



INSTITUTO FEDERAL DE EDUCAÇÃO, CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA
PARAÍBA

CAMPUS JOÃO PESSOA

BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

JOÃO VICTOR FELIX DE SOUZA

**DETECÇÃO DE CARDIOPATIAS ATRAVÉS DA BINARIZAÇÃO DO
ELETROCARDIOGRAMA**

João Pessoa

2022

JOÃO VICTOR FELIX DE SOUZA

**DETECÇÃO DE CARDIOPATIAS ATRAVÉS DA BINARIZAÇÃO DO
ELETROCARDIOGRAMA**

Trabalho de conclusão de curso submetido à Coordenação do Curso Superior de Bacharelado em Engenharia Elétrica do Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Paraíba como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Bacharel em Engenharia Elétrica.

João Pessoa: 01 de janeiro de 2022

Professor Orientador:

Hélder Rolim Florentino, Dr.

João Pessoa

2022

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

S729d Souza, João Victor Felix de.

Detecção de cardiopatias através da binarização do eletrocardiograma / João Victor Felix de Souza. – 2022.
48 f. : il.

TCC (Graduação Bacharelado em Engenharia Elétrica) - Instituto Federal de Educação da Paraíba / Coordenação do Curso de Bacharelado em Engenharia Elétrica, 2022.

Orientação : Profº D.r Hélder Rolim Florentino.

1. Algoritmo. 2. Identificador de cardiopatias. 3. Eletrocardiograma. 4. Fisiologia do coração. I. Título.

CDU 004.021:616.12-073.7(043)

ATA 91/2022 - CCSBEE/UA3/UA/DDE/DG/JP/REITORIA/IFPB

Coordenação do Curso Superior de Bacharelado

em Engenharia Elétrica
CCSBEE-JP

**ATA DE APRESENTAÇÃO PÚBLICA E AVALIAÇÃO DE
TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO**

ATA Nº: <small>(Nº / ANO)</small>	274/2022
---	-----------------

Às dez horas do dia dezesseis do mês de novembro do ano de dois mil e vinte e dois, de modo virtual foi realizada a Apresentação Pública e Avaliação do Trabalho de Conclusão de Curso intitulado "**DETECÇÃO DE CARDIOPATIAS ATRAVÉS DA BINARIZAÇÃO DO ELETROCARDIOGRAMA**", do(a) aluno(a) **JOÃO VICTOR FELIX DE SOUZA**, requisito obrigatório para conclusão do CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA, com os membros da Banca Examinadora **HÉLDER ROLIM FLORENTINO, DR.** (Orientador, IFPB), **CLEUMAR DA SILVA MOREIRA, DR.** (Examinador, IFPB) e **CRISTÓVÃO MÁRCIO DE OLIVEIRA LIMA FILHO, DR.** (Examinador, IFPB). Após a apresentação e as considerações da Banca Examinadora, o trabalho foi considerado **APROVADO**, com nota **95** sendo esta composta pela média aritmética das seguintes avaliações parciais:

Texto:	Apresentação:	Defesa oral:
95	95	95

Eu, **HÉLDER ROLIM FLORENTINO, DR.** (Orientador, IFPB), lavrei a presente Ata, que segue assinada por mim e pelos demais membros da Banca Examinadora.

Observações:

Documento assinado eletronicamente por:

- **Gilvan Vieira de Andrade Junior**, COORDENADOR DE CURSO - FUC1 - CCTELT-JP, em 28/11/2022 21:41:40.
- **Helder Rolim Florentino**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 29/11/2022 09:25:52.
- **Cleumar da Silva Moreira**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 29/11/2022 10:23:55.
- **Cristovao Macio de Oliveira Lima Filho**, PROFESSOR ENS BASICO TECN TECNOLOGICO, em 30/11/2022 09:29:57.

Este documento foi emitido pelo SUAP em 28/11/2022. Para comprovar sua autenticidade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifpb.edu.br/autenticar-documento/> e forneça os dados abaixo:

Código 361562
Verificador: b278e5626e
Código de Autenticação:



RESUMO

Neste trabalho, foi elaborado um algoritmo para identificação de cardiopatias nos eletrocardiogramas. Utilizando da binarização, técnica de análise de imagem, foi possível mapear todo eletrocardiograma para obter os componentes a quais a compõem, e assim ser uma ferramenta não só para identificação, mas também para monitoramento de pacientes que possuem cardiopatias. Destarte, o trabalho apresentou ótimos resultados durante os testes de amostragem, com a possibilidade do uso desse método para outros sistemas do corpo humano.

Palavras-chaves: Algoritmo, identificação, eletrocardiograma e cardiopatias.

ABSTRACT

In this work, an algorithm was elaborate to indentify heart diseases from electrocardiograms. Using the binzarization, an image analysis technique, was enable to search all the ECG to find the current components that creates It. This tool can be used for indetification and heart diseases monitoring from pacientes too. Therefore, this work had good results during the tests, and can open possibility to use the method for another human systems.

Key words: Algorithm, identification, electrocardiogram e heart diseases.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Fisiologia do coração	9
Figura 2: Fases da sístole e de diástole	10
Figura 3: Formação das ondas (P,Q,R,S,T,U) que resultará no sinal ECG	11
Figura 4: Vetores de ativação ventricular, em corte transversal do tórax	13
Figura 5: Esquema de ligação dos eletrodos da mão direita (R), mão esquerda (L) e pé (F)	13
Figura 6: Vetores de ativação ventricular sobre o ponto de vista do triângulo de Einthoven	15
Figura 7: Esquema de ligação dos eletrodos para registo das derivações unipolares dos membros	16
Figura 8: (A) relações angulares das seis derivações no triângulo de Einthoven. (B) Relações angulares formadas pelas 6 derivações	17
Figura 9: Esquema geral do registo de um eletrocardiograma normal com as 12 derivações	18
Figura 10: Composição do eletrocardiograma	19
Figura 11: Onda T resultante de isquemia	21
Figura 12: Intervalo P-R prolongado devido ao bloqueio atrioventricular	22
Figura 13: Falha ocasional do bloqueio AV de segundo grau	23
Figura 14:(a) Foto sem binarização. (b) Foto binarizada. (c) Foto com outro tipo de binarização	25
Figura 15: ECG normal	26
Figura 16: Figura 15 binarizada	26
Figura 17: Matriz resultante da binarização do ECG da Figura 16	27
Figura 18: Eixo imaginário traçado pelo código para facilitar a sua análise	28
Figura 19: Vetor resultante da contagem de ocorrências de zeros	29
Figura 20: Fluxograma de execução	30
Figura 21: Parte do ECG utilizado no código	31
Figura 22: Diagnóstico final do algoritmo	32
Figura 23: ECG com isquemia	33
Figura 24: Matriz resultante da binarização da Figura 20	33
Figura 25: Vetor resultante da quantidade de zeros da matriz da Figura 21	34
Figura 26: Diagnóstico dado pelo algoritmo	34
Figura 27: ECG com BAV de primeiro grau	35
Figura 28: Matriz resultante da binarização da Figura 24	35
Figura 29: Vetor da binarização	36
Figura 30: Diagnóstico resultante do algoritmo	36
Figura 31: ECG com BAV de segundo grau	37
Figura 32: Matriz binarizada da Figura 28	38
Figura 33: Vetor resultante da análise da matriz	38
Figura 34: Diagnóstico final do algoritmo	39
Figura 35: Código para detecção de isquemia	44
Figura 36: Continuação do código para detecção de isquemia	44
Figura 37: Código para diagnóstico de BAV 1	44
Figura 38: Código para diagnóstico de BAV 2	45

SUMÁRIO

1	Introdução.....	7
2	Embasamento Teórico.....	8
2.1	Fisiologia do coração.....	8
2.1.1	Estrutura do coração.....	8
2.1.2	Movimento de Sístole e de Diástole.....	9
2.1.3	Geração do pulso elétrico no coração.....	10
2.2	Eletrocardiograma.....	10
2.2.1	História do eletrocardiograma.....	11
2.2.2	Obtenção do sinal ECG.....	11
2.2.3	Derivações do plano frontal.....	12
2.2.4	Derivações bipolares.....	12
2.2.5	Derivações unipolares dos membros.....	15
2.2.6	Derivações do plano horizontal.....	17
2.2.7	Calibração da Voltagem e do Tempo do Eletrocardiograma.....	18
2.2.8	Determinação da Frequência dos Batimentos Cardíacos por meio do Eletrocardiograma.....	20
2.2.9	Isquemia.....	20
2.2.10	Bloqueio Atrioventricular.....	21
2.2.11	Bloqueio Atrioventricular de primeiro Grau.....	21
2.2.12	Bloqueio Atrioventricular de segundo grau.....	22
2.3	Processamento de Imagem.....	23
2.3.1	Digitalização.....	23
2.3.2	Binarização.....	24
3	Materiais e Métodos.....	25
3.1	Banco de dados MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database.....	25
3.2	Conversão e análise do sinal ECG no Matlab.....	26
3.2.1	Utilização do banco de dados MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database na análise.....	29
3.3	Reconhecimento dos eletrocardiogramas.....	29
3.3.1	Eletrocardiograma Normal.....	30

3.3.2 Eletrocardiograma Isquêmico	32
3.3.3 Bloqueio atrioventricular de 1º grau	34
3.3.4 Bloqueio atrioventricular de 2º grau	37
3.4 Realocação dos arquivos analisados	39
4 Resultados.....	40
5 Conclusões.....	42
6 Referências bibliográficas	43
Apêndice A – Rotina do algoritmo para detecção de isquemia.....	44
Apêndice B – Rotina de código para detecção de BAV 1.....	44
Apêndice C- Rotina de código para detecção de BAV 2	45

1 Introdução

Desde a consolidação da invenção do eletrocardiograma, em 1902, por Willem Einthoven, fisiologista holandês, não só foi comprovada a existência da atividade elétrica no coração, mas também foi possível sua detecção. Para a medicina, ganhou-se uma ferramenta de auxílio que, na época, foi um grande salto, assim como a descoberta do raio – X, em 1895, por se tratar de um exame não invasivo.

A utilização do eletrocardiograma no meio clínico possibilitou não só o fato de monitorar o batimento cardíaco, mas também a descoberta de certas irregularidades durante alguns batimentos, as quais representam um tipo de cardiopatia, que afetam os pacientes detentores delas. Ademais, mesmo com o avanço da tecnologia daquela época até os dias contemporâneos, não conseguiram ainda substituir o eletrocardiograma, embora tenha sido aprimorado e utilizado outras ferramentas para detecção de cardiopatias.

M. Wasimuddin et al (2020) utilizaram a técnica de *machine learning* para monitoramento e diagnósticos no sinal ECG. (U. Rajendra Achary et al, 2017) aproveitaram das redes neurais para detecção de arritmias e de problemas relacionados com diferentes intervalos da taquicardia do ECG.

(T. Martins et al, 2020) aplicaram a técnica de binarização na transformada de Hilbert Huang, para a classificação de sinais de vozes, obtendo ótimos resultados com a ferramenta para análise. Neste trabalho, pretende-se aplicar as técnicas de processamento de imagens em eletrocardiogramas, por meio da binarização, para detecção de cardiopatias, mas também ser uma ferramenta de estudo para outros sistemas do corpo humano.

As cardiopatias analisadas durante a elaboração foram a isquemia, bloqueio atrioventricular de 1º e 2º grau. Para chegar nos resultados, foram estudadas cada condição, motivo e consequência de cada cardiopatia a fim de montar os mecanismos necessários para as suas detecções. Cada amostra passa por uma análise de imagem para que o algoritmo possa marcar os pontos mais importantes que o ECG possui.

Utilizou-se uma base de dados com sinais de eletrocardiogramas classificados como saudáveis para ajudar no processo de diferenciação. Ela teve fundamental importância para que pudesse fazer a principal diferenciação: a diferença entre um sinal ECG normal de um ECG com qualquer cardiopatia, se encaixando muito bem dentro deste trabalho. Ao final da elaboração e da fase de ajustes, o algoritmo conseguiu diferenciar e classificar sinais de eletrocardiogramas em normais, isquêmicos e bloqueios de 1º e 2º, além de indexar os resultados catalogados junto com os arquivos originais em uma pasta dentro do computador visando uma melhor operacionalidade.

Destarte, o trabalho apresentou ótimos resultados com gráficos elucidativos, indicando o diagnóstico de cada eletrocardiograma, e abrindo uma nova forma de se estudar as cardiopatias com um vislumbre para estudo de outros malés que acometem o sistema cardiovascular.

