realizar a análise multirresolução hierárquica baseada em decomposição empírica de modo (EMD). Isso pode simplificar a implementação porque todos os sinais são reais. Nesta pesquisa, as funções do modo intrínseco (IMF) no primeiro nível de decomposição são obtidas pela aplicação do EMD convencional a um eletrocardiograma (ECG). Então, o primeiro IMF é decomposto ainda mais, mais precisamente, os zeros são inseridos no primeiro IMF no domínio DCT. Então, o EMD convencional é aplicado a este sinal inserido com zero para obter um novo conjunto de IMFs. Em seguida, os coeficientes DCT do novo conjunto de IMFs onde os zeros são inseridos antes são descartados. Para executar o *denoising* e o aprimoramento do ponto QRS, o primeiro IMF no segundo nível da decomposição é descartado. O restante dos IMFs no segundo nível de decomposição, bem como todos os IMFs no primeiro nível de decomposição, exceto o primeiro IMF no primeiro nível de decomposição, são somados para obter o sinal processado. A partir dos resultados da simulação numérica é concluído que o método proposto pode obter melhorias significativas em termos de

desempenho de *denoising* e aprimoramento de ponto QRS em comparação com o processamento baseado em EMD de nível único correspondente.

Em Kumar et al. (2018) é realizada a investigação sobre a eficácia da decomposição empírica de modo (EMD) com média não local (NLM do inglês *non-local average*), utilizando o valor do desvio padrão diferencial para *denoising* do sinal de ECG. O desvio padrão diferencial é calculado para a coleta de informações relacionadas ao ruído de entrada, para que seja possível a formação apropriada na estrutura EMD e NLM.

A estrutura EMD na metodologia proposta é usada para reduzir o ruído do sinal de ECG. A saída do EMD passa pela estrutura NLM para preservar as bordas e cancelar o ruído presente no sinal de ECG após o processo EMD. O desempenho da metodologia proposta foi validado adicionados ruídos ao sinal de ECG limpo do banco de dados de arritmia do MIT-BIH com uma relação sinal-ruído diferente (SNR). A técnica de *denoising* proposta mostra menor média de diferença quadrática média (PRD), erro quadrático médio (MSE) e melhoria média do SNR em comparação com outros métodos conhecidos em diferentes SNR de entrada. A metodologia proposta também mostra menor desvio padrão de PRD, MSE e SNR, em comparação com outros métodos conhecidos em diferentes SNR de entrada.

Essa revisão bibliográfica ilustra a importância do EMD em pesquisas relacionadas a eletrocardiogramas, podendo ser aliado à avaliação de diversas características do ser humano. Essa técnica é amplamente estudada e possui muitos bancos de dados de eletrocardiogramas disponíveis que ajudam na elaboração dessas pesquisas. Além disso, foi possível observar técnicas híbridas, contendo combinações de características e de métodos diferentes (Quadro 1).

**Quadro 1** - Síntese EMD e ECG.

<b>Autores</b>	<b>Finalidade</b>	<b>Metodologia</b>	<b>Conclusão</b>
Ferdinando et al. (2016)	Reconhecimento de emoções a partir de sinais curtos de ECG.	As características representam a distribuição estatística das frequências dominantes, calculada usando a função do modo intrínseco após a aplicação da decomposição do modo empírico bivariado ao ECG.	As previsões médias de valência e excitação foram de 55,8% e 59%. Como os recursos propostos usam segmentos curtos de 5 segundos de sinais de ECG, eles podem ser usados para reconhecer emoções quase em tempo real.
Boostani et al. (2019)	Identificação de pessoas baseada em ECG usando EMD e transformada de Hilbert.	As características de frequência instantânea, fase instantânea, amplitude e entropia foram extraídos da forma analítica do	Os resultados implicaram a eficácia do método proposto, fornecendo 95% de precisão na verificação.

		último componente EMD.	
Nimunkar et al. (2007)	Utilizar a EMD para filtrar o ruído da linha de energia nos sinais do eletrocardiograma.	Esse estudo mostra que a filtragem de ruído da linha de energia pode ser alcançada usando a abordagem EMD em uma única etapa quando em comparação a outras pesquisas em que são realizadas em mais etapas.	A técnica apresenta algumas desvantagens, mas no geral atende explorar a possibilidade de implementar EMD para processamento múltiplo de ECG.
Tang et al. (2007)	Realizar filtragem dos sinais ECG nas suas IMFs por definição de um limiar.	Foi definido limiares diferentes para tratar a função do modo intrínseco e desse modo obter o cancelamento de ruído. Em seguida, comparados com o efeito do cancelamento de ruído da transformação <i>wavelet</i> .	A conclusão foi que o EMD é uma filtragem em várias escalas que pode remover efetivamente o ruído. E tanto a transformada HHT quanto a <i>wavelet</i> podem ser usadas para analisar sinal não estacionário e pode obter o efeito desejado de anti-ruído.
Kabir et al. (2012)	Reduzir os ruídos dos IMFs iniciais em vez de retirá-los completamente, preservando assim o complexo QRS.	Um algoritmo de redução de ruído baseado em limiar suave adaptativo é empregado considerando as propriedades vantajosas do DWT em comparação com as do EMD na preservação da energia na presença de ruído e na reconstrução do sinal original de ECG com uma melhor resolução de tempo.	Os resultados da mostram que o método é capaz de reduzir o ruído dos sinais ruidosos de ECG com mais precisão e consistência em comparação com a diversos métodos.
Wang et al. (2016)	Propõe uma compressão do ECG baseado na combinação da EMD e da transformada <i>wavelet</i> .	O método proposto recompõe as funções do modo intrínseco em dois grupos e compacta cada grupo separadamente para utilizar totalmente suas características de dados. Com a seleção apropriada do limiar e o uso de codificação, essa pesquisa apresenta um desempenho competitivo em comparação com outros compressores de ECG.	Os resultados ilustrados mostram como método na compressão de ECG têm o benefício de não precisar gravar muita informação de localização, pois, a codificação extrema do primeiro ou dois primeiros IMFs captura bem a parte de alta frequência do sinal de ECG por muito poucos pontos.
Desai et al. (2016)	Comparação entre os métodos de transformação de	A implementação do sistema proposto envolve os seguintes	Nessa pesquisa o melhor resultado encontrado foi

	<p>cosseno discreto (DCT), de <i>wavelet</i> discreta (DWT) e (EMD) com intuito de realizar um diagnóstico automatizado de cinco classes.</p>	<p>estágios: pré-processamento, extração de recursos, redução de dimensionalidade, teste estatístico, 10 vezes validação cruzada e classificação usando KNN.</p>	<p>utilizando o método DWT com uma precisão de 99,77% usando ICs no método DWT. Com a EMD foi obtido uma precisão de 94,52%. A conclusão dos autores foi que o método EMD é o mais apropriado para sinais de longa duração, como EEG. Neste estudo a precisão obtida com o EMD é menor se comparada aos métodos DCT e DWT.</p>
Suchetha et al. (2017)	<p>Análise comparativa dos métodos de filtragem baseados em EMD para cancelamento de ruído no sinal de ECG sob 48–51 Hz de frequência.</p>	<p>Nesta técnica, o IMF1 é tomado como o sinal de referência e é passado um filtro de passagem faixa. A banda de sinal filtrada é aplicada como entrada na estrutura adaptativa. A adaptação é realizada pelo <i>feedback</i> do sinal de erro estimado. A principal vantagem dessa técnica é que nenhum outro componente de ECG seja removido em vez de apenas os 50 Hz.</p>	<p>Os resultados experimentais demonstraram que o EMD empregado como uma ferramenta para o <i>denoising</i> é eficaz. Os resultados mostraram que sinais recuperados forneceram altos valores de correlação entre o sinal de ECG original e o processado e, assim, produziram boa qualidade visual.</p>
Zhou et al. (2018)	<p>É empregado a transformada discreta de cosseno (DCT) para realizar a análise multirresolução hierárquica baseada em decomposição empírica de modo (EMD).</p>	<p>Realizado a EMD, a primeira IMF é utilizada e decomposta e nela os zeros são inseridos no domínio DCT. Então, o EMD é aplicado de novo a este sinal. Em seguida, os coeficientes DCT do novo conjunto de IMFs onde os zeros são inseridos antes são descartados.</p>	<p>Os resultados dessa pesquisa mostraram que a simulação poderia ter encontrado resultados melhores de <i>denoising</i> e aprimoramento do QRS.</p>
Kumar et al. (2018)	<p>A estrutura EMD na metodologia proposta é usada para reduzir o ruído do sinal de ECG.</p>	<p>É feito uma investigação sobre a eficácia da (EMD) com média não local (NLM), e, com o valor do desvio padrão (calculado para a coleta de informações relacionadas ao ruído de entrada) é feito <i>denoising</i> do sinal de</p>	<p>A técnica de <i>denoising</i> proposta mostra menor média de diferença quadrática média quadrática (PRD), erro quadrático médio (MSE) e melhor melhoria média do SNR em comparação com outros métodos comparados pelos autores.</p>

		ECG. O desempenho foi validado adicionando ruídos ao sinal de ECG do banco de dados de arritmia do MIT-BIH deixando-os com uma relação SNR diferente.	
--	--	---	--

**Fonte:** A autora (2020).

## 3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve os métodos que foram implementados, bem como, a descrição do banco de dados utilizado neste trabalho.

### 3.1 Banco de Dados - MIT-BIH Arrhythmia

Bases de dados médicas são ferramentas indispensáveis na pesquisa em saúde, que se tornaram usualmente utilizadas, juntamente com o crescimento e a disponibilidade mundial da *internet*. As doenças cardíacas são um dos problemas de saúde mais comuns no mundo, com grande quantidade de pesquisas sendo feita na prevenção e monitoramento de doenças (FLORENCE et al., 2014).