2 Embasamento Teórico

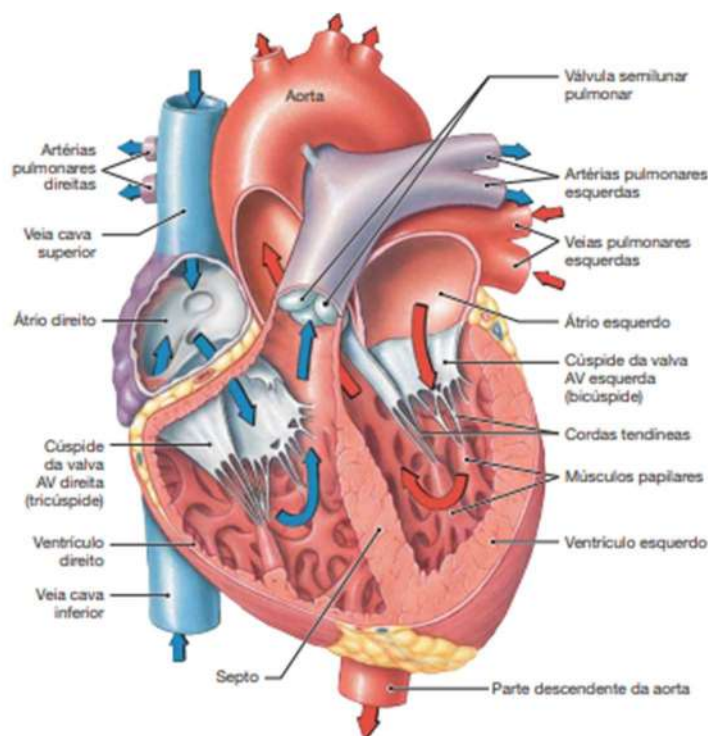
2.1 Fisiologia do coração

2.1.1 Estrutura do coração

O coração é um órgão muscular oco, localizado na cavidade torácica, que recebe o sangue das veias e o impulsiona para dentro das artérias. Ele é envolvido por um resistente saco membranoso chamado pericárdio, sendo este responsável por abrigar o líquido pericárdico, que lubrifica a superfície externa do órgão. O coração é formado pelo miocárdio, o qual é o músculo estrutural para os átrios e ventrículos, sendo o primeiro detentor de camadas estruturais mais finas e, conseqüentemente, menor tamanho e volume físico, e os ventrículos apresentam camadas mais grossas e enrijecidas, fatores que os fazem ocupar o maior espaço do volume do coração (SILVERTHORN, 2017).

O coração atua com os sangues arterial e venoso concomitantemente, sendo necessário, para evitar que os dois tipos de sangue se misturem, a existência do septo interventricular, garantindo, com isso, o bom funcionamento do sistema cardiovascular. Os átrios recebem os devidos sangues pelas veias, e após encherem, contraem juntos e passam o sangue para os ventrículos, por meio das valvas atrioventriculares, garantindo a unidirecionalidade do sangue. Nos ventrículos, a força gerada pelo coração é suficiente para empurrar os dois sangues para os pulmões e para as periferias do corpo (SILVERTHORN, 2017).

Figura 1: Fisiologia do coração



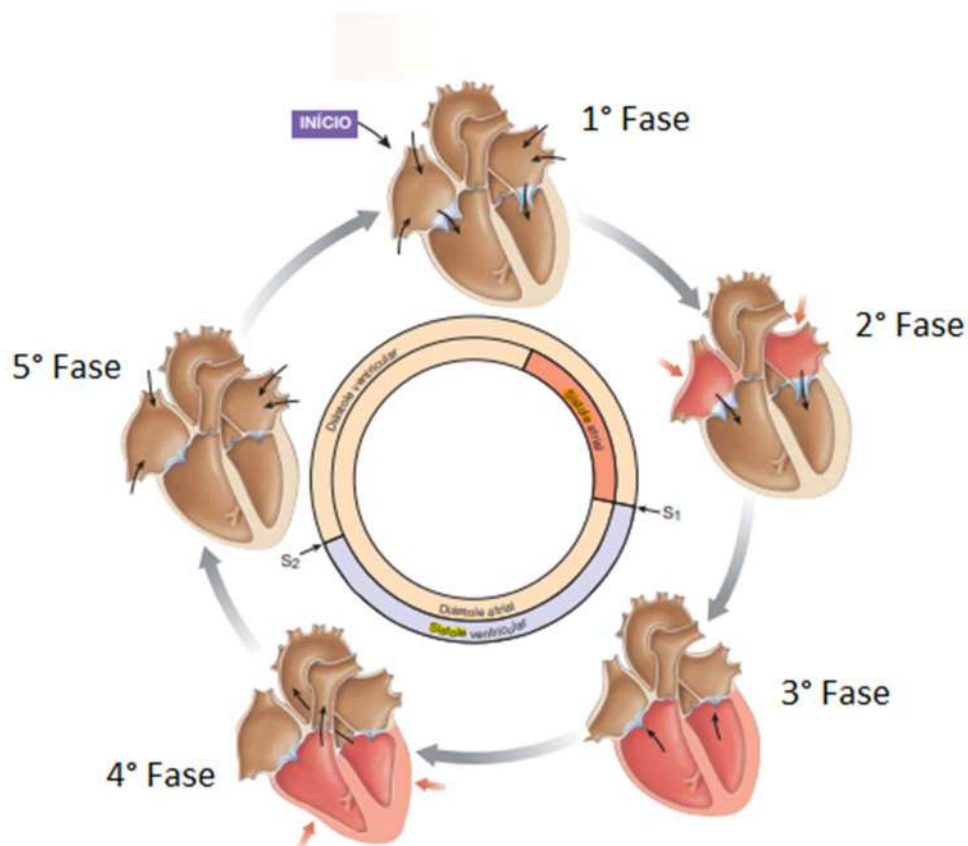
Fonte SILVERTHORN, 2017

2.1.2 Movimento de Sístole e de Diástole

O ciclo cardíaco é composto por dois movimentos: diástole e sístole. A diástole acontece no momento de relaxamento do coração, enquanto a sístole é o período de contração do órgão. O ciclo cardíaco é dividido em 5 etapas, conforme será mostrado na Figura 2. Na primeira fase, os átrios e ventrículos se encontram relaxados, possibilitando a entrada do sangue no átrio e a abertura das valvas atrioventriculares, que preencherá os ventrículos em sequência. A próxima etapa é a contração atrial e o término do enchimento do ventrículo, pois, na primeira fase, o ventrículo não é totalmente preenchido de sangue, necessitando da contração atrial para expelir o restante do sangue que ficou no átrio para o ventrículo (SILVERTHORN, 2017).

Outrossim, na terceira etapa, ocorre o início da sístole dos ventrículos. Nesse momento, a pressão empurra o sangue de modo a fechar as valvas atrioventriculares e, no mesmo instante, inicia-se a quarta etapa, na qual ocorre a ejeção ventricular, momento em que a pressão do ventrículo ejeta o sangue, abrindo os canais das artérias e, por fim, na última fase, o ventrículo é repolarizado, ou seja, sofre o processo de diástole, e ainda fecha as valvas semilunares, que são responsáveis pelo isolamento do ventrículo, possibilitando a vascularização do corpo. (SILVERTHORN, 2017). A Figura 2 demonstra a movimentação do músculo durante esses movimentos.

Figura 2: Fases da sístole e de diástole



Fonte: SILVERTHORN, 2017

2.1.3 Geração do pulso elétrico no coração

A contração miocárdica começa nas células autoexcitadas ou células de marca passo, que irradiam o pulso elétrico para as células contráteis. A contração e excitação do músculo cardíaco é controlada pela concentração de Ca^{2+} presente nas células. O potencial de contração é encaminhado para as células que abrem os canais de Ca^{2+} , possibilitando a entrada do íon na célula. No interior da célula, os íons Ca^{2+} induzem a liberação de mais íons Ca^{2+} para os canais rianodínicos, que, com o aumento da concentração desses íons, geram fagulhas no tecido, criando um sinal de Ca^{2+} , o qual se liga a enzima da troponina, iniciando o movimento de contração (SILVERTHORN, 2017).

Destarte, após a contração, os íons de Ca^{2+} são liberados das enzimas troponinas e armazenados no retículo sarcoplasmático, fato este que caracteriza o relaxamento (SILVERTHORN, 2017).

2.2 Eletrocardiograma

2.2.1 História do eletrocardiograma

No fim do século XIX, os fisiologistas descobriram que era possível utilizar da boa condutividade de soluções salinas do corpo humano para obtenção de sinais elétricos, e o uso de eletrodos, sobre a superfície da pele, seriam ótimas ferramentas para a obtenção desses impulsos elétricos. Em 1887 foi registrado o primeiro ECG humano (AIRES, 1991).

O fisiologista holandês Walter Einthoven (1887) foi o descobridor do ECG utilizando-se do triângulo que batizou com o seu próprio nome, triângulo de Einthoven, o qual os eletrodos eram dispostos nos braços e na perna esquerda, que futuramente seriam nomeados como derivações do ECG (AIRES, 1991).

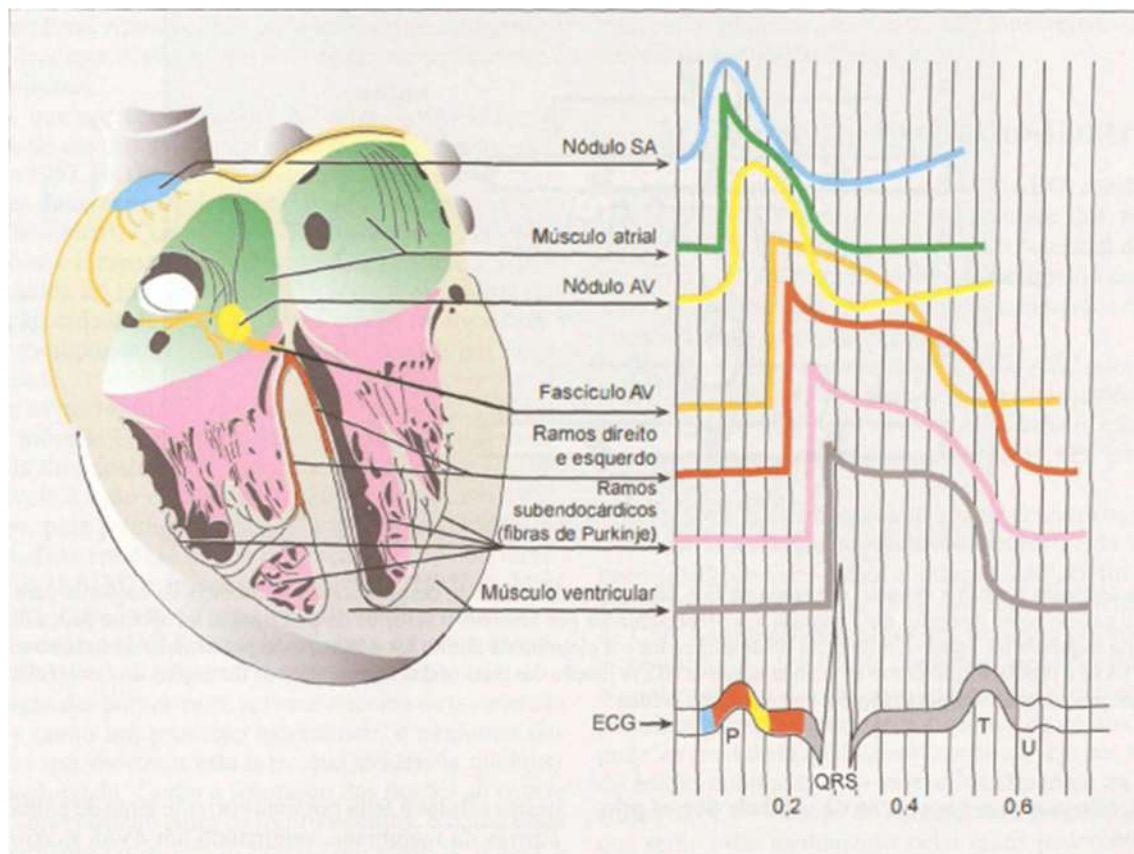
2.2.2 Obtenção do sinal ECG

O eletrocardiograma é o somatório dos potenciais elétricos na superfície do coração, quando vários potenciais de ação passam pelo coração, o ECG capta o sinal pelos seus eletrodos dois de cada vez, ou seja, os eletrodos não funcionam simultaneamente, e então quando um pulso é gerado, um eletrodo detém o sinal positivo, outro negativo e o que sobrou, ficará inativo (AIRES, 1991).

A ativação cardíaca normal se faz numa sequência regular que pode ser representada pelo ciclo da atividade elétrica do coração. É importante ressaltar que a onda de excitação propaga-se por todo o músculo cardíaco com diferentes velocidades. A velocidade de propagação depende da intensidade dos circuitos locais de corrente gerados pelos fluxos iônicos que despolarizam os miócitos durante o potencial de ação. Assim, nas regiões onde a despolarização é gerada por um grande influxo de cátions (fato que se traduz por um valor elevado de dV/dt máximo), a velocidade de propagação da excitação elétrica é alta, como ocorre no sistema de His-Purkinje (AIRES, 1991).

A Figura 3 mostra os diferentes tipos de potencial de ação gerados durante um ciclo cardíaco normal e as ondas eletrocardíacas geradas na superfície do corpo. Observa-se que o ciclo cardíaco se origina com a despolarização das células do nódulo sinusal, propagando-se pelos átrios direito e esquerdo. Analisando-se a equivalência temporal entre os registros de potencial em diferentes regiões do coração e as ondas do eletrocardiograma, verifica-se que a ativação atrial gera uma onda denominada de onda P. A excitação ventricular gera um conjunto de ondas pontiagudas e de rápida inscrição, denominado de complexo QRS. A onda T coincide com a fase 3 dos potenciais de ação dos ventrículos, representando, portanto, a repolarização ventricular. A onda U, que pode aparecer depois da onda T, parece ser determinada pela repolarização das fibras ventriculares com potenciais de ação mais longos (AIRES, 1991).

Figura 3: Formação das ondas (P,Q,R,S,T,U) que resultará no sinal ECG



Fonte: AIRES, 1991.

2.2.3 Derivações do plano frontal

São as derivações que captam as flutuações do campo elétrico no plano frontal, isto é, considerando apenas o eixo lateral (direita/esquerda) e vertical (superior/inferior) do coração. No plano frontal são registradas as três derivações bipolares definidas por Einthoven e as três derivações unipolares dos membros (AIRES, 1991).