Os laboratórios do *Beth Israel Hospital* de *Boston* em conjunto com o *Massachusetts Institute of Technology* investigaram sobre a análise de arritmias e assuntos relacionados, e criaram o primeiro banco de dados de material de teste padrão para a avaliação de detectores de arritmias: o *MIT-BIH Arrhythmia database* (GONZALEZ et al., 2017).

O banco contém 48 registros de batimentos cardíacos, de aproximadamente 30 minutos de duração, amostrados a uma frequência de 360 Hz, pertencentes a 47 pacientes, sendo dois registros de um mesmo paciente. Os registros foram escolhidos em um conjunto de mais de 4000 registros de ECG ambulatorial coletados de uma população mista entre os anos de 1975 e 1979 (APANDI et al., 2018).

A fim de criar um banco que contemplasse situações diversas, os sinais foram extraídos de 25 homens com idades entre 32 e 89 anos e 22 mulheres com idades entre 23 e 89 anos. Cada batimento foi analisado cuidadosamente por especialistas que ao entrarem em um consenso realizaram anotações que são utilizados para classificação automática de arritmias (APANDI et al., 2018).

Os registros de ECG da base de dados utilizada estão disponíveis para *download*, na qual cada registro é constituído por três arquivos de extensões diferentes: arquivos de anotações de referência com extensão (*.atr*), (*.dat*) e arquivo de cabeçalho com extensão (*.hea*).

## 3.2 Trajetória Metodológica

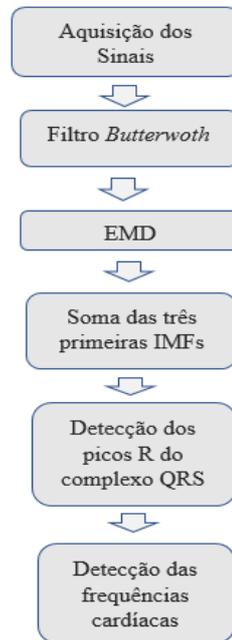
Durante a trajetória metodológica foram implementados três métodos diferentes que empregam a EMD, a fim de detectar arritmias dos eletrocardiogramas do banco de dados com 48 sinais do MIT-BIH. As três abordagens são independentes e distintas umas das outras. A finalidade implementar três algoritmos diferentes é realizar uma análise de cenários. Foi utilizada a soma das três primeiras IMFs, isso porque a onda R é o componente de maior amplitude no sinal de ECG e é capturada pelos IMFs de ordem inferior, que também contêm ruído de alta frequência (TAOULI, 2011). As três abordagens foram:

1. EMD e Filtro *Butterworth*;
2. EMD e Algoritmo de Pan e Tompkins;
3. EMD, Algoritmo de Pan e Tompkins e rede neural.

Na primeira abordagem foi realizada uma metodologia mais simples para validar o algoritmo EMD e foi utilizada uma janela de 3600 amostras do sinal com duração de 10 segundos. Nas duas outras abordagens foram utilizadas 21600 amostras com 1 minuto de duração (60 segundos). No Anexo A, pode-se observar a lista de sinais extraída do banco de dados.

### 3.2.1 EMD e Filtro *Butterworth*

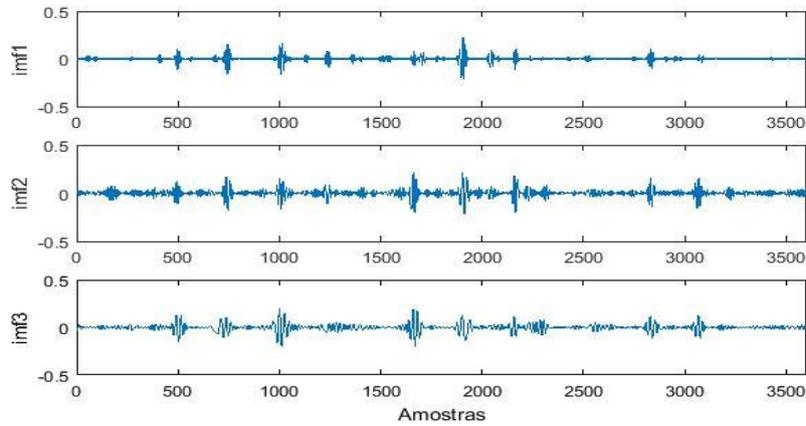
A abordagem 1 foi realizada baseada em Taouli et al. (2011) (Apêndice A). O fluxograma está ilustrado na Figura 19.

**Figura 19** - EMD e Filtro *Butterworth*.

**Fonte:** A autora (2020).

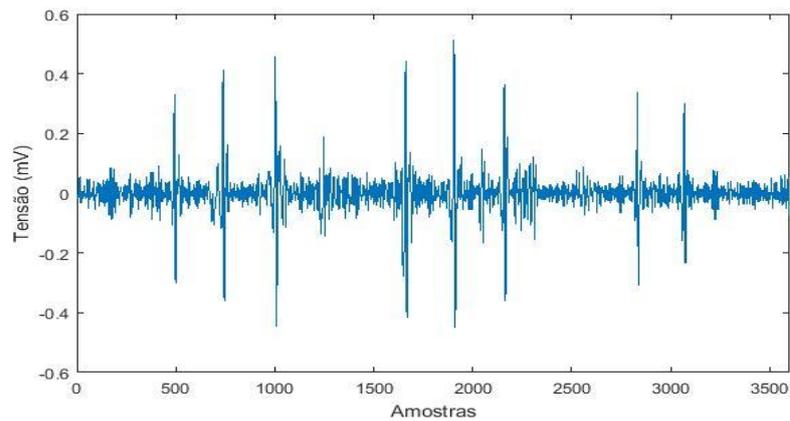
Inicialmente, foi realizada a aquisição dos sinais do banco de dados. Em seguida, os sinais foram pré-processados por meio de um filtro *Butterworth* de quinta ordem (composta de filtro passa-altas e filtro passa-baixas). O filtro passa-altas remove ruídos de alta frequência como interseções e ruído muscular, com frequência de corte de 1 Hz. Já o filtro passa-baixas é aplicado com a finalidade de suprimir informações desnecessárias de alta frequência. A frequência de corte aplicada foi de 30 Hz (TAOULI, 2011). Após o pré-processamento os sinais são decompostos com a técnica EMD. Na Figura 20, é ilustrada as três primeiras IMFs do sinal de ECG, de número 232, do banco de dados. A soma dessas três IMFs resulta em um sinal que contém os conteúdos de alta frequência do sinal original, conforme Figura 21.

**Figura 20** – Três primeiras IMFs do sinal de ECG 232.



**Fonte:** Adaptado de Santos et al. (2019).

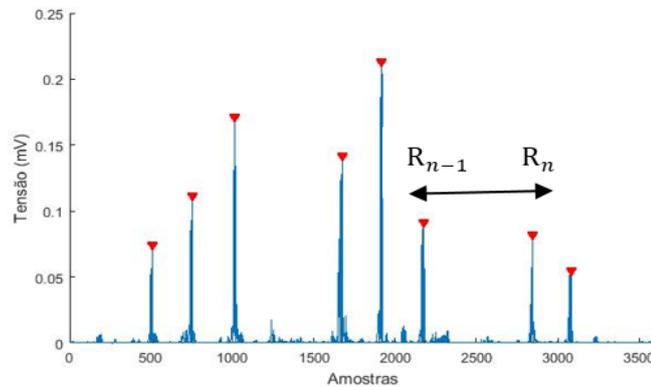
**Figura 21** – Sinal resultante da soma das três primeiras IMFs.



**Fonte:** Adaptado de Santos et al. (2019).

A obtenção do sinal resultante da soma das três primeiras IMFs é iniciada a detecção dos picos R do complexo QRS. Para isso, o sinal resultante é elevado ao quadrado, o que ocasiona a remoção dos valores negativos e evidencia os valores dos picos R, por ter maior valor de amplitude. Na sequência, foram calculados os valores dos intervalos de  $R_n - R_{n-1}$ , conforme Figura 22. Esse valor do intervalo  $R_n - R_{n-1}$  é calculado pela diferença do valor numérico da amostra atual com o valor numérico da amostra anterior. Por fim, com o valor do intervalo  $R_n - R_{n-1}$ , a frequência de amostragem de 360 Hz e o tempo de 60 segundos (bpm) foi possível encontrar as frequências cardíacas dos sinais utilizando a Equação (3.1).

**Figura 22**– Sinal ECG com remoção dos valores negativos e marcação dos picos.



**Fonte:** Adaptado de Santos et al. (2019).

$$f = \frac{t * Fs}{R_n - R_{n-1}} \quad (3.1)$$

em que,

$f$  : Frequência cardíaca (bpm);

$t$ : Tempo de 60 segundos (bpm);

$F_s$ : Frequência de amostragem;

$R_n - R_{n-1}$ : Intervalo RR é o tempo entre o pico R de um batimento em um instante de tempo  $n$  com relação a outro batimento, no instante de tempo imediatamente anterior  $n - 1$ ;

$R_n$ : Valor da amostra em determinado instante de tempo;

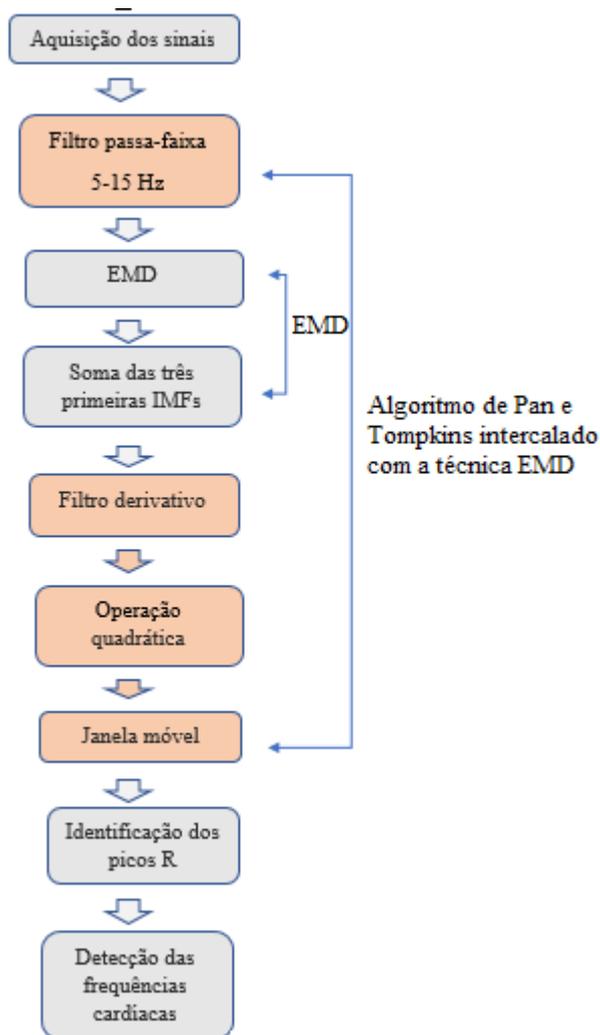
$R_{n-1}$ : Valor da amostra no instante de tempo imediatamente anterior a  $R_n$ .

A validação da presença ou ausência de arritmia cardíaca em cada amostra ocorre por meio da verificação dos valores encontrados nos intervalos de frequência, com os valores adotados pelos profissionais da saúde para a identificação das patologias cardíacas, será mostrado na seção (4.0).

### 3.2.2 EMD e algoritmo de Pan e Tompkins

A segunda abordagem foi realizada utilizando o algoritmo de Pan e Tompkins para o processamento dos sinais. A Figura 23 ilustra o fluxograma das etapas dessa abordagem. Após a aquisição dos sinais, o pré-processamento é iniciado, sendo intercalado com a EMD.

**Figura 23** - EMD e Algoritmo de Pan e Tompkins.



**Fonte:** A autora (2020).

O pré-processamento com o algoritmo de Pan e Thompkins é iniciado com Filtro passa-faixa de 5-15 Hz , em seguida a técnica EMD é realizada e a soma das três primeiras IMF's, feito isso, as outras etapas do pré processamento com o algoritmo de Pan e Tompkins é realizado nos sinais: Filtro Derivativo, operação quadrática (eivar o sinal ao quadrado) e Filtro do Tipo Janela Móvel (PAN et al, 1985).

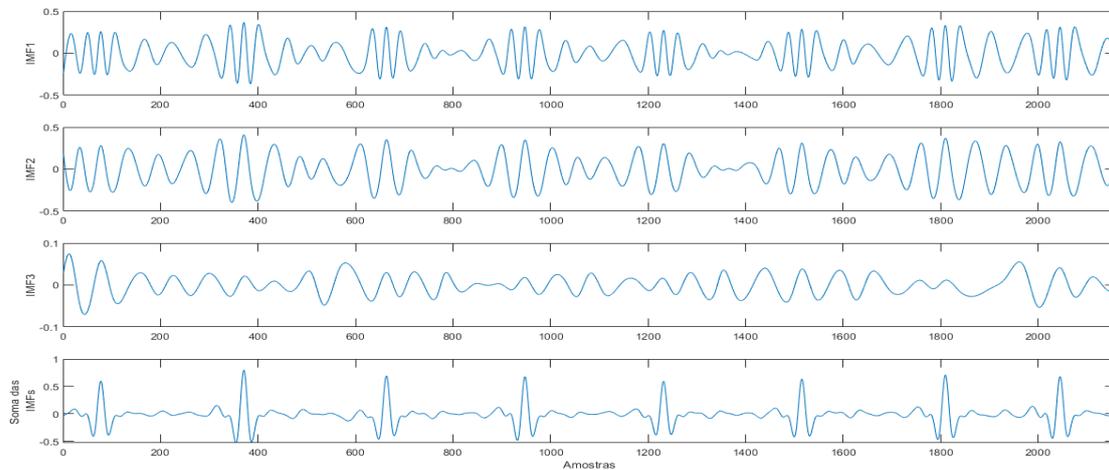
A primeira etapa consistiu em filtrar os sinais com o filtro passa-faixas de 5 a 15 Hz, para eliminar as linhas de base de ruído, do tipo linha de base e interferências elétricas. Em seguida, a EMD foi aplicada aos sinais de ECG, e as somas das três primeiras IMF's foi realizada, a fim se obter uma nova representação do sinal ECG, conforme ilustra a Figura 24.

Com esse sinal composto pelas três primeiras IMF's é aplicado as etapas restantes do algoritmo de Pan e Thompkins. Sucessivamente, é aplicado o filtro derivativo, ele elimina os

componentes de baixa frequência das ondas P e T e fornece um ganho para os componentes de alta frequência, evidenciando o complexo QRS (BARROSO et al., 2018).

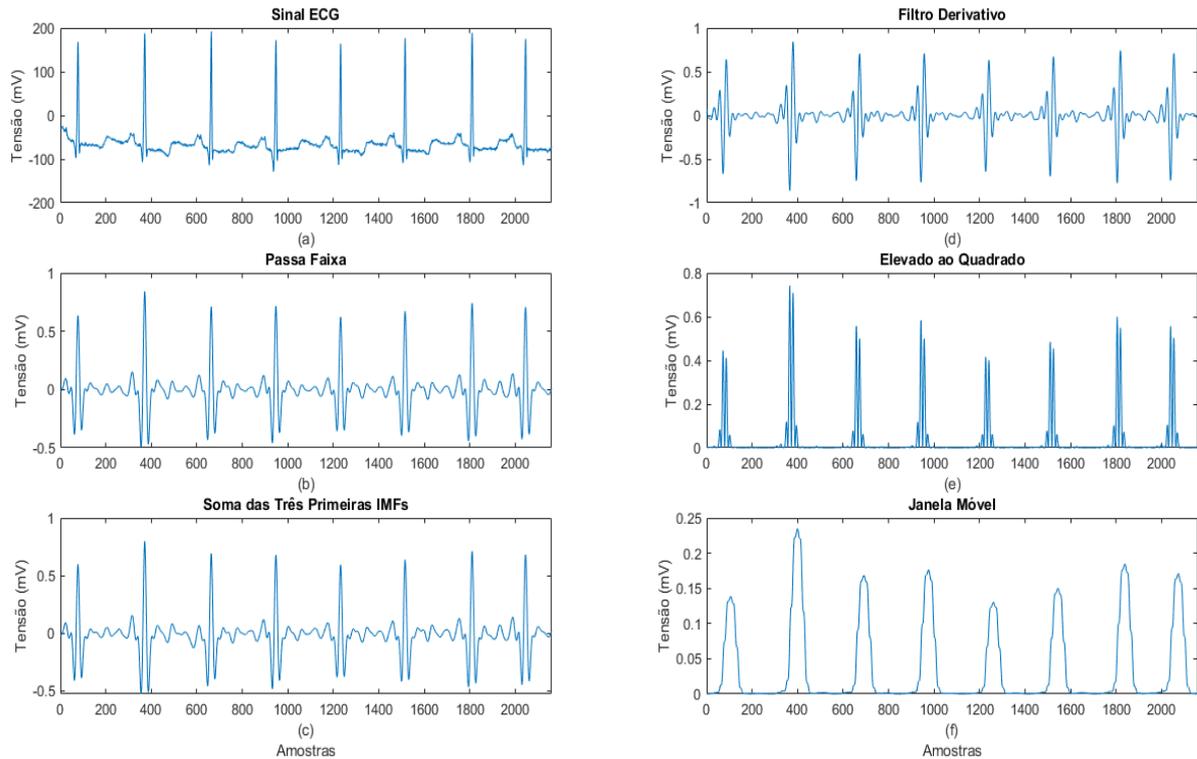
As duas últimas etapas dos algoritmos de Pan e Thompkins são: a operação quadrática e a janela móvel. A primeira etapa é uma a operação que torna o sinal positivo, deixando praticamente apenas o complexo QRS em evidência, como ilustrado na Figura 25 (e). A segunda etapa, tem o intuito de obter informações da onda R, sendo definido o tamanho da janela de 30 amostras. Isso se deu porque o tamanho do complexo QRS compreende a aproximadamente 30 amostras do sinal, conforme Figura 25 (e).

**Figura 24** – IMFs do sinal de número 100 da base de dados.



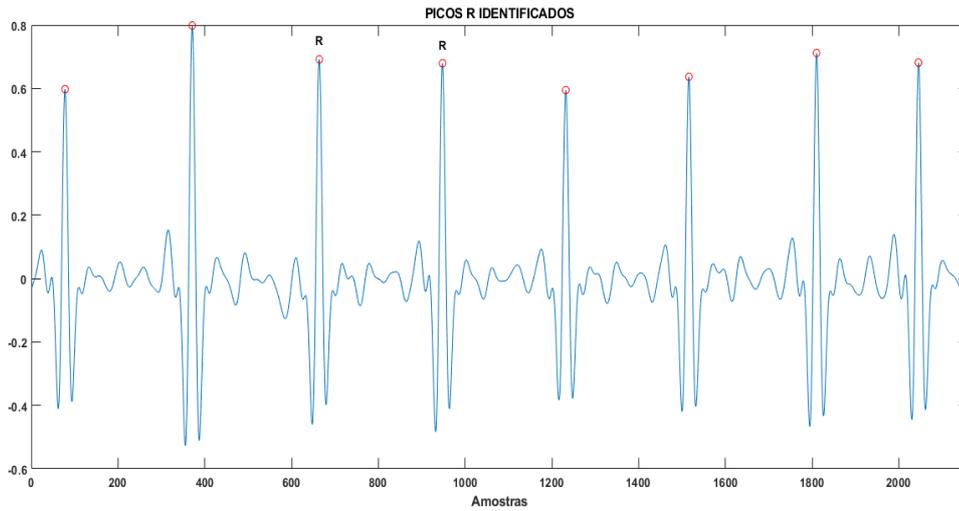
**Fonte:** Adaptado de Souza (2020).