2.2.4 Derivações bipolares

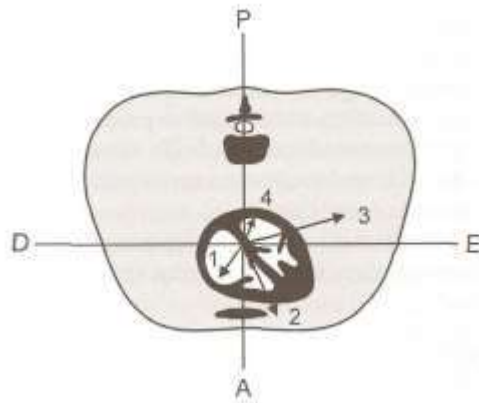
Para o registro de DI, D2 e D3 os eletrodos são posicionados nos braços direito (BD) e esquerdo (BE) e na perna esquerda (PE). O aterramento do sistema é feito por outro eletrodo situado na perna direita (Figura 5). A disposição dos eletrodos na entrada do amplificador é feita de tal modo que a amplitude de um vetor registrado em D2 seja igual à soma das amplitudes registradas em DI e D3. Essa igualdade é, por vezes, denominada lei de Einthoven (AIRES, 1991):

$$D1 = D2 + D3 \quad (\text{Eq. 1})$$

A ativação ventricular normal pode ser representada pela resultante dos vetores 1,2,3 e 4 mostrados na Figura 4. Na maioria dos indivíduos normais, o vetor resultante da ativação ventricular aponta para a esquerda e ligeiramente para baixo no plano

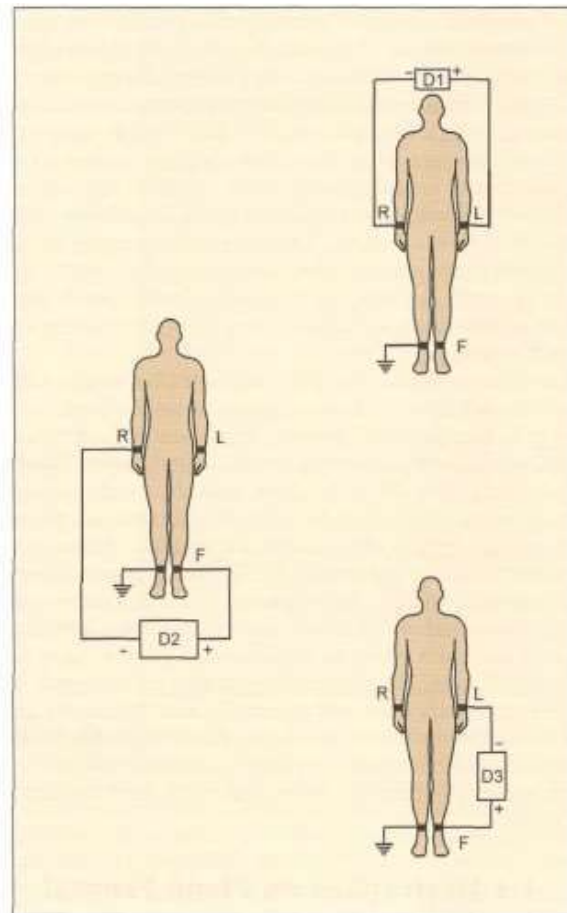
frontal .Desta forma, esse vetor se projeta para a direita da linha média de DI e para a porção inferior das derivações D2 e D3 (AIRES, 1991).

Figura 4: Vetores de ativação ventricular, em corte transversal do tórax.



Fonte: AIRES, 1991.

Figura 5: Esquema de ligação dos eletrodos da mão direita (R), mão esquerda (L) e pé (F).



Fonte: AIRES, 1991.

Para que D2 seja igual à soma de DI + D3, como preconiza a lei de Einthoven, a disposição dos eletrodos deve obedecer ao seguinte esquema:

$$2) \quad D1 = VL - VR \quad (\text{Eq.})$$

$$3) \quad D2 = VF - VR \quad (\text{Eq.})$$

$$4) \quad D3 = VF - VL \quad (\text{Eq.})$$

Onde:

VL = potencial do braço esquerdo (L vem de left arm)

VR = potencial do braço direito (R vem de right arm)

VF = potencial da perna esquerda (F vem de foot)

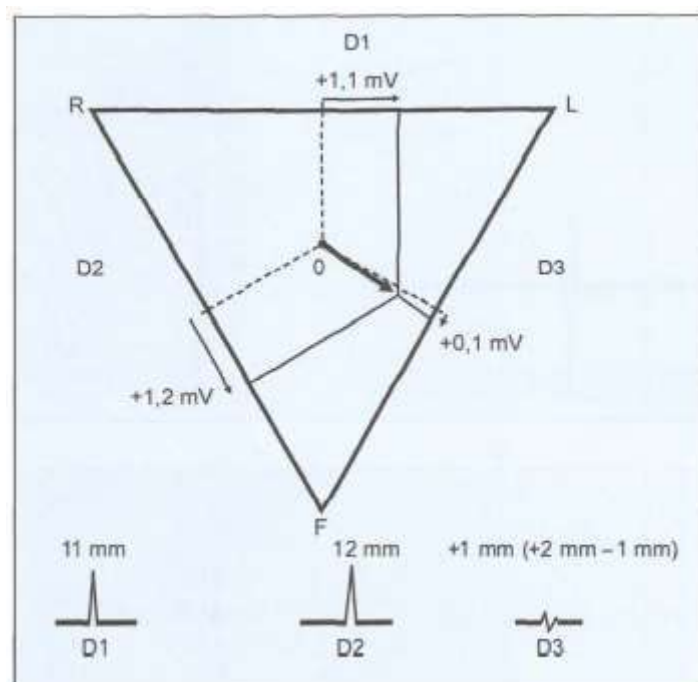
Então, de acordo com a equação , pode-se escrever:

$$VF - VR = (VL - VR) + (VF - VL) \quad (\text{Eq. 5})$$

Esta é a origem da convenção de sinais no triângulo de Einthoven, apresentada na Figura 5, ou seja, para se registrar DI, a entrada negativa do amplificador deve ser ligada ao eletrodo situado no braço direito e a entrada positiva ao braço esquerdo. A mesma regra deve ser seguida para se obterem os registros de D2 e D3, que deve seguir o preconizado na equação Eq. 5. Detalhes adicionais sobre a montagem e padronização de registros eletrocardiográficos devem ser vistos em textos mais específicos (AIRES, 1991).

No esquema da Figura 6, o vetor médio de ativação ventricular origina um complexo QRS positivo e com a maior amplitude em D2, pois é praticamente paralelo a este plano de derivação. Esse mesmo vetor originaria um complexo QRS positivo em DI, pois se projeta à direita da linha média desta derivação. Em D3 seria registrada uma onda de amplitude bem pequena, uma vez que o vetor elétrico é praticamente perpendicular ao plano da derivação D3. Vale ressaltar que quando uma onda eletrocardiográfica é nula ou isoelétrica (a parte positiva é igual à parte negativa), isto indica que o vetor original está a 90° do plano de derivação (AIRES, 1991).

Figura 6: Vetores de ativação ventricular sobre o ponto de vista do triângulo de Einthoven.



Fonte: AIRES, 1991.

2.2.5 Derivações unipolares dos membros

Visando estabelecer o potencial elétrico absoluto de cada extremidade do corpo, Wilson (1934) desenvolveu um dispositivo, cujo potencial elétrico é nulo, que pode ser considerado uma “terra virtual”, denominado central terminal de Wilson. Portanto, registrando-se a diferença de potencial entre qualquer ponto da superfície corporal e a central terminal de Wilson consegue-se um registro unipolar, ou seja, o potencial captado pelo eletrodo explorador é igual à variação absoluta do potencial elétrico daquele local. O ponto de potencial nulo é conseguido pela ligação dos três eletrodos conectados aos membros num nó comum do circuito elétrico, obtendo-se assim um sistema fechado. Pela segunda lei de Kirchoff, a soma de potenciais em circuito elétrico fechado é igual a zero (AIRES, 1991). Então:

$$D1 + D2 + D3 = 0 \quad (\text{Eq. 6})$$

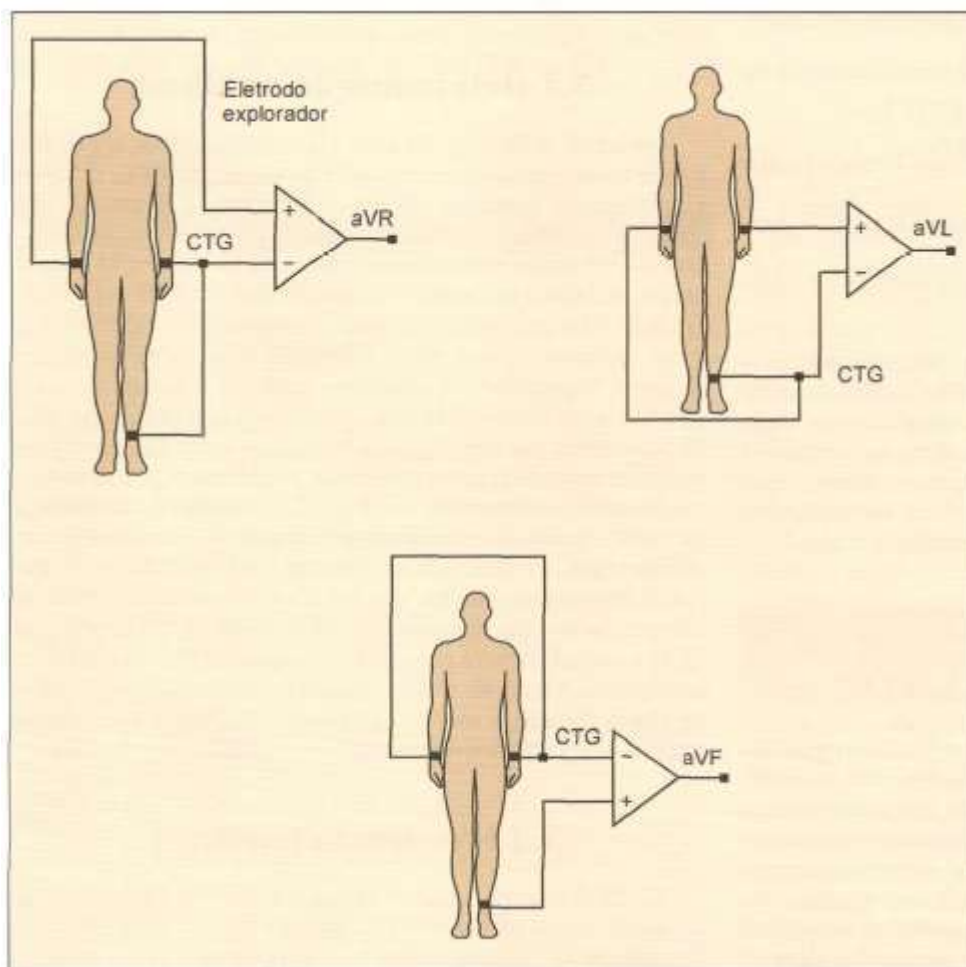
$$(VL - VR) + (VF - VR) + (VF - VL) = 0 \quad (\text{Eq. 7})$$

7)

Tendo em vista que os potenciais registrados no braço direito, braço esquerdo e perna esquerda apresentam baixa amplitude, o que dificulta a interpretação das ondas do eletrocardiograma, Goldberger propôs uma modificação no circuito construído por Wilson. Na nova configuração proposta, o registro do potencial unipolar de um membro

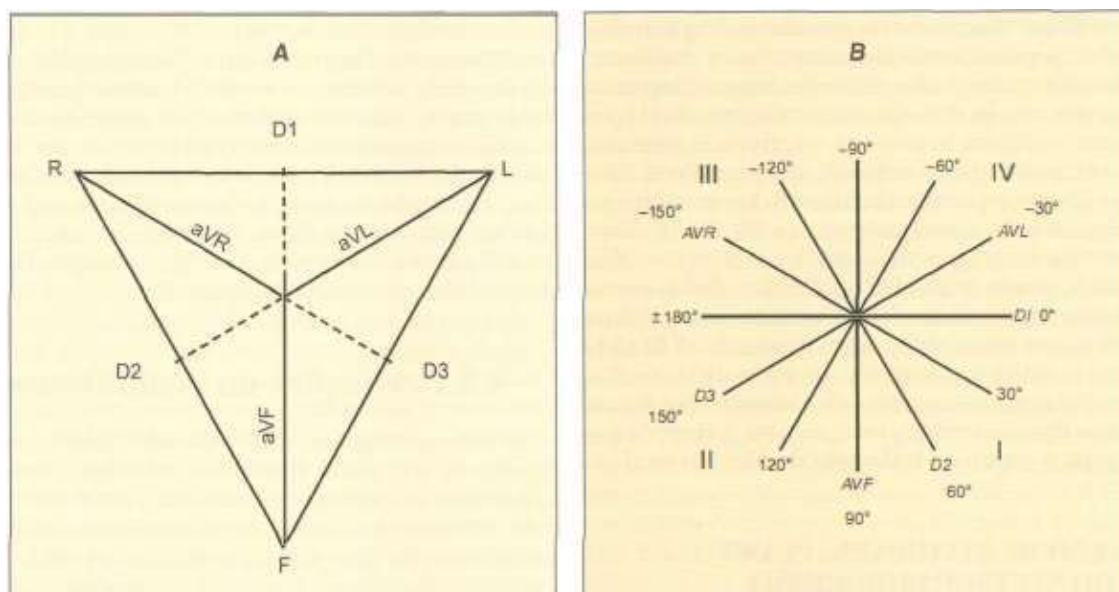
(perna esquerda, por exemplo) é feito conectando-se apenas os eletrodos dos outros dois membros ao ponto de potencial nulo, como mostrado na Figura 7. Com isso, os potenciais unipolares registrados nos membros têm maior amplitude, sendo mais fácil analisá-los. Essas novas derivações foram incorporadas definitivamente aos registros do eletrocardiograma basal, sendo denominadas de aVR, aVL e aVF (a letra a indica "augmented"). Os eixos elétricos das derivações unipolares dos membros são definidos por linhas imaginárias que ligam o membro onde se situa o eletrodo e o coração, ou seja, o centro do triângulo de Einthoven na Figura 8 A (AIRES, 1991).