**Figura 25** – Etapas da metodologia 2 da aquisição dos sinais até a janela móvel.



**Fonte:** Adaptado de Souza (2020).

Na etapa de identificação dos picos R, conforme Figura 26, os picos são obtidos por meio do somatório de todos os picos R identificados. Como as amostras nessa abordagem já possuem um tamanho de 60 segundos o número de picos equivale à frequência cardíaca (bpm). Para validação desse algoritmo o número de batimentos por minuto (bpm) foi comparado com o banco de dados e com os valores obtidos na pesquisa de Barroso et al (2018).

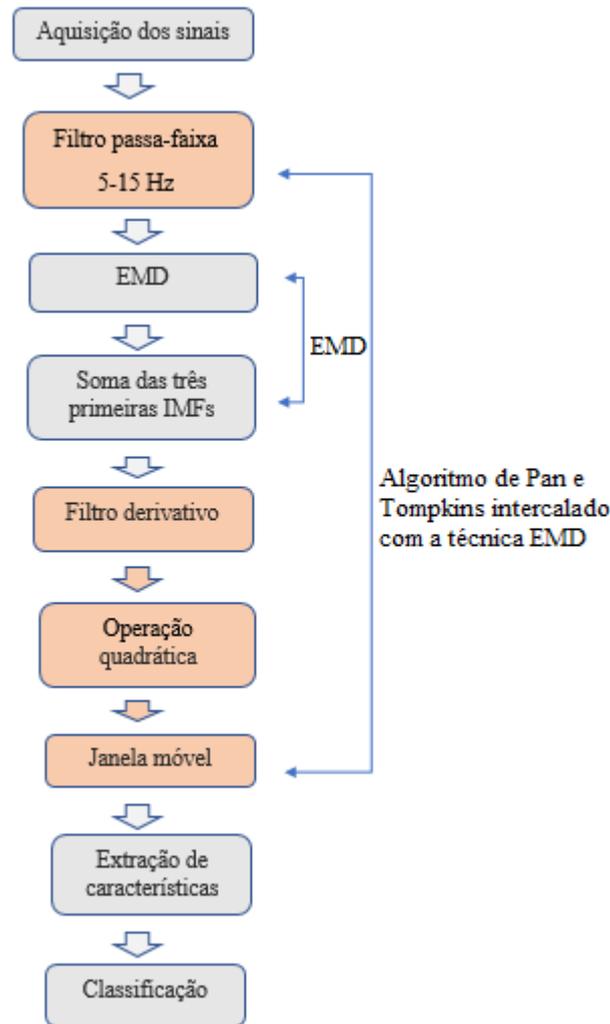
**Figura 26** – Detecção dos picos R na amostra número 100.

**Fonte:** Adaptado de Souza (2020).

### 3.2.2 EMD, Algoritmo de Pan e Tompkins e Redes Neurais

A terceira abordagem empregada nessa pesquisa está ilustrada na Figura 27. A parte inicial desta abordagem é igual à da apresentada na Figura 23, desde a aquisição dos sinais até a etapa de janela móvel. Ou seja, o processamento dos sinais também utiliza o algoritmo de Pan e Tompkins. Por conseguinte, acontece a extração de características.

**Figura 27** – EMD e classificador.

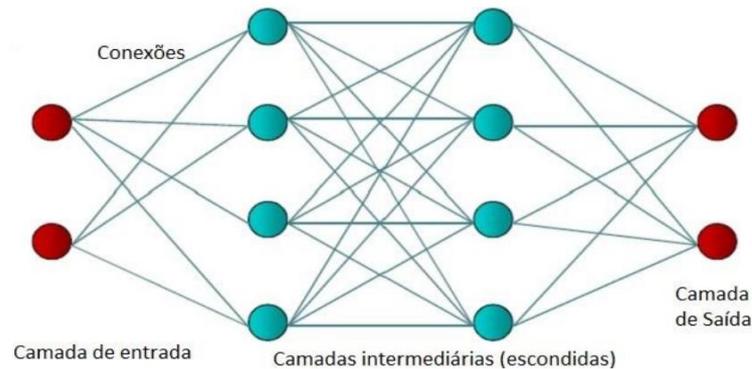


**Fonte:** A autora (2020).

Nesta abordagem é utilizada a classificação de arritmias dos sinais ECG por meio de extração de características e uma rede neural MLP (do inglês *Multi Layer Perceptron*) com validação cruzada *k-fold*, com *k* igual a 10. Grande parte da informação, contida no sinal de ECG, está relacionada com amplitudes, duração e local de ocorrência dos picos P, QRS e T (NUNES et al., 2014). Nessa pesquisa, as características extraídas foram as frequências cardíacas, a entropia, o intervalo QRS, o desvio padrão do intervalo QRS, o intervalo PR e o desvio padrão do intervalo PR. A frequência cardíaca foi escolhida por ser a principal característica de detecção de arritmias. A entropia, entre as características não lineares, é muito utilizada por suas diversas técnicas de quantificação, é a medida do grau de incerteza. Os intervalos QRS e PR e seus respectivos desvios padrões foram extraídos porque são características ligadas à frequência cardíaca, podendo ora ficar mais largo e ora mais estreito conforme o tipo de batimento cardíaco.

As redes neurais são sistemas computacionais distribuídos, constituídos por vários neurônios artificiais inspirados no funcionamento do cérebro humano. O principal objetivo da rede neural é converter os dados de entrada em dados de saída significativos (ROCHA, 2018). As redes de múltiplas camadas (MLP) são redes que apresentam camadas intermediárias entre a camada de entrada e a de saída, conforme Figura 28.

**Figura 28** – Arquitetura de uma rede MLP com duas camadas.



**Fonte:** Adaptado de Izo et al. (2013).

Já o conceito de validação cruzada consiste em dividir o conjunto de dados em subconjuntos, e posteriormente, o uso de determinados subconjuntos para a estimação dos parâmetros do modelo (dados de treinamento), sendo os subconjuntos restantes (dados de validação ou de teste) empregados na validação (AMARAL et al., 2017).

Nessa pesquisa foi utilizado o tipo *k-fold*. O método *k-fold* divide o conjunto de amostras em  $k$  subconjuntos ambos exclusivos e do mesmo tamanho. Desse modo um dos subconjuntos é utilizado para fazer os testes e os  $k-1$  que sobram são usados na estimação dos parâmetros da rede, fazendo-se o cálculo da acurácia, ilustrado na Figura 29 (AMARAL et al., 2017). O desempenho final do algoritmo é calculado através da taxa de acerto (acurácia).

**Figura 29** - Esquema da validação *k-fold*.

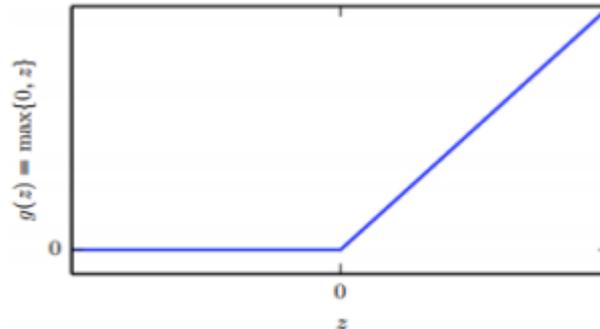


**Fonte:** Adaptado de Amaral et al. (2017).

A configuração proposta nesse trabalho foi implementada com a função de ativação do tipo ReLU (*Rectified Linear*). A função de ativação linear retificada (ReLU), têm como

intervalo  $[0, \infty]$ , e define-se pela fórmula matemática  $f(x) = \max(0, x)$ , como se pode ver na Figura 30.

**Figura 30** – Função de ativação ReLU.



**Fonte:** Adaptado de Rocha (2017).

### 3.2.3.1 Métricas de desempenho

A análise dos resultados, fornecidos pela rede neural, foi realizada pelas métricas de desempenho: acurácia, a sensibilidade e especificidade, conforme Equações (3.2), (3.3) e (3.4). A acurácia é a proporção de predições corretas, sem levar em consideração o que é positivo e o que é negativo ilustrado na Equação (3.2).

$$Ac = \frac{VP + VN}{total\ de\ sinais\ analisadas} \times 100\% \quad (3.2)$$

Os valores de sensibilidade ( $Se$ ) e especificidade ( $Sp$ ) são obtidos por meio de valores obtidos da matriz de confusão da rede neural. Essa matriz não é uma medida de desempenho, porém fornece valores que podem ser utilizados nessas métricas de desempenho, conforme Quadro 2 (ROCHA, 2018).

**Quadro 2**– Esquema da matriz de confusão.

	<b>Positivos previstos</b>	<b>Negativos previstos</b>
<b>Positivos originais</b>	VP	VN
<b>Negativos originais</b>	FP	FN

**Fonte:** A autora, 2020.

A sensibilidade ( $Se$ ) é a capacidade da rede identificar corretamente os indivíduos que possuem arritmia, no caso do presente projeto. A especificidade ( $Sp$ ) é a capacidade da rede de identificar corretamente os indivíduos que não possuem arritmia, conforme as Equações (3.3) e (3.4) (ROCHA, 2018).

$$Se = \frac{VP}{VP + FP} \times 100\% \quad (3.3)$$

Em que  $VP$  são os verdadeiros positivos e  $FP$  os falsos positivos. A sensibilidade se comporta como uma taxa de verdadeiros positivos, ou seja, a taxa de amostras corretamente classificadas entre todas pertencentes a um grupo (ROCHA, 2018).

$$Sp = \frac{VN}{VN + FN} \times 100\% \quad (3.4)$$

Em que  $VN$  são os verdadeiros negativos e  $FN$  são os falsos negativos. Desta forma, a especificidade avalia a taxa de verdadeiros negativos. Com isso, foram gerados resultados de Sensibilidade ( $Sb$ ), Especificidade ( $Sp$ ) e Acurácia ( $Ac$ ) que serão apresentadas na seção 4 (ROCHA, 2018).