Figura 7: Esquema de ligação dos eletrodos para registo das derivações unipolares dos membros.



Fonte: AIRES, 1991.

Figura 8: (A) relações angulares das seis derivações no triângulo de Einthoven. (B) Relações angulares formadas pelas 6 derivações.



Fonte: AIRES, 1991.

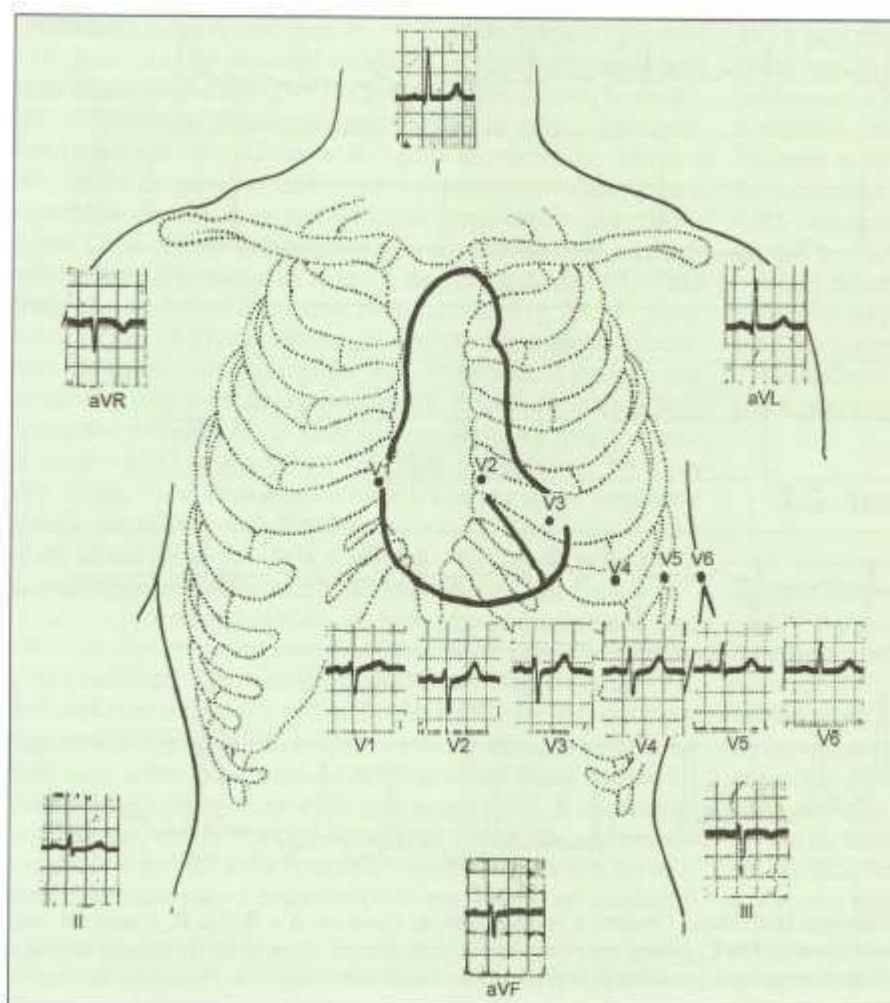
2.2.6 Derivações do plano horizontal

O eletrocardiograma convencional é complementado pelo registro de seis outras derivações unipolares, onde a entrada negativa do amplificador é conectada a um ponto de potencial nulo e a entrada positiva ao eletrodo explorador, o qual deve ser posicionado em seis posições específicas da região precordial, conforme ilustrado na Figura 9. Os registros assim obtidos são denominados de derivações unipolares precordiais, sendo numeradas de V1 a V6. Desta forma, quando uma onda de despolarização se aproxima do eletrodo explorador, este irá registrar uma onda positiva (deflexão para cima na linha de registro). Ao contrário, será registrada uma onda negativa quando a onda de despolarização se afasta da posição onde está localizado o eletrodo explorador (AIRES, 1991). As posições onde deve ser posicionado o eletrodo explorador são as seguintes:

- V1 - quarto espaço intercostal, junto à borda direita do esterno
- V2 - quarto espaço intercostal, junto à borda esquerda do esterno
- V3 - no ponto médio entre V2 e V4
- V4 - quinto espaço intercostal, sobre a linha hemiclavicular esquerda
- V5 - quinto espaço intercostal, na altura da linha axilar anterior esquerda
- V6 - quinto espaço intercostal, na altura da linha axilar média esquerda

Comparando-se a posição ocupada pelo coração no tórax e o posicionamento dos eletrodos no precórdio, como podemos observar na Figura 9, observa-se que as derivações precordiais permitem visualizar a ativação cardíaca no eixo ântero-posterior. Desta forma, as derivações V1 e V2 são mais adequadas para identificar o processo de ativação do ventrículo direito, enquanto as derivações V5 e V6 refletem de modo mais seletivo a despolarização do ventrículo esquerdo (AIRES, 1991).

Figura 9: Esquema geral do registro de um eletrocardiograma normal com as 12 derivações.



Fonte: AIRES, 1991.

2.2.7 Calibração da Voltagem e do Tempo do Eletrocardiograma

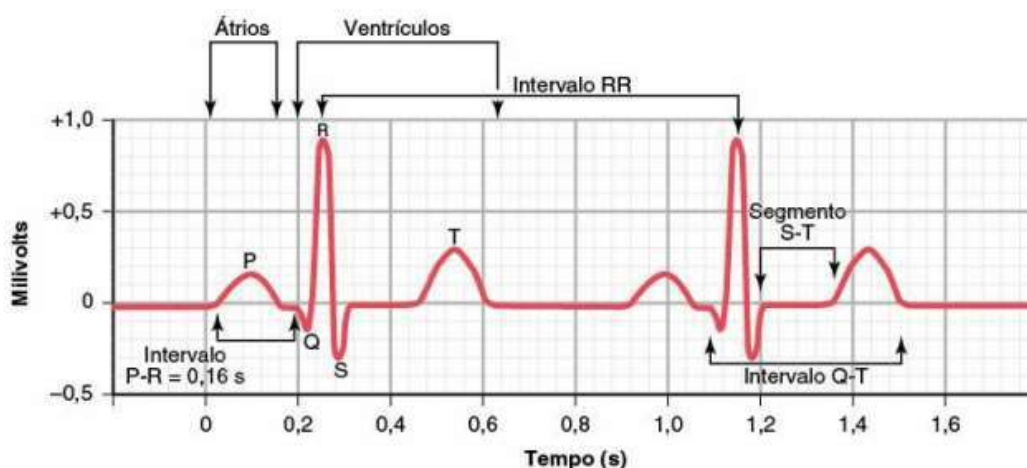
Todos os registros ECG são feitos com linhas de calibração apropriadas no papel de registro. Essas linhas de calibração já podem estar traçadas no papel, como ocorre quando se utilizam aparelhos com pena inscritora, ou são registradas no papel ao mesmo tempo em que o ECG é registrado, como ocorre nos eletrocardiógrafos de tipo fotográfico (GUYTON, 2017).

Como mostrado na Figura 10, as linhas de calibração horizontais do ECG padrão estão dispostas de tal modo que cada 10 linhas horizontais correspondem a 1 milivolt, as linhas horizontais acima da linha de base indicam valores positivos, e as que estão abaixo da linha de base indicam valores negativos (GUYTON, 2017).

As linhas verticais do ECG são as linhas de calibração do tempo. Um ECG típico tem velocidade de impressão de 25 milímetros por segundo, embora às vezes sejam usadas velocidades maiores. Portanto, cada 25 milímetros na direção horizontal correspondem a 1 segundo, e cada segmento de 5 milímetros indicado por linhas verticais escuras representa 0,20 segundo. Os intervalos de 0,20 segundo estão, por sua vez, divididos em cinco intervalos menores por linhas finas, e cada um desses intervalos menores corresponde a 0,04 segundo (GUYTON, 2017).

As voltagens das ondas registradas no ECG normal dependem da maneira pela qual os eletrodos são postos em contato com a superfície do corpo e de quão próximos eles estão do coração. Quando um eletrodo é colocado diretamente sobre os ventrículos e um segundo eletrodo é disposto em outro lugar do corpo, distante do coração, a voltagem do complexo QRS pode atingir 3 a 4 milivolts. Inclusive essa voltagem é pequena quando comparada com o potencial de ação monofásico de 110 milivolts registrado diretamente na membrana da fibra muscular cardíaca. Assim que ECGs são registrados por eletródios colocados nos dois braços ou em um braço e uma perna, a voltagem do complexo QRS é geralmente de 1,0 a 1,5 milivolt desde o pico da onda R até o ponto mais baixo da onda S. Já a voltagem da onda P permanece entre 0,1 e 0,3 milivolt, e a da onda T fica entre 0,2 e 0,3 milivolt (GUYTON, 2017).

Figura 10: Composição do eletrocardiograma.



Fonte: GUYTON, 2017

Intervalo P-Q ou P-R. O tempo decorrido entre o início da onda P e o início do complexo QRS corresponde ao intervalo entre o começo da estimulação elétrica dos átrios e o começo da estimulação dos ventrículos. Esse período é denominado intervalo P-Q. O intervalo P-Q normal é de cerca de 0,16 segundo. (Com frequência, esse intervalo é chamado intervalo P-R, porque é comum a onda Q estar ausente.) (GUYTON, 2017).

Intervalo Q-T. A contração do ventrículo dura aproximadamente do início da onda Q (ou da onda R, quando a onda Q está ausente) até o final da onda T. Esse período é denominado intervalo Q-T e tem normalmente cerca de 0,35 segundo (GUYTON, 2017).

2.2.8 Determinação da Frequência dos Batimentos Cardíacos por meio do Eletrocardiograma.

A frequência dos batimentos cardíacos pode ser determinada com facilidade no ECG, visto que a frequência cardíaca corresponde ao inverso do intervalo de tempo entre dois batimentos cardíacos sucessivos. Se, de acordo com as linhas de calibração do tempo, o intervalo entre dois batimentos for de 1 segundo a frequência cardíaca será de 60 batimentos por minuto. O intervalo de tempo normal entre dois complexos QRS sucessivos de adulto é de cerca de 0,83 segundo o que corresponde a uma frequência cardíaca de 60/0,83 vezes por minuto, ou 72 batimentos/min (GUYTON, 2017).

2.2.9 Isquemia

Isquemia leve é de longe a causa mais comum de encurtamento da despolarização do músculo cardíaco, porque esta condição clínica aumenta o fluxo de corrente pelos canais de potássio. Quando a isquemia ocorre em apenas uma área do coração, o período de despolarização dessa área diminui sem proporção às outras áreas. Como resultado, podem ocorrer alterações definidas da onda T, como mostra a Figura 11. A isquemia pode resultar de oclusão coronariana progressiva crônica; oclusão coronariana aguda; ou insuficiência coronariana relativa, como a que ocorre durante o exercício (GUYTON, 2017).

Modo de detectar insuficiência coronariana leve é fazer o paciente se exercitar e registrar o ECG, reparando quando ocorrem alterações das ondas T. Essas alterações das ondas T não precisam ser específicas, porque qualquer alteração na onda T, em qualquer derivação — inversão, por exemplo, ou onda bifásica —, é, em geral, evidência suficiente de que alguma parte do músculo ventricular está com período de despolarização desproporcional ao resto do coração, causado por insuficiência coronariana leve a moderada (GUYTON, 2017).

Figura 11: Onda T resultante de isquemia.



Fonte: GUYTON, 2017

2.2.10 Bloqueio Atrioventricular

O único meio pelo qual os impulsos normalmente podem passar dos átrios para os ventrículos é pelo feixe AV, também conhecido como feixe de His (GUYTON, 2017). As condições que podem diminuir a frequência da condução dos impulsos por esse feixe ou bloquear de forma total essa condução são as seguintes:

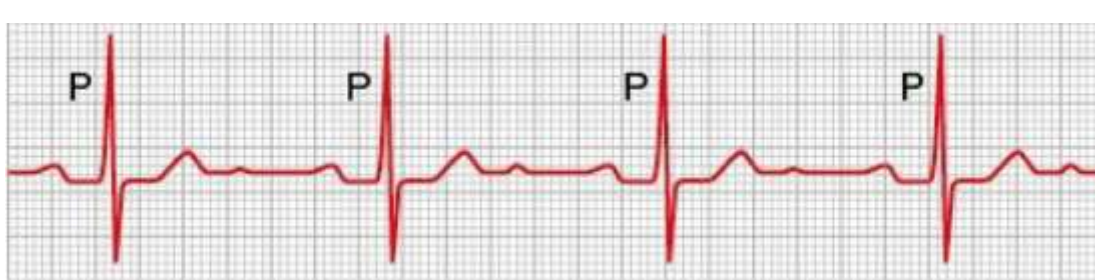
1. A isquemia do nodo AV ou das fibras do feixe AV muitas vezes retarda ou bloqueia a condução dos átrios para os ventrículos. A insuficiência coronariana pode causar isquemia do nodo AV e do feixe AV, do mesmo modo que pode causar isquemia do miocárdio.
2. A compressão do feixe AV, por tecido cicatricial ou por partes calcificadas do coração, pode deprimir ou bloquear a condução dos átrios para os ventrículos.
3. A inflamação do nodo AV ou do feixe AV pode deprimir a condução dos átrios para os ventrículos. A inflamação resulta frequentemente de diferentes tipos de miocardite, causados por exemplo por difteria ou febre reumática.
4. Estimulação extrema do coração pelos nervos vagos, em raros casos bloqueia a condução de impulsos pelo nodo AV. Essa excitação vagal ocasionalmente resulta da forte estimulação dos barorreceptores em pessoas com síndrome do seio carotídeo, já discutida em relação à bradicardia.

2.2.11 Bloqueio Atrioventricular de primeiro Grau

O intervalo usual de tempo entre o início da onda P e o início do complexo QRS é cerca de 0,16 segundo, quando o coração está batendo na frequência normal. Esse chamado intervalo P-R geralmente fica mais curto com batimentos cardíacos mais rápidos e mais longos com batimentos cardíacos mais lentos. Em geral, quando o intervalo P-R aumenta por mais de 0,20 segundo, diz-se que o intervalo P-R é prolongado e que o paciente tem bloqueio atrioventricular incompleto de primeiro grau (GUYTON, 2017).

A Figura 12 mostra ECG com intervalo P-R prolongado; o intervalo, nesse caso, é aproximadamente 0,30 segundo, em vez de 0,20 ou menos, que é o normal. Desse modo, o bloqueio de primeiro grau é definido como o retardo de condução dos átrios para os ventrículos, mas não como bloqueio real da condução. O intervalo P-R quase nunca aumenta acima de 0,35 a 0,45 segundo, porque, com essa duração, a condução pelo feixe AV ficaria deprimida de tal modo que cessaria inteiramente. Uma maneira de determinar a gravidade de algumas doenças cardíacas — por exemplo, a cardiopatia reumática aguda — é a medida do intervalo P-R (GUYTON, 2017).

Figura 12: Intervalo P-R prolongado devido ao bloqueio atrioventricular.



Fonte: GUYTON, 2017

2.2.12 Bloqueio Atrioventricular de segundo grau

Quando a condução do feixe AV fica suficientemente lenta para aumentar o intervalo P-R para 0,25 a 0,45 segundo o potencial de ação algumas vezes é forte o suficiente para atravessar o feixe até os ventrículos e outras vezes não o é. Nesse caso, ocorrerá a onda P atrial, mas não a onda QRS-T, e se diz que há “batimentos bloqueados” (perdidos) dos ventrículos. Essa patologia é chamada bloqueio cardíaco de segundo grau (GUYTON, 2017).

Existem dois tipos de bloqueio AV de segundo grau: tipo I (também conhecido como periodicidade de Wenckebach) e tipo II. O bloqueio do tipo I se caracteriza pelo prolongamento progressivo do intervalo PR até que se perca uma batida ventricular, seguida do reinício do P-R e a repetição do ciclo anormal. Um bloqueio do tipo I é provocado quase sempre por uma anomalia do nódulo AV. Na maioria dos casos, esse tipo de bloqueio é benigno e não necessita de qualquer tratamento específico (GUYTON, 2017).

No bloqueio de tipo II, em geral, existe um número fixo de ondas P não conduzidas por cada complexo QRS. Por exemplo, um bloqueio 2:1 implica que existem duas ondas P por cada complexo QRS. Em outras ocasiões podem desenvolver ritmos de 3:2 ou 3:1. O bloqueio do tipo II costuma ser provocado por uma anomalia do

feixe do sistema de His-Purkinje e pode requerer a implantação de marca-passo para evitar a progressão a um bloqueio completo e uma parada cardíaca (GUYTON, 2017).

A Figura 13 mostra intervalos P-R de 0,30 segundo, além de batimento ventricular bloqueado em decorrência de falha de condução dos átrios para os ventrículos.

Figura 13: Falha ocasional do bloqueio AV de segundo grau.



Fonte: GUYTON, 2017

2.3 Processamento de Imagem

2.3.1 Digitalização

A digitalização é o processo de representação de um objeto ou uma cena em um meio digital. Isto pode ser feito por digitalizadores como scanners, tablets ou câmeras digitais. Além da dimensão da imagem, outro recurso que deve ser definido na digitalização tempo é a resolução da cor (Carlos *et al*, 2012).

No entanto, diferente da resolução espacial, a resolução de cor pode ser alterada (de algumas maneiras) após a digitalização. Semelhante ao processo de amostragem que define o número finito de células usadas em uma matriz para representar a imagem real, na fase de digitalização, devemos definir o número finito máximo de cores que podem estar presentes em a representação digital da cena real. Esse processo é chamado de quantização e atua juntamente com a amostragem para definir as características da imagem digital final. O sistema de cores mais comum é o RGB (que significa vermelho, verde e azul como as cores primárias). Este é o sistema de cores do monitor geral do computador (Carlos *et al*, 2012).

Na cor RGB sistema, cada cor é codificada em uma seqüência de 24 bits, 8 bits para cada componente de cor (vermelho, verde e azul). Cada componente é definido por um valor inteiro de 0 a 255 e o triplo valor (r, g, b) define a cor. Computadores usuais podem representar uma imagem digital com codificação de cores de 1 bit, 4 bits, 8 bits ou 24 bits, correspondendo, respectivamente, a uma resolução de cor de 2 cores, 16

cores, 256 cores ou 16 milhões de cores (ou, especificamente, 16.777.216 cores - chamada de imagem true color) (Carlos *et al*, 2012).

2.3.2 Binarização

Uma das técnicas mais comuns utilizadas em diversos processamentos de imagens ou visão computacional aplicações é limiarização (ou binarização ou limiarização). De uma forma simples, a binarização é a conversão de uma imagem em dois níveis (duas cores). Em geral, nesta conversão, supõe-se que os objetos principais (o primeiro plano) fiquem pretos e os objetos secundários (o fundo) são transformados em branco. Como o limiar pode separar uma imagem em seus objetos principais e o primeiro plano, também pode ser entendido como uma técnica de segmentação (Carlos *et al*, 2012)..

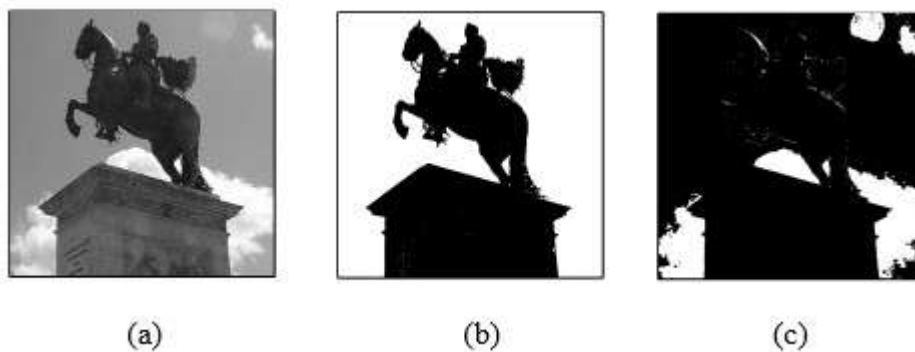
Seja $f(x, y)$ uma imagem em tons de cinza representada em uma matriz $m \times n$ onde cada célula $p(i, j)$ tem um valor inteiro entre 0 e 255, correspondendo a um tom de cinza. Cada uma dessas células (chamados de pixels) podem ter seu tom de cinza armazenado em uma sequência de 8 bits. Uma versão mais simples desta imagem pode ser gerada com apenas duas cores (preto e branco, por exemplo). Desta forma, o problema é a escolha de quais pixels serão convertidos para preto e quais serão convertidos para branco. De forma simples, podemos escolher os tons escuros para ficarem pretos e os tons claros para ficar branco. No entanto, existe uma região intermediária entre esses tons escuros e claros. regiões. Novamente, na busca por uma solução simples, podemos definir um valor limite que separa os tons escuros e claros. Este é o valor limite (ou corte) e o processo de encontrar esse valor é chamado de limiar (Carlos *et al*, 2012).. Ele produz uma nova imagem $f_1(x, y)$ com base na imagem original $f(x, y)$ tal que:

$$f_1(x, y) = \begin{cases} 0, & f(x, y) \leq t \\ 1, & f(x, y) > t \end{cases} \quad (\text{Eq. 6})$$

Onde t é o valor limite, 0 representa a cor preta e 1 a cor branca para um preto e imagem final branca. Agora, cada célula de $f_1(x, y)$ tem uma representação de 1 bit.

A Figura 14 apresenta três imagens diferentes. Para eles, podemos pensar no objeto principal para ser uma estátua, para a figura 14 (a). O resultado esperado da aplicação de um algoritmo de limiar a essa imagem pode ser visto na mesma figura na imagem 14 (b). Como podemos ter um algoritmo automático que decide quais são os objetos mais importantes em uma cena a serem convertidos em preto é o principal problema da binarização. Alguns algoritmos de limiarização usam recursos de histograma ou a distribuição de cores de uma imagem para tomar essa decisão. No entanto, nem sempre você o que você esperava. A Figura 14 (c) apresenta outra possível binarização da imagem na figura 14 (a). Como pode ser visto, dependendo do valor limite, a imagem pode perder todas as suas informações principais (Carlos *et al*, 2012).

Figura 14:(a) Foto sem binarização. (b) Foto binarizada. (c) Foto com outro tipo de binarização.



Fonte: Carlos *et al*, 2012.

Um algoritmo de limiarização pode ser global ou local. Algoritmos globais definem um único valor de corte para toda a imagem enquanto algoritmos locais dividem as imagens em regiões e encontram um valor de corte para cada região. Os algoritmos locais são adequados para imagens com diferenças de iluminação ao longo delas. Em geral, os algoritmos globais são mais rápidos que os locais. É claro, algoritmos globais podem ser aplicados em partes de uma imagem, tornando-se locais, mas, aqui, considere como algoritmos globais aqueles criados para funcionar desta forma.

3 Materiais e Métodos

3.1 Banco de dados MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database

Neste trabalho, foi utilizado o banco de dados da PhysioBank, esse site foi desenvolvido com a parceria entre Massachusetts Institute of Technology (MIT) e a Boston's Beth Israel Hospital (BIH) e o objetivo foi criar um acervo gratuito de sinais fisiológicos para futuros estudos e outras colaborações que venham acrescentar o estudo na área (Goldberger *et al*, 2000).

Este banco de dados inclui 18 registros de ECG de longo prazo de indivíduos encaminhados ao Laboratório de Arritmia no Hospital Beth Israel de Boston (agora o Centro Médico Beth Israel Deaconess). Os indivíduos incluídos neste banco de dados não apresentavam arritmias significativas; eles incluem 5 homens, de 26 a 45 anos, e 13 mulheres, de 20 a 50 anos (Goldberger *et al*, 2000).

3.2 Conversão e análise do sinal ECG no Matlab

A derivação do eletrocardiograma usada para as análises foi a DIII, pois esta é localizada sobre o ventrículo esquerdo, e conseqüentemente, reflete melhor o comportamento das estruturas cardíacas. A captura de imagem do sinal é feita em formato JPG ou PNG, em ambos os formatos cada ECG tem as dimensões 730 x 100 pixels (px), entretanto não é obrigatório ter exatamente esse tamanho, essas dimensões são características que foram obtidas do banco de dados do (Goldberger *et al*, 2000).

A imagem do ECG é inserida no Matlab, que irá passar pelo processo de transformação para uma matriz de pixels utilizando a função *imread*, esta função tem a responsabilidade de retornar uma matriz em que cada casa, possua um vetor 1 x 3. Esse vetor é a representação do RGB naquele pixel, e o conjunto de toda a matriz forma a imagem que visualmente é observado pelo olho humano.

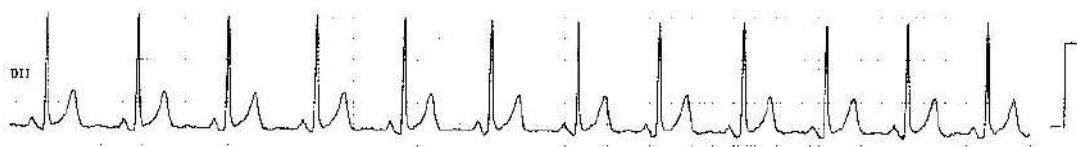
Em seguida, o resultado anterior irá passar pelo processo de binarização, essa etapa irá facilitar a análise do sinal de modo a simplificar a análise sobre a imagem. Após esse processo de conversão, o sinal agora fica nas tonalidades preto e branco, e agora cada casa da matriz que forma a imagem não possuirá um vetor e sim somente um valor, '0' ou '1', em que '0' será a cor preta e '1' a cor branca, respectivamente. Neste processo, não ocorre uma filtragem e sim conversão, pois qualquer outra cor, exceto a branca, será convertido para '0' e conseqüentemente será preto visualmente. A Figura 15 mostra uma imagem de ECG normal, na Figura 16 demonstra o resultado da binarização.

Figura 15: ECG normal.