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Nesse capítulo será apresentado os resultados das três abordagens realizadas.

### 4.1 Resultados da abordagem 1

Na abordagem 1, representada pelo fluxograma da Figura 19 o algoritmo implementado para a detecção do pico R do complexo QRS é avaliado aplicando-o a todos os sinais do banco de dados MIT-BIH, apresentando diferentes respostas em relação ao estado clínico do paciente. Os dados numéricos correspondem aos instantes em que o pico R do complexo QRS foi detectado pelo algoritmo, e assim, são checados com as anotações reais dos sinais, e dispostos na Quadro 3.

Ao aplicar a Equação 3.1, no intervalo  $R_{n-1} - R_n$ , são encontradas as frequências cardíacas de cada sinal. Utilizando o sinal de número 231, como exemplo, pode-se analisar a forma como é realizado o cálculo. Substituindo os valores na Equação (4.1) é obtido o valor da frequência ilustrado na Equação 4.2.

$$f = \frac{60 * 360}{2845 - 2173} \quad (4.1)$$

$$f = 32,14 \text{ bpm} \quad (4.2)$$

Logo, o paciente do sinal 232 apresenta Bradicardia, pois  $f < 60$  bpm, nesse intervalo de tempo. A Tabela 2 apresenta o desempenho do detector através dos intervalos de frequências cardíacas detectadas de cada sinal ECG e os mesmos verificados com o estado clínico de cada paciente do banco de dados. O sinal 232, usado como exemplo, apresenta uma variação de batimentos no banco de dados de 24 até 28 bpm em 30 minutos disponibilizados pelo banco de dados. Na abordagem apresentada usando apenas 10 segundos do sinal, o que fornece um total de 3600 amostras, o intervalo desse sinal foi de 32,14 bpm até 96,86 bpm. O banco de dados atesta que o paciente 232 apresenta bradicardia e o intervalo apresentado na abordagem proposta contém frequências com bradicardia, conforme apresentado no Quadro 3.

**Quadro 3** - Resultado da abordagem 1.

<b>Sinal</b>	<b>Intervalo da frequência detectada (bpm)</b>	<b>Estado do paciente detectado</b>	<b>Estado do paciente (Banco de dados MIT)</b>	<b>Média das frequências detectadas</b>
<b>100</b>	57,75 – 95,15	Saudável	Saudável	75,53
<b>101</b>	61,89 – 71,52	Saudável	Saudável	67,01
<b>102</b>	68,35 – 77,72	Saudável	Saudável	72,91
<b>103</b>	66,25 – 75,26	Saudável	Saudável	70,2
<b>104</b>	67,92 – 81,81	Saudável	Saudável	74,03
<b>105</b>	39,56 – 92,70	Saudável	Saudável	82,65
<b>106</b>	56,54 – 93,50	Saudável	Taquicardia	71,67
<b>107</b>	58,22 – 96	Saudável	Saudável	72,27
<b>108</b>	58,06 – 63,09	Saudável	Saudável	61,49
<b>109</b>	49,88 – 106,40	Saudável	Saudável	90,58
<b>232</b>	32,14 - 96,86	Bradycardia	Bradycardia	76,62

Fonte: A autora, 2020.

Esse algoritmo desenvolvido e implementado na abordagem 1 obteve uma taxa de acerto 77,08%. Essa taxa mostra que analisando faixas de frequências, 77,08% dos sinais apresentam algum valor que represente arritmia existente no banco de dados do MIT.

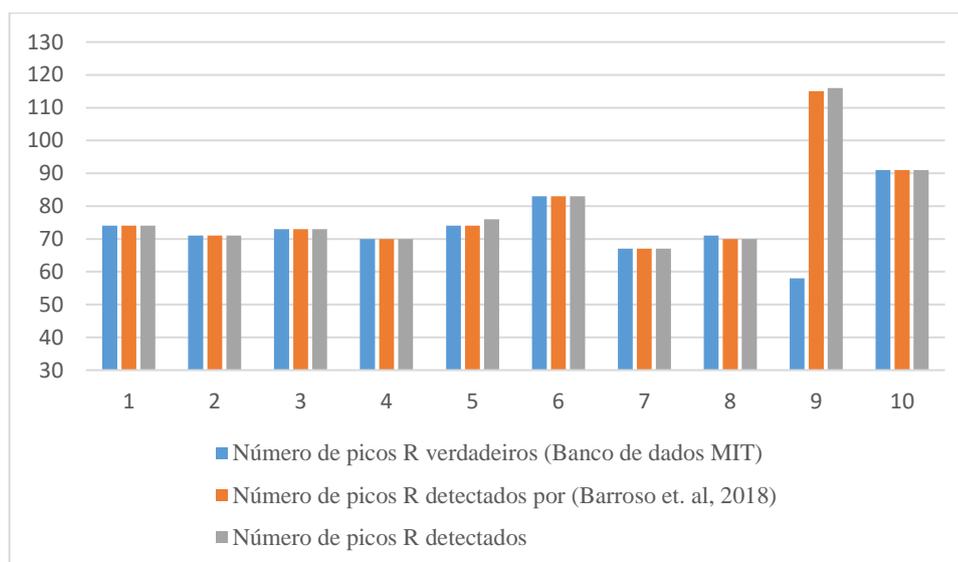
## 4.2 Resultado da abordagem 2

Na abordagem 2, avalia-se o número de complexos QRS em 60 segundos. No sinal de número 100, por exemplo, contabilizou-se um total de 74 QRS ou picos R, logo, o sinal apresenta uma frequência de 74 bpm. Barroso et al. (2018) aplicou o algoritmo de Pan e Tompkins sem utilizar a EMD, em 10 sinais do banco de dados MIT-BIH para detecção automática do complexo QRS. Os resultados obtidos por Barroso et al. (2018) foram comparados com os resultados obtidos nessa pesquisa conforme o Quadro 4 e a Figura 31. O resultado completo do banco de dados é apresentado no Apêndice B.

**Quadro 4** - Dados comparativos de detecção do sinal R da abordagem 2.

Sinal	Número de picos R verdadeiros (Banco de dados MIT)	Número de picos R detectados por (Barroso et. al, 2018)	Número de picos R detectados
100	74	74	74
101	71	71	71
102	73	73	73
103	70	70	70
104	74	74	76
105	83	83	83
106	67	67	67
107	71	70	70
108	58	115	116
109	91	91	91

Fonte: A autora, 2020.

**Figura 31** – Comparativos de detecção do sinal R referente o Quadro 3.

Fonte: A autora, 2020.

Os resultados no Quadro 3 apresentam precisão do algoritmo para detecção do complexo QRS, com baixos índices de falso negativo e falso positivo em comparação com a pesquisa de Barroso et al. (2018). A classificação proposta obteve uma taxa de acerto das arritmias de 97,9%.

### 4.3 Resultado da abordagem 3

Na abordagem 3, os resultados obtidos com a rede neural foram demonstrados pela análise de métricas de desempenho. Primeiramente foram obtidos os valores de acurácia, sensibilidade e especificidade para cada característica individualmente, conforme Quadro 5.

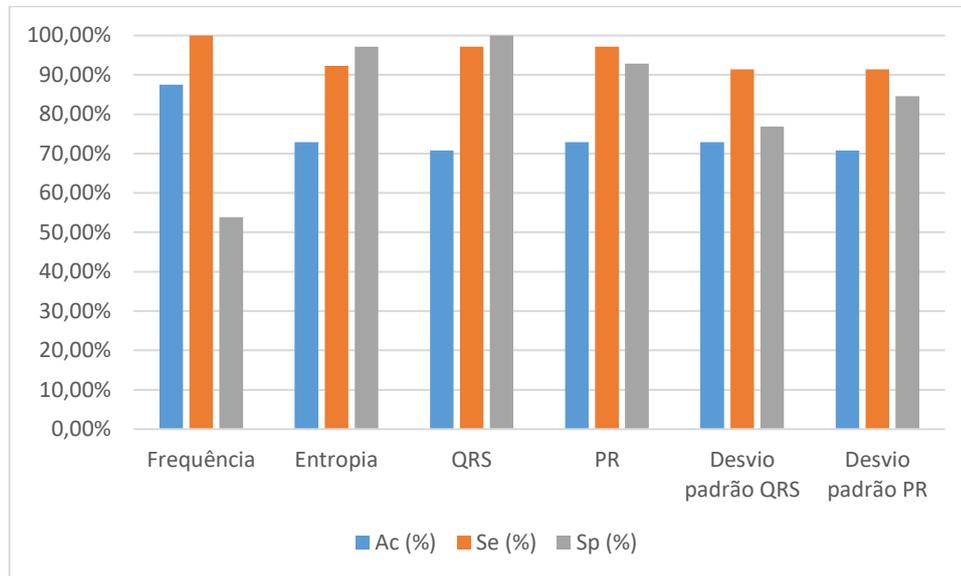
**Quadro 5** – Métricas de desempenho de cada característica individualmente.

<b>Características</b>	<b>Ac (%)</b>	<b>Se (%)</b>	<b>Sp (%)</b>
Frequência	87,5 %	100%	53,84%
Entropia	72,92 %	92,30%	97,14%
QRS	70,83 %	97,14%	100%
PR	72,92%	97,14%	92,85%
Desvio padrão QRS	72,92 %	91,42%	76,92%
Desvio padrão PR	70,83 %	91,42%	84,62%

**Fonte:** A autora, 2020.

Na Figura 32 é possível observar que os resultados individuais de cada característica variaram muito. O valor de maior acurácia foi o da frequência cardíaca que obteve 87,5%. Já a entropia, o intervalo QRS, o intervalo PR e seus respectivos desvios padrões obtiveram uma acurácia em torno de 70%, representados na Figura 32 horizontalmente.

Os valores de sensibilidade das características foram altos, por exemplo, a frequência cardíaca apresentou uma sensibilidade de 100% e as demais características apresentaram valores acima de 90%. Já os valores de especificidade das características variaram bastante, o intervalo QRS apresentou um valor de 100% e 53,84% para frequência cardíaca.

**Figura 32** – Comparativos do Quadro 4.

**Fonte:** A autora (2020).

A fim de ser obtido uma melhor análise das características extraídas foram agrupadas aleatoriamente algumas características do algoritmo proposto com a rede neural. O grupo 1 foram agrupadas as seguintes características: a frequência, a entropia e o intervalo QRS, assim obteve-se o resultado ilustrado no Quadro 6.

**Quadro 6** – Métricas de desempenho do Grupo 1.

	<i>Ac (%)</i>	<i>Se (%)</i>	<i>Sp (%)</i>
<b>Grupo 1</b>	97,91%	97,14%	100%

**Fonte:** A autora, 2020.

O Quadro 6 apresenta os valores obtidos com o grupo 1 obtém -se as taxas de 97,91% de acurácia, 97,14% de sensibilidade e 100% de especificidade.

O grupo 2 foi formado pela associação das seguintes características: a frequência e a entropia, com essa associação foi obtido o resultado ilustrado no Quadro 7. Todos os sinais foram identificados corretamente obtendo taxas de acertos de 100% para acurácia, especificidade e sensibilidade.

**Quadro 7** – Métricas de desempenho do Grupo 2.

	<i>Ac (%)</i>	<i>Se (%)</i>	<i>Sp (%)</i>
<b>Grupo 2</b>	100%	100%	100%

**Fonte:** A autora, 2020.

O terceiro grupo 3 foi formado com agrupamento das seguintes características: frequência, a entropia, o intervalo QRS e o intervalo PR e obteve-se o resultado ilustrado no Quadro 8. Na situação do grupo 3, pode-se observar que houve uma diminuição nas métricas com a inserção do intervalo QRS e do intervalo PR.

**Quadro 8** – Métricas de desempenho do Grupo 3.

	<i>Ac (%)</i>	<i>Se (%)</i>	<i>Sp (%)</i>
<b>Grupo 3</b>	83,33%	91,42%	61,53%

**Fonte:** A autora, 2020.

Unindo ao grupo 3 os desvios padrões dos intervalos QRS e PR para formar o grupo 4 observa-se que ocorreu uma variação. Esse grupo 4 formado pela frequência, a entropia, o intervalo QRS, o intervalo PR, o desvio padrão do intervalo QRS e o desvio padrão do intervalo PR obteve o resultado ilustrado no Quadro 9.

**Quadro 9** – Métricas de desempenho do Grupo 4.

	<i>Ac (%)</i>	<i>Se (%)</i>	<i>Sp (%)</i>
<b>Grupo 4</b>	95,83%	100%	84,61%

**Fonte:** A autora, 2020.

Utilizando apenas as características dos segmentos QRS, PR, desvio padrão do QRS e desvio padrão do PR foi formado o grupo 5 e tem -se o seguinte resultado, conforme Quadro 10. Com esse resultado observa-se que a rede neural confunde algumas características e para esse cenário proposto a melhor associação foi a realizada pelo grupo 2 utilizando frequência e entropia.

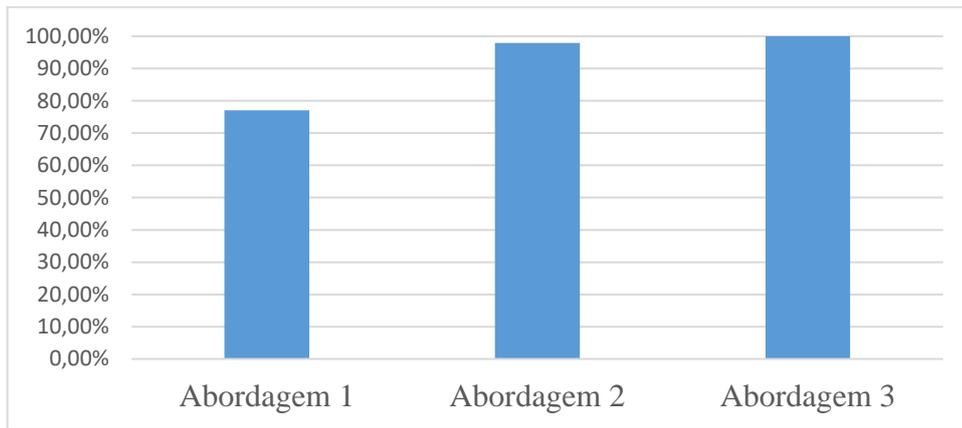
**Quadro 10** – Métricas de desempenho do Grupo 5

	<i>Ac (%)</i>	<i>Se (%)</i>	<i>Sp (%)</i>
<b>Grupo 5</b>	75%	100%	92,30%

**Fonte:** A autora, 2020.

O Quadro 11 mostra algumas taxas de acertos de pesquisas encontradas na literatura que fazem uso de extração de característica do sinal para classificação, usando diferentes metodologias e classificadores. Com isso, é possível observar que a diversidade de pesquisas nesse campo é grande, mas sempre poderá existir um diferencial em cada pesquisa. A Figura 33 ilustra um comparativo das taxas de acertos das três abordagens.

**Figura 33** – Comparação as abordagens em termos de acurácia.



Fonte: A autora, 2020.

**Quadro 11**– Resultados apresentados na literatura.

<b>Autores</b>	<b>Características extraídas</b>	<b>Ac (%)</b>
Zhang et al. (2014)	Intervalo RR, Segmentos e Intervalos de ECG, Coeficientes de <i>wavelets</i>	87%
Lin e Yang (2014)	Intervalo RR Normalizado	93%
Portela et al. (2014)	Oito conjuntos de diferentes características	95%
Escalona Moran et al. (2015)	Onda bruta	98%
Luz et al. (2016)	<i>Wavelet</i> , intervalo RR, PCA	99%
Caldas et al. (2018)	11 características diferentes	99%

Abordagem 3 proposta	Frequência, entropia, segmento QRS, desvio do padrão do segmento QRS, segmento PR e desvio padrão do segmento PR.	100%
----------------------	---	------

**Fonte:** A autora, 2020.

## 5 CONCLUSÃO

Como parte deste trabalho, foram apresentadas abordagens baseadas na decomposição empírica de modo (EMD). E cada abordagem foi distinta entre si, a fim de promover a elaboração de um algoritmo de bom desempenho na detecção de arritmias em eletrocardiogramas. As abordagens 1 e 2 foram implementadas e avaliadas a partir da detecção do complexo QRS. Já na abordagem 3 foi implementado e apresentado uma proposta com extração de características para análise da capacidade da decomposição empírica de modo.

Na abordagem 1, a análise da presença ou ausência de arritmia foi observada por meio de um intervalo de frequência e foi obtido uma taxa de acerto de 77,08%. Essa taxa não foi alta em comparação com as outras abordagens. Acredita-se que o pré-processamento não foi suficiente e o algoritmo confundiu outras formas de onda com o pico R do complexo QRS.

Na abordagem 2 foi observado que o algoritmo aplicado foi eficiente, obtendo-se um baixo índice de falso positivo e falso negativo na detecção dos picos R. Diante disso, a aplicação em conjunto do algoritmo de Pan e Tompkins e a Decomposição Empírica de Modo (EMD) para detecção do complexo QRS e classificação das arritmias mostraram-se satisfatórios com uma taxa de acerto de 97,92%.

Por fim, a abordagem 3 apresenta uma proposta inovadora de classificação de arritmias por conjuntos de características referentes a morfologia de um batimento cardíaco, isso facilita o diagnóstico computadorizado de diversos tipos de doenças cardiovasculares, em especial as arritmias. Os resultados alcançados foram interessantes com alguns grupos de características. E acredita-se que o desbalanceamento do banco de dados pode ter gerado uma confusão na rede neural em alguns casos. Na terceira abordagem foi obtido maior taxa de acerto dentre as abordagens apresentadas.

Diante do apresentado, sugere-se o uso da EMD por parte dos profissionais e pesquisadores na área de eletrocardiogramas, uma vez que por meio deste método é possível auxiliar no processo de reconhecimento de patologias, classificação e tomada de decisão clínica no processo diagnóstico e tratamento de pacientes.

## 5.1 Trabalhos Futuros

Numa perspectiva de continuação deste trabalho, são de considerar os seguintes pontos:

- Realizar mais experiências, com maiores conjuntos de dados de modo para consolidar os métodos;
- Fazer uma melhor avaliação dos diferentes parâmetros e configurações das abordagens propostas, avaliando as suas possíveis melhorias;
- Alargar esta análise a outros tipos de batimentos cardíacos, de forma a conseguir mais classes de análise;
- Verificar a possibilidade da elaboração de um protótipo de análise de ECG simples, viável e de baixo custo;
- Aprimorar a análise para detectar arritmias mais específicas e distingui-las, como *flutter* e fibrilação ventricular em ECGs.