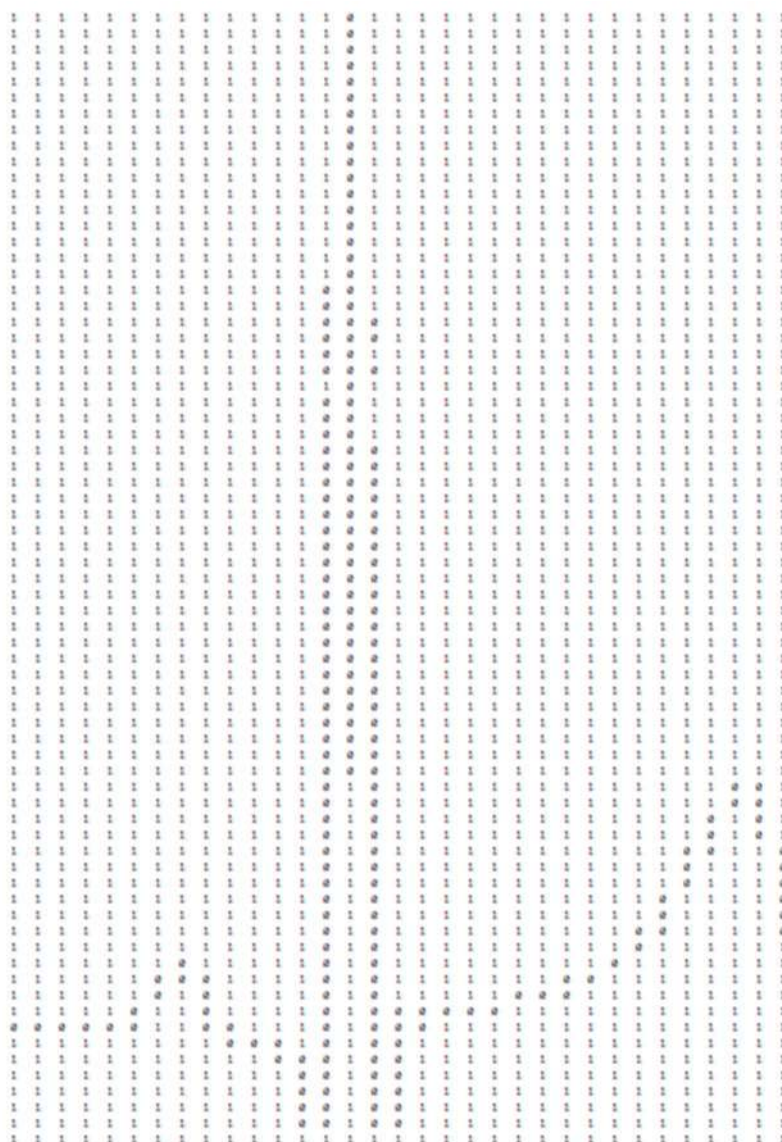
Fonte: Hampton, 2009.

Figura 16: Figura 15 binarizada.



Fonte: Autoria própria.

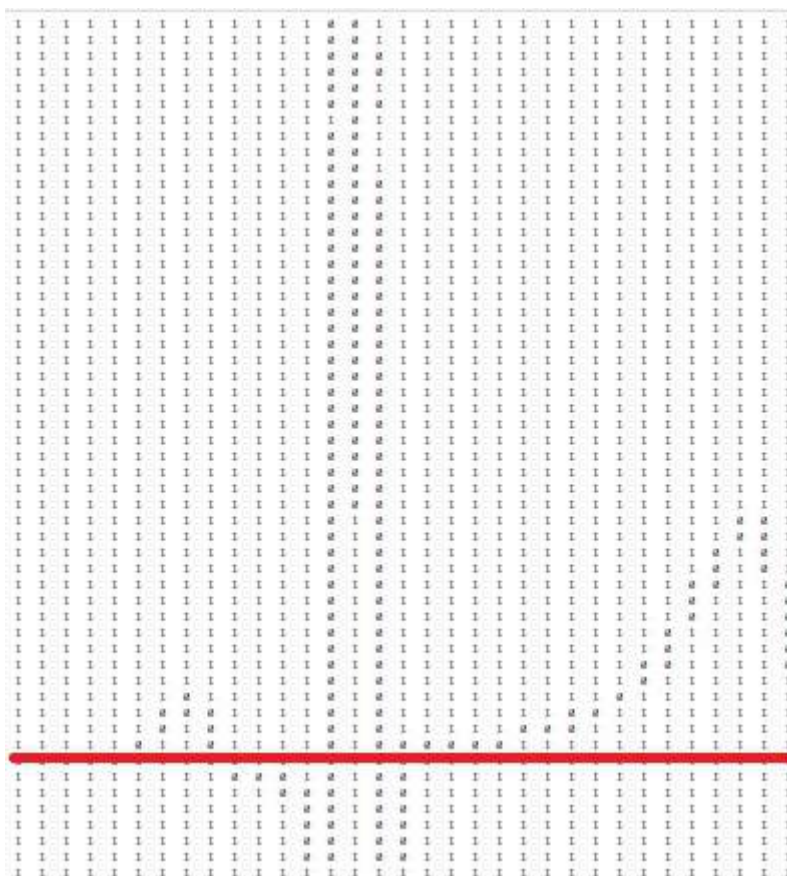
Para o software, a imagem do ECG ficará uma matriz de '0' e '1', a Figura 17 a seguir mostra como a matriz forma as ondas do ECG

Figura 17: Matriz resultante da binarização do ECG da Figura 16.

Fonte: Autoria própria.

Após a binarização, o sinal ECG estará disponível para ser manipulado dentro do software e assim começar as análises das ondas dos sinais tanto do banco de dados do (Goldberger *et al*, 2000) quanto para realizar os reconhecimentos de cardiopatias das amostras de sinais ECG.

Figura 18: Eixo imaginário traçado pelo código para facilitar a sua análise.



Fonte: Autoria própria.

Dentro do software Matlab, a matriz obtida na seção 3.2 conseguirá ser lida dentro do código. Em primeiro ato, a leitura do sinal foi elaborada para que a primeira ocorrência de zero na matriz, neste ponto, definisse o eixo cartesiano horizontal do sinal, e servindo como referência para leitura no código, valores acima dessa linha serão positivos enquanto que abaixo dela serão negativos. Na Figura 18, mostra o eixo que o cursor de leitura se guiará, pois será onde estarão os '0' do sinal formado na binarização, reduzindo o tempo e aumentando a confiabilidade da leitura, devido a não correr o risco de perder um dado se toda a matriz fosse lida.

Ao passo que a matriz está sendo lida, o código ler o sinal com o curso e replica os valores de ocorrências de zeros em um vetor de uma linha, ou seja, um vetor é criado com a mesma dimensão do sinal ECG original, entretanto, cada casa do vetor será o valor do somatório da ocorrência de todos os zeros de uma mesma coluna. Na Figura 19, mostra o vetor formado, onde cada casa detém a quantidade de zeros em uma coluna do eletrocardiograma visto na Figura 17.

Figura 19: Vetor resultante da contagem de ocorrências de zeros.

```
vator =
  Column 1 through 22
     1     1     1     1     2     3     5     5     4     3    -1    -2    -2    -2    19    46    71    71     5    43     1     2
  Column 23 through 44
     2     2     3     4     5     6     9    11    16    18    21    23    23    19    11     5     2     1     0     1     2    -1
  Column 45 through 58
     1     1     1     2     1     1     1     1     1     1     1     1     1     1
```

Fonte: Autoria própria.

O vetor obtido da leitura na binarização visto na Figura 19, contém todas as informações sobre o sinal ECG que serão necessárias para os estudos.

3.2.1 Utilização do banco de dados MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database na análise

O recurso disponibilizado na seção 3.1 é utilizado para servir como o primeiro parâmetro de diferenciação entre um eletrocardiograma normal ou patológico. Cada um dos 18 sinais disponíveis passa pelo processo de conversão no Matlab, entretanto eles já possuem a indicação de que são normais, conseqüentemente tem as suas características de onda gravadas no código.

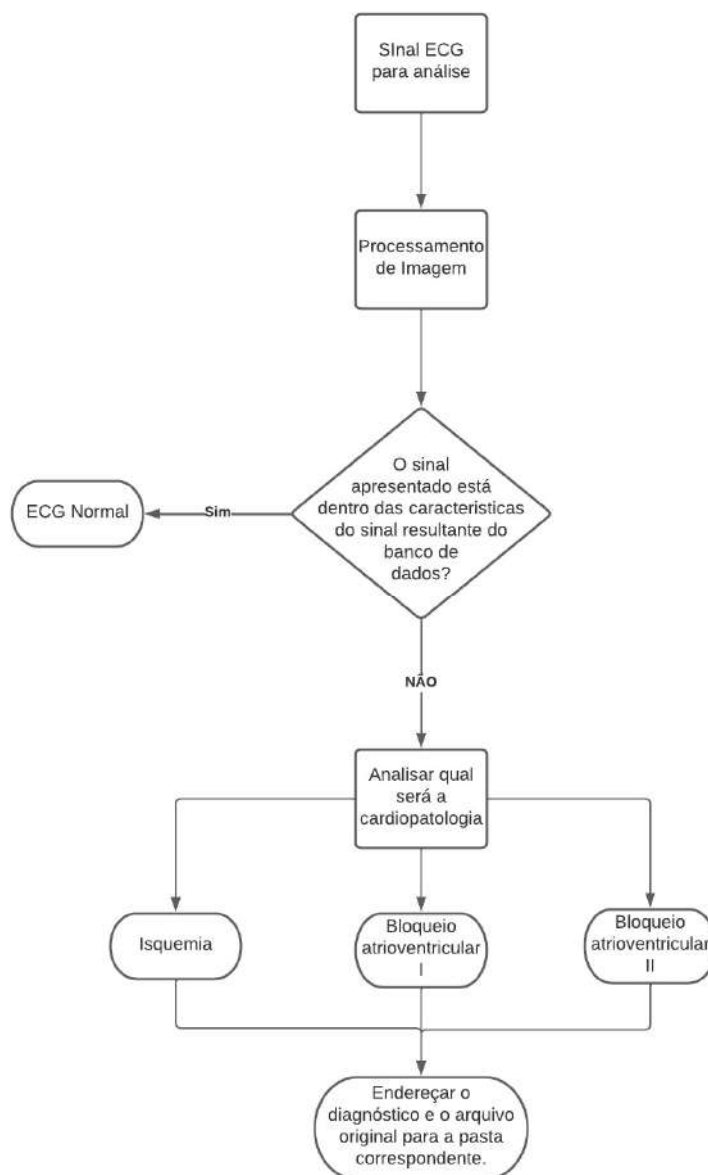
Os parâmetros que esses sinais possuem são utilizados como comparador para as amostras que serão analisadas. Os eletrocardiogramas de (Goldberger *et al*, 2000) não são semelhantes em relação a forma de onda, o que beneficia o código dando mais diversidade e permitindo maior confiabilidade na sua análise.

Após a comparação, se a amostra testada apresentar semelhança com o parâmetro resultante do (Goldberger *et al*, 2000), então esse sinal será dado como possível normal, ademais se o sinal resultar em alguma divergência, o ECG já será classificado como patológico e continuará o processo para saber ao final da compilação qual a sua cardiopatia.

3.3 Reconhecimento dos eletrocardiogramas

Nesta seção, será abordado como foi construído o procedimento de diferenciação dos eletrocardiogramas para classificação dos sinais patológicas e como cada patologia foi analisada. A Figura 20 representa o fluxograma geral do funcionamento do sinal ECG até o diagnóstico.

Figura 20: Fluxograma de execução.



Fonte: Autoria própria.

3.3.1 Eletrocardiograma Normal

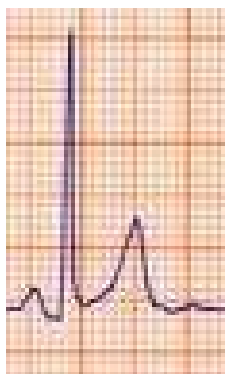
A classificação para que um eletrocardiograma seja considerado normal, dependerá se a amostra tiver a mesmas características com os sinais do (Goldberger *et al*, 2000). A comparação entre um sinal do banco de dados e a amostra irá colher as informações das duas ondas, e quando são encontradas semelhanças entre os ECGs, o código continua o processo até terminar de ler todo o banco de ECG. As comparações resultam em mais de um sinal semelhante, fortalecendo na leitura que a amostra é possivelmente normal.

Além dessa comparação, o código classifica a amostra com uma variável *bool* em verdadeira, que indicará a possível normalidade do sinal, em seguida o sinal ainda avançará para a parte das patologias do algoritmo, em que será feito os testes sobre o sinal para a confirmação da normalidade.

No fim da compilação, caso não pare em nenhum teste das patologias, o sinal será classificado como “normal”, entretanto se o código acusar de alguma patologia, o sinal será classificado como “possível normal” e deverá ser aconselhado outra amostra.

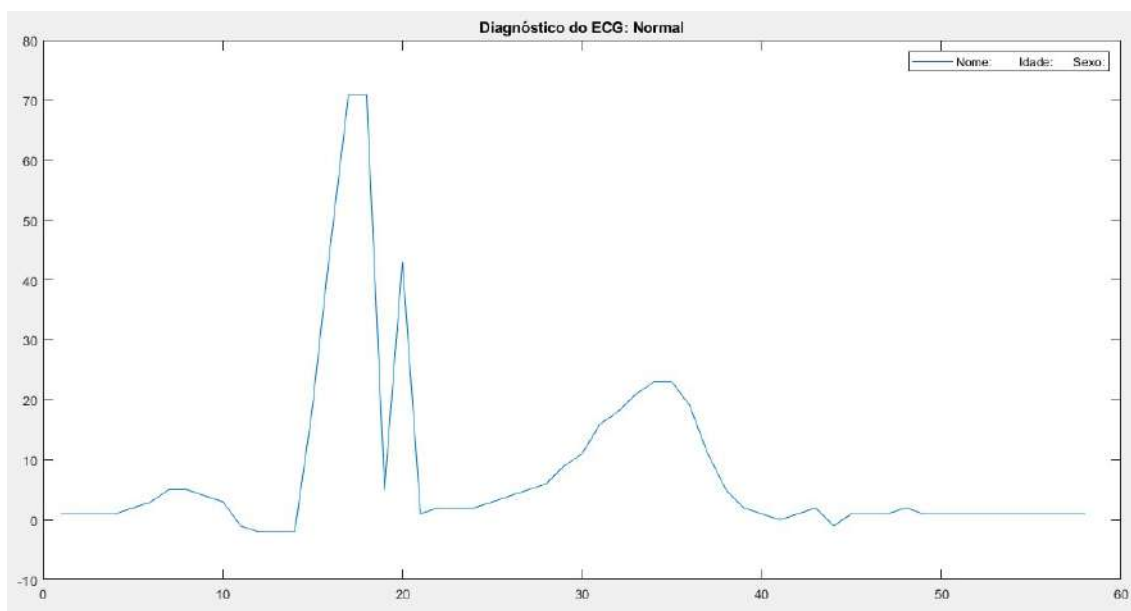
A Figura 21, foi a parte que o código utilizou para testar um ECG normal na derivação DII vista na Figura 15. A Figura 17 representa o sinal binarizado em que foi feita a análise no software, sendo possível observar a forma de onda do ECG. A Figura 18 mostra o vetor resultante do sinal binarizado obtido da Figura 17. A Figura 22 mostra o diagnóstico e o ECG após a análise do vetor da Figura 18.