## REFERÊNCIAS

- ACHARYA, U; RAJENDRA. *et al.* Detecção automatizada de arritmias usando diferentes intervalos de segmentos de ECG de taquicardia com rede neural convolucional. **Ciências da informação**, v. 405, p. 81-90, 2017.
- AMARAL, Rafaelle Piazzaroli Finotti. **Aplicação de métodos computacionais a dados vibracionais para detecção de alterações estruturais**. Dissertação (Mestrado em Modelagem Computacional) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, MG, 2017. 68 f.
- APANDI, Z. F. M.; IKEURA, R.; HAYAKAWA, S. Arrhythmia Detection Using MIT-BIH Dataset: A Review. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL APPROACH IN SMART SYSTEMS DESIGN AND APPLICATIONS (ICASSDA). IEEE, **Anais [...]**. Malaysia: IEEE, 2018. p. 1-5.
- BARRETO, Délcio Aguiar José. **Comparação de modelos matemáticos para classificação morfológica do complexo QRS do sinal eletrocardiograma**. Monografia (Bacharelado em Engenharia de Energias) - Universidade da Integração Internacional da Lusofonia Afro-brasileira, Acarapé, CE, 2018.
- BARROSO, L.C. *et al.* Aplicação do Algoritmo de Pan-Tompkins para a Detecção Automática do Complexo QRS. *In*: CONGRESSO BRASILEIRO DE ELETROMIOGRAFIA E CINESIOLOGIA, 5.; SIMPÓSIO DE ENGENHARIA BIOMÉDICA, 10.2018, **Anais [...]**. Uberlândia: Even3, 2018. p. 957-958
- BIBLIOMED. **Taquicardia Ventricular**. 2014. Disponível em: <http://www.bibliomed.com.br/bibliomed/bmbooks/pediat/livro14/fig07-07.html>. Acesso em: 20 fev. 19.
- BOOSTANI, R. *et al.* Identificação pessoal baseada em ecg usando decomposição do modo empírico e transformação de hilbert. **Revista Iraniana de Ciência e Tecnologia, Transações de Engenharia Elétrica**, v. 43, p. 67–75, 2019.
- BORONOEV, V.V.; OMPOKOV, V. D.; KOZIN, V. A. **Decomposição do modo empírico dos sinais de pulso**. 2015. Disponível em: <https://www.mql5.com/pt/articles/439>. Acesso em: 15 mar. 2020.
- BOXT L.M.; LIPTON M.J. Anatomy of the Heart and Great Arteries. *In*: KWONG, R.Y. (eds.). **Cardiovascular Magnetic Resonance Imaging**. Contemporary Cardiology. [S.l.], Springer, 2019. p. 51–75.
- BUNDE, Mateus. **Coração Humano**. Todo estudo, [S.l.] 2005. Disponível em: <https://www.todoestudo.com.br/biologia/coracao-humano>. Acesso em: 16 fev. 2019.

CASTELLI, C. **Coração e Mediastino Anatomia**. Wait, I'm studying, [S.l.], 2016. Disponível em: <https://waitimstudying.wordpress.com/2016/07/27/coracao-e-mediastino-anatomia/>. Acesso em: 18 mar. 2019.

CALDAS, W. L.; DO VALE MADEIRO, J. P.; GOMES, J. P. P. Extração de Atributos para Classificação de Morfologias em Sinais ECG. *In: SIMPÓSIO DE PROCESSAMENTO DE SINAIS*, 7. 2018. **Conference Paper**. Campinas: UNICAMP. 2018.

COSTA, Cecília Moura. **Identificação do Infarto do Miocárdio por meio da Análise do Cardiograma Vetorial e da Reconstrução do Espaço de Fases**. Dissertação (Mestrado em Ciências do Domínio da Engenharia Elétrica) - Instituto Federal da Paraíba, João Pessoa, PB, 2017. 91 f.

DESAI, Usha. *et al.* Decision support system for arrhythmia beats using ECG signals with DCT, DWT and EMD methods: a comparative study. **Journal of Mechanics in Medicine and Biology**, v. 16, n. 01, p. 1640012, 2016.

EDWARDS, D.; TAYLOR, L.; VORSTER, K. Anatomia e fisiologia do sistema cardiovascular. **Journal of PeriAnesthesia Nursing**, v. 12, n. 2, p. 134-137, 1997.

ESCALONA-MORAN, M., SORIANO, M., FISCHER, I., MIRASSO, C.R. Electrocardiogram Classification Using Reservoir Computing With Logistic Regression. **IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics**, v. 19, n. 3, p. 892-898, 2015.

FERDINANDO, H. *et al.* Comparando recursos do padrão ECG e da análise da VFC para o sistema de reconhecimento de emoções. *In: CONFERÊNCIA IEEE DE 2016 SOBRE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL EM BIOINFORMÁTICA E BIOLOGIA COMPUTACIONAL - CIBCB*. [S.l.: s.n.]. p. 1-6, 2016.

FLORENCE, L. Pressão arterial o que é, cuidados e redução. 2014. Disponível em: <https://blog.livrariaflorence.com.br/pressao-arterial-o-que-e-cuidados-e-reducao/>. Acesso em: 18 mai. 2020.

GARCÍA LÓPEZ, Irene María. **Programming and testing of a small-size ECG monitor for small animal gated imaging**. Trabajo fin de grado (Escuela Politécnica Superior) - Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, 2015.

GARGIULO, G. *et al.* On the Einthoven Triangle: A Critical Analysis of the Single Rotating Dipole Hypothesis. **Sensors**, v.18, n.7, 2353, 2018.

GRANERO, C. Lozano. *et al.* Taquicardia sinusal y taquicardia sinusal inapropiada. **Medicine**. v.12, n. 39, p. 2309-2313, 2017.

GOLDBERGER, A. L.; GOLDBERGER, Z. D.; SHVILKIN, A. **Clinical Electrocardiography: A Simplified Approach**. Elsevier Health Sciences, 2017. *E-book*.

HUANG, N. E. *et al.* A decomposição do modo empírico e o espectro de Hilbert para análise de séries temporais não lineares e não estacionárias. **Anais da Royal Society de**

**Londres**. Série A: ciências matemáticas, físicas e de engenharia, v. 454, n. 1971, p. 903-995, 1998.

IZO, F. *et al.* O uso de redes neurais para a análise e concessão de crédito. *In: SIMPÓSIO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO*, 20. **Anais [...]**. Bauru, SP, 2013.

KABIR, M.D.; ASHFANOOR, E.; SHAHNAZ, C. Denoising de sinais de ecg com base em algoritmos de redução de ruído nos domínios emd e wavelet. **Processamento e controle biomédico de sinais**, v. 7, n. 5, p. 481-489, 2012.

KUMAR, S. *et al.* Denoising do sinal do eletrocardiograma (ECG) usando a decomposição do modo empírico (emd) com a técnica de média não local (NLM). **Biocibernética e Engenharia Biomédica**, v. 38, n. 2, p. 297–312, 2018.

KNIGHT, J. **Anatomy and physiology of ageing 1: the cardiovascular system**. **Nursing Times**, v. 113, n. 2, p. 22–24, 2017.

JINGWEI, Too. Redes Neurais Simples com Maneira de Validação Cruzada K-fold. **Matlab Central**, File Troca, 2020. Disponível em: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/71468-simple-neural-networks-with-k-fold-cross-validation-manner>. Acesso em: 28 fev. 2020.

LIN, C.; YANG, C. 2014. Heartbeat classification using normalized RR intervals and morphological features. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2014, p.1–11, 2014.

JUNQUEIRA, L. C.; CARNEIRO, J. **Biologia Celular e Molecular**. 9. ed. Guanabara e Koogan: Rio de Janeiro, 2012.

MOODY, G.B.; MARK, R.G. O banco de dados de arritmia MIT-BIH em CD-ROM e software para uso com ele. **Computers in Cardiology**, v. 17: 185-188, 1990. Publicado: 24 de fevereiro de 2005. Versão: 1.0.0

MOODY, G.B.; MARK, R.G. O impacto do MIT-BIH Arrhythmia Database. **IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine**, v. 20, n. 3, p. 45-50, 2001.

MITCHELL, L. Brent. **Fibrilação atrial e Flutter atrial**. 2019. Disponível em: <https://www.msmanuals.com/pt-br/casa/dist>. Acesso em: 10 fev. 2019.

MONTENEGRO, M.A.C. *et al.* **EEG na prática clínica**. Thieme Revinter: Campinas, 2018.

NAYAK, S. *et al.* Técnicas de filtragem para processamento de sinal de ECG. **Revista Internacional de Pesquisa em Engenharia e Ciências Aplicadas**, v. 2, n. 2, p. 671-679, 2012.

NIMUNKAR AMIT, J; TOMPKINS, W. J. Filtragem de ruído de 60 hz baseada no EMD do ECG. *In: CONFERÊNCIA INTERNACIONAL ANNUAL*, 29. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. **Anais [...]**. [S.l.: s.n.]. p. 1904–1907, 2007.

NUNES, Thiago Monteiro. **Classificação de arritmias cardíacas em eletrocardiograma utilizando floresta de caminhos ótimos**. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Teleinformática), Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, CE, 2014. 66 f.

OLIVEIRA, C. *et al.* Bradicardia grave e assistolia associadas ao sugamadex: relato de caso. **Brazilian Journal of Anesthesiology**, v. 69, n. 2, p. 218-221, 2019.

PAN, J.; TOMPKINS, W. J. A real-time QRS detection algorithm. A Real-Time QRS Detection Algorithm. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 32, n. 3, p. 230-236, 1985.

PASTORE, C. A. *et al.* Diretrizes da Sociedade Brasileira de Cardiologia sobre análise e emissão de laudos eletrocardiográficos. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 93, n. 3, p. 1-19, 2009.

PORTELA, F. *et al.* Preventing patient cardiac arrhythmias by using data mining techniques. *In: IEEE CONFERENCE ON BIOMEDICAL ENGINEERING AND SCIENCES, IEEE IECBES, Anais [...]*. Malaysia: IEEE, p. 165–170. 2014.

SANTOS, M.E.N.S. *et al.* Detecção de Arritmias em Sinais ECG por meio da Decomposição Empírica de Modo. *In: CONFERÊNCIA BRASILEIRA DE DINÂMICA, 14, Controle e aplicações, Anais [...]*. São Carlos: USP, 2019.

SOUZA, Josué da Silva. **Detecção de Arritmias em Sinais ECG por meio da Decomposição Empírica de Modo**. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Instituto Federal da Paraíba, João Pessoa, PB, 2020.

SHAH, S. *et al.* **O coração: Anatomia, fisiologia e fisiologia do exercício**. *In: Integrando cardiologia para médicos de medicina nuclear*. Springer: Berlim Heidelberg, 2009. p. 3-22.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE CARDIOLOGIA. *et al.* **Cardiômetro**. Mortes por doenças cardiovasculares no Brasil. SBC, 2020. Disponível em: <http://www.cardiometro.com.br/>. Acessado em: 10 jan. 2020.

SUCHETHA, M. *et al.* Uma análise comparativa dos métodos de filtragem baseados em emd para cancelamento de ruído de 50 hz no sinal de ECG. **Informática em Medicina Desbloqueada**, v. 8, p. 54–59.

ROCHA, Gabriel Moreira da. **Detecção de arritmias cardíacas em eletrocardiogramas usando deep learning**. Dissertação (Mestrado em Engenharia da Informática) - Instituto Superior de Engenharia, Porto, PT, 2018.

TANG, J. *et al.* Transformação de hilbert-huang para anulação do ecg. *In: CONFERÊNCIA INTERNACIONAL DE BIOINFORMÁTICA E ENGENHARIA BIOMÉDICA, 1., Anais [...]* [S.l.: s.n.]. p. 664–667, 2007.

TAOULI, S. A.; BEREKSI-REGUIG, F. Detection of QRS complexes in ECG signals based on empirical mode decomposition. **Global Journal of Computer Science and Technology**, v. 11, n. 20, 2011.

WANG, X. *et al.* Compressão de ECG baseada na combinação de EMD e transformada de *wavelet*. **Letras Eletrônicas**, v. 52, p. 1588–1590, 2016.

VAN WEERD, J. H.; CHRISTOFFELS, V. M. A formação e função do sistema de condução cardíaca. **Desenvolvimento**, v. 143, n. 2, p. 197-210, 2016.

YOUNG, A.; BRADY, W. ECG monitoring during cardiac arrest resuscitation: use of ECG filtering allows concurrent rhythm interpretation. *The American Journal of Emergency Medicine*, v. 35, n. 1, p. 174–175, 2017.

ZHANG, Z. *et al.* Heartbeat classification using disease-specific feature selection. **Computers in Biology Medicine**, v. 46, p.79–89, 2014.

ZHOU, Y. *et al.* Análise hierárquica multirresolução baseada em emd via dct com aplicativos para *denoising* de ecg e aprimoramento de ponto qrs. *In: CONFERÊNCIA INTERNACIONAL DA IEEE, 23., 2018 [S.l.: s.n.]. Anais [...]. 2018.*

### APÊNDICE A – FREQUÊNCIAS DETECTADAS (abordagem 1)

Sinal	Frequência mínima	Frequência máxima	Média das frequências	Estado clínico do paciente (Banco de dados MIT)	Intervalo de frequência (Banco de dados MIT)
100	57,75	95,15	75,53	Saudável	70 - 89
101	61,89	71,52	67,01	Saudável	55 - 79
102	68,35	77,72	72,91	Saudável	68 - 78
103	66,25	75,26	70,2	Saudável	62 - 92
104	67,92	81,81	74,03	Saudável	69 - 82
105	39,56	92,7	82,65	Saudável	78 - 102
106	56,54	93,5	71,67	Taquicardia	49 - 121
107	58,22	96	72,27	Saudável	68 - 82
108	58,06	63,09	61,49	Saudável	44 - 78
109	49,88	106,4	90,58	Saudável	77 - 101
111	66,66	74,22	70,37	Saudável	64 - 82
112	83,39	90,75	86,56	Saudável	74 - 91
113	51,79	55,66	56,23	Saudável	48 - 87
114	50,11	57,29	53,1	Saudável	51 - 122
115	54,4	65,45	59,93	Saudável	50 - 84
116	39,63	83,72	76,74	Saudável	74 - 86
117	50,34	53,33	51,61	Saudável	48 - 66
118	68,78	76,59	72,15	Saudável	55 - 91
121	56,69	69,23	61,12	Saudável	55 - 83
122	79,41	103,84	91,08	Saudável	67 - 97
123	43,63	52,04	47,48	Saudável	41 - 65
124	47,36	50,7	49,37	Saudável	47 - 64
200	33,75	106,4	74,38	Taquicardia	69 - 141
201	39,77	99,08	82,97	Saudável	31 - 149
202	51,06	57,44	53,54	Bradycardia	49 - 148
203	53,73	100,93	79,3	Taquicardia	54 - 189
205	84,7	94,32	90,19	Saudável	79 - 216
208	45,76	100	73,5	Taquicardia	79 - 134
209	89,25	100	94,65	Taquicardia	82 - 171
210	56,1	107,46	91,41	Taquicardia	63 - 161
212	80,59	106,93	91,36	Saudável	63 - 108
213	54,82	105,36	77,58	Taquicardia	101 - 117
214	33,8	92,3	61,12	Taquicardia	49 - 150
215	38,77	107,46	85,9	Taquicardia	81 - 177

217	66,46	76,05	71,28	Taquicardia	65 – 103
219	66,05	106,93	84,31	Saudável	38 - 103
220	68,13	74,22	71,43	Taquicardia	58 – 150
221	44,9	107,46	72,29	Taquicardia	47 – 130
222	65,85	82,44	75,99	Taquicardia	49 - 163
223	74,48	88,16	80,79	Taquicardia	74 - 118
228	62,79	76,05	73,24	Saudável	50 - 88
230	74,74	87,09	82,05	Saudável	59 – 93
231	34,5	77,41	62,74	Saudável	34 - 69
232	32,14	96,86	76,62	Bradycardia	24 – 28
233	35,35	105,36	82,25	Taquicardia	88 – 141
234	85,03	96,42	90,96	Taquicardia	84 - 147

## APÊNDICE B – NÚMERO DE PICOS R DETECTADOS (abordagem 2)

Sinal	Número de picos R verdadeiros (Banco de dados MIT)	Número de picos R detectados	Número de Falsos Positivos	%FP	Número de Falsos Negativos	%FN
100	74	74	0	0	0	0
101	71	71	0	0	0	0
102	73	73	0	0	0	0
103	70	70	0	0	0	0
104	74	76	2	2,7 %	0	0
105	83	83	0	0	0	0
106	67	67	0	0	0	0
107	71	70	0	0	1	1,40 %
108	58	116	-	-	-	-
109	91	91	0	0	0	0
111	69	69	0	0	0	0
112	85	85	0	0	0	0
113	58	58	0	0	0	0
114	54	54	0	0	0	0
115	63	63	0	0	0	0
116	78	79	1	1,28 %	0	0
117	50	50	0	0	0	0
118	73	73	0	0	0	0
119	65	65	0	0	0	0
121	60	60	0	0	0	0
122	87	87	0	0	0	0
123	49	49	0	0	0	0
124	49	49	0	0	0	0
200	87	87	0	0	0	0
201	90	89	0	0	1	1,11 %
202	53	53	0	0	0	0
203	102	101	0	0	1	0,98 %
205	89	89	0	0	0	0
207	88	80	0	0	8	9,09 %
208	106	106	0	0	0	0
209	93	93	0	0	0	0
210	92	89	0	0	3	3,26 %
212	90	90	0	0	0	0
213	111	111	0	0	0	0
214	76	76	0	0	0	0
215	113	113	0	0	0	0
217	72	72	0	0	0	0
219	74	73	0	0	1	1,35 %
220	72	72	0	0	0	0
221	78	78	0	0	0	0

<b>222</b>	75	75	0	0	0	0
<b>223</b>	80	79	0	0	1	1,25 %
<b>228</b>	71	72	1	1,40 %	0	0
<b>230</b>	79	79	0	0	0	0
<b>231</b>	63	63	0	0	0	0
<b>232</b>	57	57	0	0	0	0
<b>233</b>	104	104	0	0	0	0
<b>234</b>	92	92	0	0	0	0

## ANEXO A – BANCO DE DADOS MIT-BIH

Sinal	Sexo	Idade	Faixa de frequência cardíaca (bpm)
100	M	69	70 - 89
101	F	75	55 - 79
102	F	84	68 - 78
103	M	-	62 - 92
104	F	66	69 - 82
105	F	73	78 - 102
106	F	24	49 - 121
107	M	63	68 - 82
108	F	87	44 - 78
109	M	64	77 - 101
111	F	47	64 - 82
112	M	54	74 - 91
113	F	24	48 - 87
114	F	72	51 - 122
115	F	39	50 - 84
116	M	68	74 - 86
117	M	69	48 - 66
118	M	69	55 - 91
119	F	51	52 - 91
121	F	83	55 - 83
122	M	51	67 - 97
123	F	63	41 - 65
124	M	77	47 - 64
200	M	64	69 - 141
201	M	68	31 - 149
202	M	68	49 - 148
203	M	43	54 - 189
205	M	59	79 - 216
207	F	89	29 - 358
208	F	23	79 - 134
209	M	62	82 - 171
210	M	89	63 - 161
212	F	32	63 - 108
213	M	61	101 - 117
214	M	53	49 - 150
215	M	81	81 - 177
217	M	65	65 - 103
219	M	-	38 - 103
220	F	87	58 - 150
221	M	83	47 - 130
222	F	84	49 - 163
223	M	73	74 - 118
228	F	80	50 - 88
230	M	32	59 - 93

<b>231</b>	F	72	34 - 69
<b>232</b>	F	76	24 - 28
<b>233</b>	M	57	88 - 141
<b>234</b>	F	56	84 - 147

**Fonte:** Adaptado de Moody (1990).