Figura 21: Parte do ECG utilizado no código.



Fonte: Hampton, 2009.

Figura 22: Diagnóstico final do algoritmo.



Fonte: Autoria própria.

3.3.2 Eletrocardiograma Isquêmico

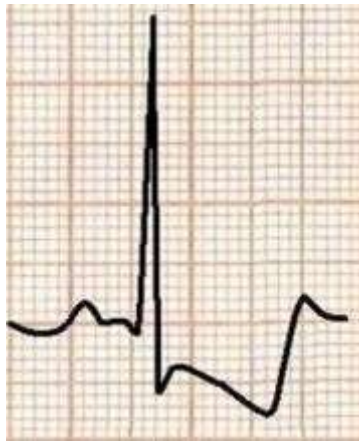
Quando um sinal patológico em geral é inserido para teste no código, o compilador fará a mesma comparação com o (Goldberger *et al*, 2000) citada na seção 3.2.1, entretanto com um ECG que possui alguma cardiopatia, a comparação não consegue bater com nenhum dos 18 sinais presentes. Após a comparação com o banco de dados, a variável do tipo *bool* receberá o valor “falso” para esse caso e será necessário achar qual a cardiopatia.

Para o caso da Isquemia visto na seção 2.2.9, ocorre quando a onda T está com a polaridade invertida resultado da diminuição do período da despolarização de uma parte do coração em relação a outra. Dentro do código, é verificado se houveram ocorrências dos zeros da binarização abaixo do eixo horizontal já definido.

Em testes com ECGs normais, existem a ocorrência de valores negativos em sua leitura, mas não são grandes valores, entretanto em ECGs com isquemias, esses valores chegam a marcar -20, caracterizando uma grande despolarização e possibilitando ao algoritmo o diagnóstico de isquemia para a amostra. O apêndiceA mostra essa interpretação em uma rotina de algoritmo.

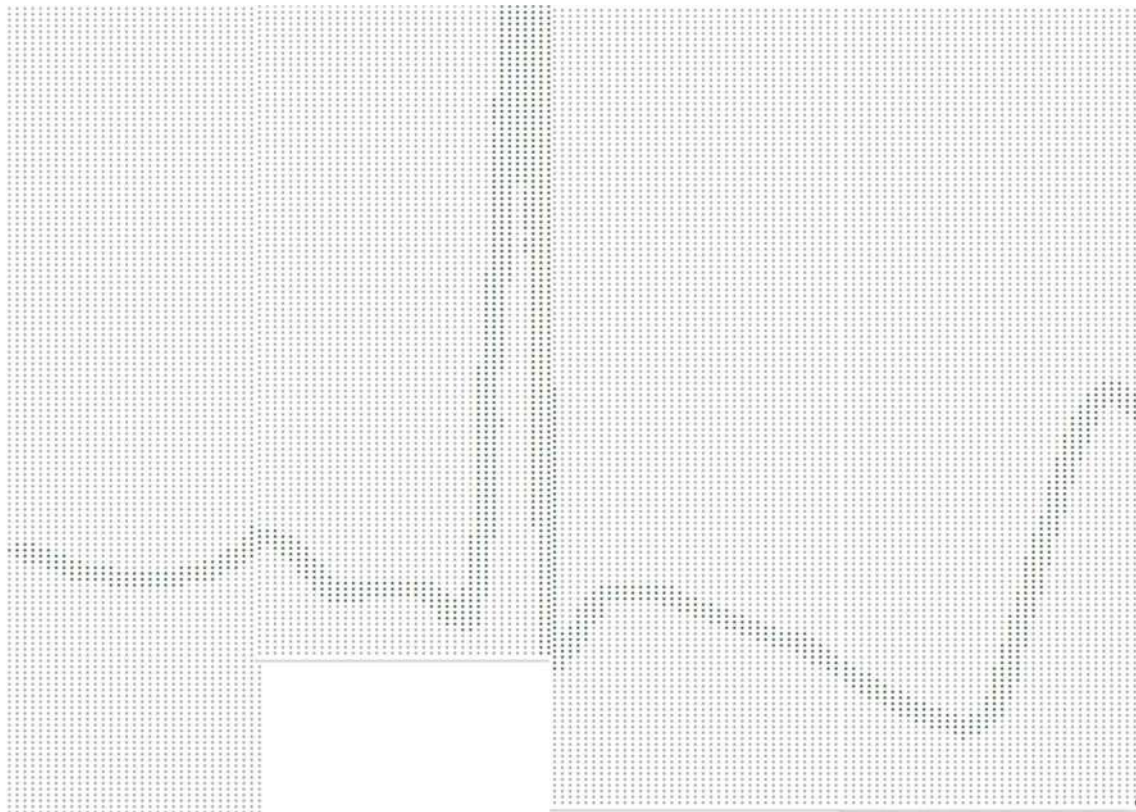
Na Figura 23, utiliza-se um ECG em que apresenta uma isquemia na derivação DII. A Figura 24 representa o sinal binarizado em que foi feita a análise no software, sendo possível observar a forma de onda do ECG. A Figura 25 mostra o vetor resultante do sinal binarizado obtido da Figura 24. A Figura 26 apresenta o diagnóstico e o ECG final após o algoritmo analisar o vetor da Figura 25.

Figura 23: ECG com isquemia.



Fonte: Figuinha, 2011.

Figura 24: Matriz resultante da binarização da Figura 20.



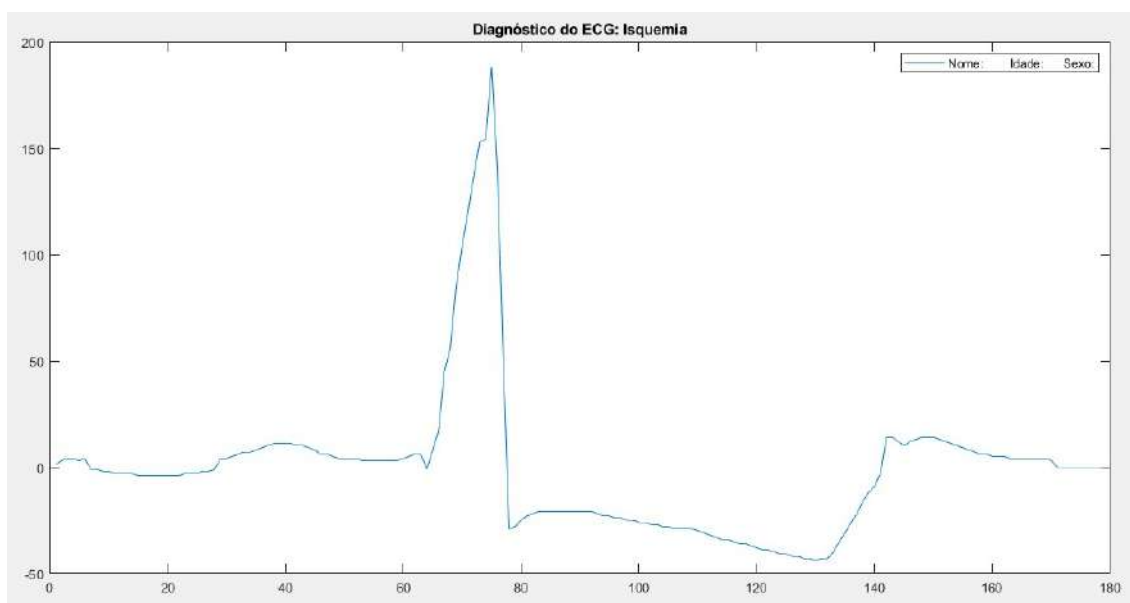
Fonte: Autoria própria.

Figura 25: Vetor resultante da quantidade de zeros da matriz da Figura 21.

1	2	4	4	3	4	-1	-1	-2	-2	-3	-3	-3	-3	-4	-4	-4	-4	-4	-4	-3	-3	-3		
Columns 26 through 50																								
-2	-2	-1	4	4	5	6	7	7	8	9	10	11	11	11	11	10	10	9	8	6	6	4	4	
Columns 51 through 75																								
4	9	8	3	3	3	3	3	3	4	5	6	6	-1	8	17	45	56	85	104	120	137	153	154	188
Columns 76 through 100																								
139	49	-29	-28	-25	-23	-22	-21	-21	-21	-21	-21	-21	-21	-21	-21	-21	-22	-23	-23	-24	-24	-25	-25	-26
Columns 101 through 125																								
-26	-27	-27	-28	-28	-29	-29	-29	-29	-30	-31	-32	-33	-34	-34	-35	-36	-36	-37	-38	-39	-39	-40	-41	-41
Columns 126 through 150																								
-42	-42	-43	-43	-44	-43	-43	-40	-35	-31	-26	-22	-16	-12	-9	-3	14	14	12	10	12	13	14	14	14
Columns 151 through 175																								
13	12	11	10	9	8	7	6	6	5	5	5	4	4	4	4	4	4	4	3	0	0	0	0	0

Fonte: Autoria própria.

Figura 26: Diagnóstico dado pelo algoritmo.



Fonte: Autoria própria.

3.3.3 Bloqueio atrioventricular de 1º grau

O bloqueio atrioventricular (BAV) no ECG é diagnosticado quando o intervalo P-R, diferença de tempo entre as ondas P e R, é maior que 0,20 segundos, esse intervalo pode prolongar ainda mais tempo, podendo até suprimir o intervalo QRS e evoluir para um de segundo grau.

Para fazer a detecção de um bloqueio atrioventricular de primeiro grau, o algoritmo utiliza da condição do intervalo P-R ser maior que 0,20 segundos, entretanto é necessário passar o eixo horizontal que está em um domínio adimensional para o domínio do tempo. A utilização da função *linspace* para essa conversão do eixo horizontal é preferível, pois essa ferramenta acomoda todas as colunas do vetor resultante da seção 3.2 no espaço entre zero e a duração do sinal ECG, que nesse trabalho foi utilizado o tempo de 1 segundo.

Após essa etapa de conversão, o código consegue ler o eletrocardiograma no tempo, marcando os pontos de cada onda que compõem o ECG. Detendo os pontos no domínio do tempo da onda P e R, o código faz a diferença desse intervalo, e irá conferir se o resultado é maior ou menor que 0,20 segundos e, conseqüentemente, diagnosticando a cardiopatia. O apêndice B apresenta como foi feita essa análise em uma rotina de código

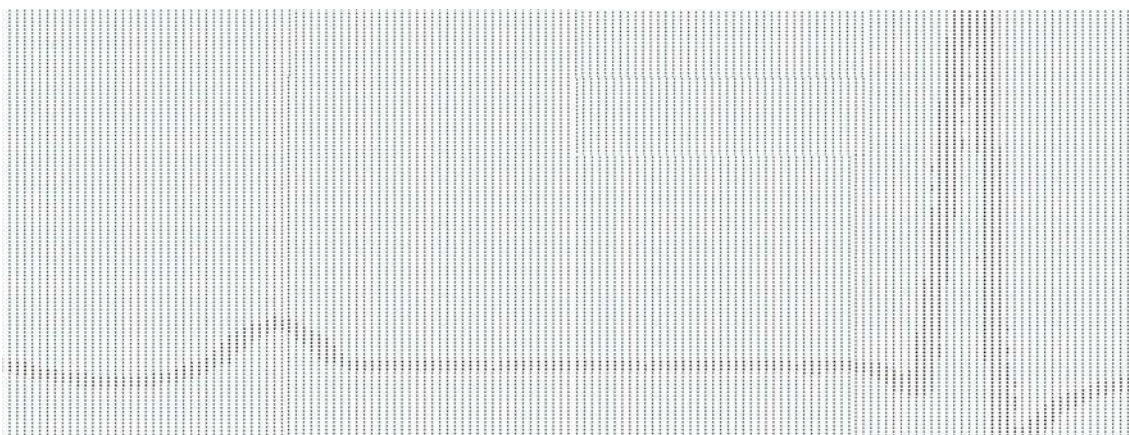
Na Figura 27, foi a parte que o código utilizou para testar um ECG que apresenta um BAV de primeiro grau na derivação DII. A Figura 28 representa a matriz binarizada em que foi feita a análise no software, sendo possível observar a forma de onda do ECG. A Figura 29 mostra o vetor resultante do sinal binarizado obtido da Figura 28. A Figura 30 mostra o diagnóstico final e o ECG após a análise feita do vetor da Figura 29.

Figura 27: ECG com BAV de primeiro grau.



Fonte: Hampton, 2009.

Figura 28: Matriz resultante da binarização da Figura 24.



Fonte: Autoria própria.

Figura 29: Vetor da binarização.

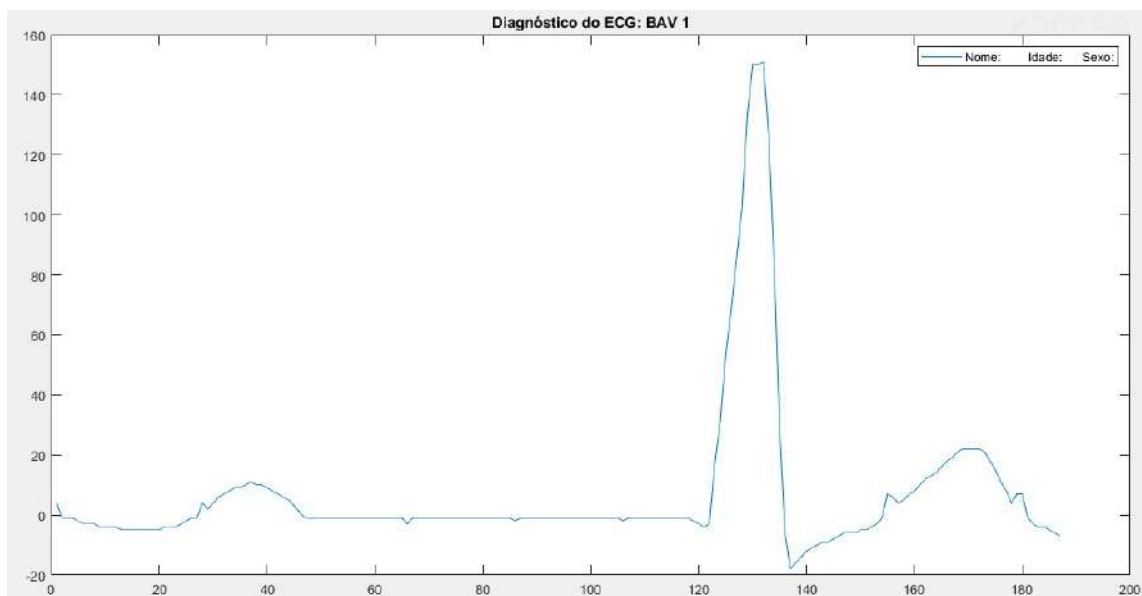
```

vetor -
Columns 1 through 25
    4  -1  -1  -1  -2  -3  -3  -3  -4  -4  -4  -4  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -4  -4  -4  -3  -2
Columns 26 through 50
   -1  -1   4   2   4   6   7   8   9   9  10  11  10  10   9   8   7   6   5   3   1  -1  -1  -1  -1
Columns 51 through 75
   -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -3  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1
Columns 76 through 100
   -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -2  -2  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1
Columns 101 through 125
   -1  -1  -1  -1  -1  -2  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -2  -3  -4  -3  17  31  53
Columns 126 through 150
    68  85  102  133  150  150  151  126  83  29  -6  -18  -16  -14  -12  -11  -10  -9  -9  -8  -7  -6  -6  -6  -5
Columns 151 through 175
   -5  -4  -3  -1   7   6   4   5   7   8  10  12  13  14  16  18  19  21  22  22  22  22  21  18  15
Columns 176 through 187
    11   8   4   7   7  -1  -3  -4  -4  -5  -6  -7

```

Fonte: Autoria própria.

Figura 30: Diagnóstico resultante do algoritmo.



Fonte: Autoria própria.

3.3.4 Bloqueio atrioventricular de 2º grau

O bloqueio atrioventricular de segundo grau é uma evolução do primeiro grau, entretanto mais gravosa, pois é diagnosticada quando não a ocorrência do complexo QRS do sinal ECG. A Figura 13 da seção 2.2.12 detalha como é a forma de onda do eletrocardiograma.

O algoritmo para identificar a ocorrência deste bloqueio, verifica no vetor resultante o somatório de zeros em cada casa, em um ECG normal, o complexo QRS detém o maior valor do vetor, pois a onda R é a maior onda e conseqüentemente no código também será a maior, entretanto em um ECG de bloqueio AV de segundo grau, não existe dessa grande amplitude, e conseqüentemente é detectado a cardiopatia.

Para comparação, na Figura 19 da seção 3.3.1, mostra uma amplitude de 71 para a onda R em um ECG normal, entretanto, em um ECG de bloqueio AV de segundo grau, não um valor de onda R significativo até para na matriz binarizada, por isso, a condição para que o valor da onda R tenha um valor significativo foi determinante para o diagnóstico da cardiopatia. O apêndice C apresenta como foi feita essa análise em forma de código.

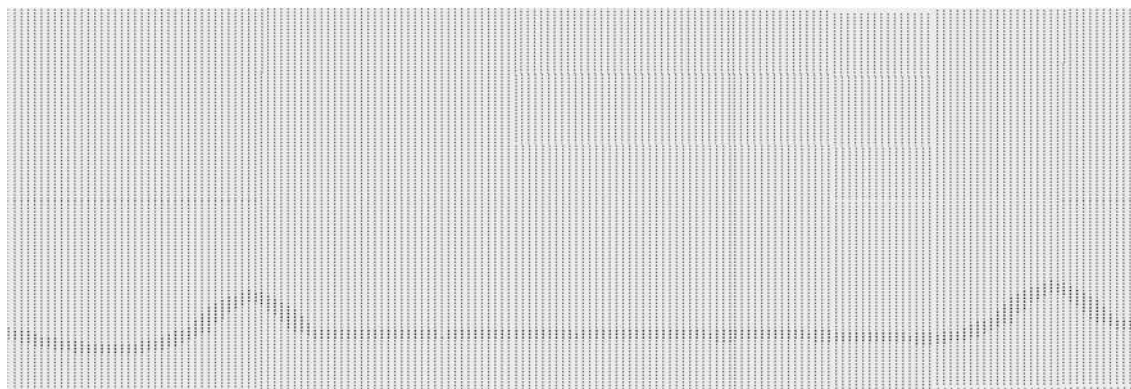
Na Figura 31, foi a parte que o código utilizou para testar um ECG que apresenta um bloqueio AV de segundo grau na derivação DII. A Figura 32 representa o sinal binarizado em que foi feita a análise no software, sendo possível observar a forma de onda do ECG. A Figura 33 mostra o vetor resultante do sinal binarizado obtido da Figura 32. A Figura 34 evidencia o diagnóstico e o ECG resultante da análise do vetor da Figura 33.

Figura 31: ECG com BAV de segundo grau.:



Fonte: Hampton, 2009.

Figura 32: Matriz binarizada da Figura 28.



Fonte: Autoria própria.

Figura 33: Vetor resultante da análise da matriz.

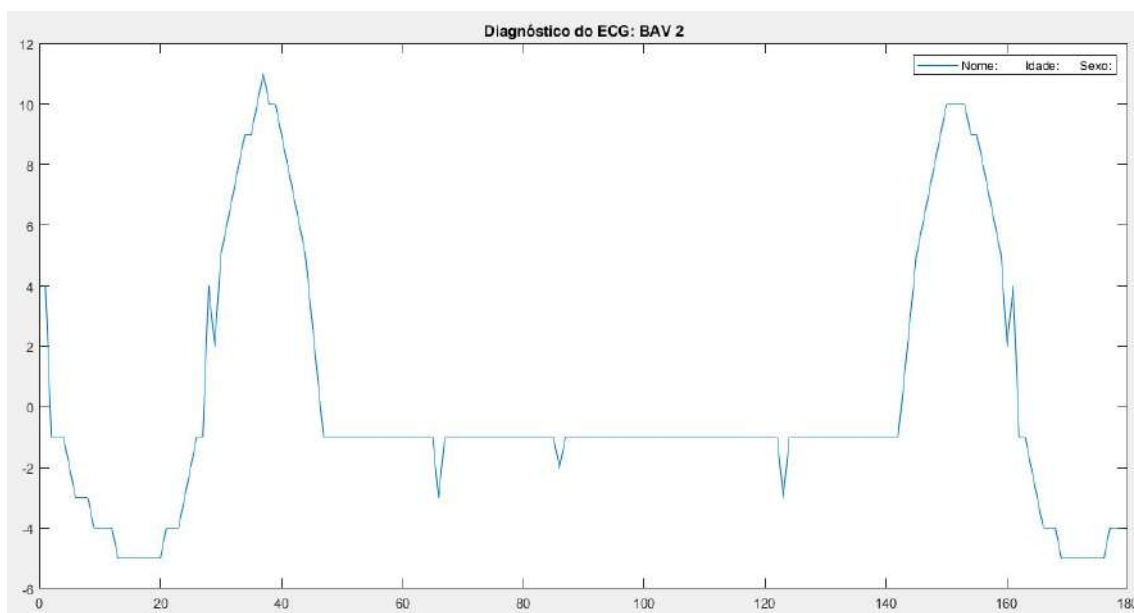
```

vetor =
Columns 1 through 23
    4  -1  -1  -1  -2  -3  -3  -3  -4  -4  -4  -4  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -4  -4  -4
Columns 24 through 46
   -3  -2  -1  -1   4   2   5   6   7   8   9   9  10  11  10  10   9   8   7   6   5   3   1
Columns 47 through 69
   -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1
Columns 70 through 92
   -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -2  -1  -1  -1  -1  -1
Columns 93 through 115
   -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1
Columns 116 through 138
   -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -3  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1  -1
Columns 139 through 161
   -1  -1  -1  -1   1   3   5   6   7   8   9  10  10  10  10   9   9   8   7   6   5   2   4
Columns 162 through 179
   -1  -1  -2  -3  -4  -4  -4  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -5  -4  -4  -4

```

Fonte: Autoria própria.

Figura 34: Diagnóstico final do algoritmo.



Fonte: Autoria própria.

3.4 Realocação dos arquivos analisados

Neste trabalho também foi pensado no endereçamento dos arquivos de ECG para as pastas que correspondem o seu devido diagnóstico, para que após a análise pelo Matlab, o software pudesse realocar os arquivos, criando uma organização e pensando em uma utilização prática.

Dentro do Matlab, existe uma função chamada *copyfile* que copia um arquivo para outra pasta. Foi criada uma pasta para cada situação dos ECGs citados anteriormente, sendo assim, após o diagnóstico do algoritmo o arquivo original será copiado para a pasta correspondente.

Além do arquivo original, também é gerado uma imagem do diagnóstico feito pelo software. Dentro software, é possível criar um arquivo tipo PNG de um gráfico, então os arquivos são realocadas para a mesma pasta a qual foi enviada o arquivo original, entretanto o nome do arquivo é renomeado incluindo o diagnóstico feito pelo software.

4 Resultados

O sistema de detecção apresentou boas respostas para as amostras testadas, entretanto durante a elaboração do trabalho não foi possível encontrar um outro banco de dados que contenham eletrocardiogramas com isquemias e bloqueios atrioventriculares, então para fazer as análises corretas utilizou-se das referências (Figuinha, 2011), (Hampton, 2009), (Reis et al, 2013) e (Santos, 2015) dando destaque para a segunda e terceira que são recomendadas por Professores e Instituições de medicina.

No total foram utilizadas 20 amostras: 5 amostras normais, 5 amostras isquêmicas, 4 amostras com BAV 1 e 3 amostras com BAV 2. A Tabela 1 demonstra a porcentagem de acerto para os sinais normais.

Tabela 1: Estatística de ECGs normais.

	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5	Porcentagem de acerto (%)
O algoritmo acertou no diagnóstico?	Sim.	Sim.	Sim.	Sim.	Sim.	100%

Fonte: Autoria Própria.

Os dados da Tabela 1 mostra que os sinais normais testados obtiveram 100% de exatidão no diagnóstico. Essa porcentagem revela que o algoritmo teve êxito com o método selecionado para classificação de um eletrocardiograma normal.

A Tabela 2 a seguir detém os resultados das análises do algoritmo com sinais isquêmicos.

Tabela 2: Estatística de ECGs isquêmicos.

	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Amostra 5	Porcentagem de acerto (%)
O algoritmo acertou no diagnóstico?	Sim.	Sim.	Sim.	Sim.	Sim.	100%

Fonte: Autoria Própria.

A Tabela 2 apresenta que o algoritmo também acertou nos diagnósticos para testes com ECGs com isquemias. As amostras de isquêmicas de (Figuinha, 2011) que foram colocadas para análise, obtiveram 100% de assertividade, imprimindo gráficos com uma boa forma de onda e bem nítidos, foi a referência que obteve uma ótima resposta e com qualidade. As amostras de (Reis et al, 2013) e (Hampton, 2009) tiveram ótimos resultados também, mas os gráficos retornados do algoritmo não tiveram a qualidade que foi obtida de (Figuinha 2011).

A Tabela 3 apresentará os resultados do algoritmo com os testes de BAV 1.

Tabela 3: Estatística de ECGs com BAV 1.

	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Porcentagem de acerto (%)
O algoritmo acertou no diagnóstico?	Sim.	Não.	sim.	Sim.	75%

Fonte: Autoria Própria.

A Tabela 3 apresenta que o algoritmo obteve 75% de acerto com amostras de BAV 1, essa porcentagem de acerto foi obtida porquê a amostra 2 de (Hampton, 2009) foi prejudicada na digitalização, acrescentando irregularidades dentro do diagnóstico final. (Reis et al, 2013) e a outra amostra de (Hampton, 2009) não tiveram suas amostras prejudicadas na digitalização da imagem no algoritmo.

A Tabela 4 apresenta a assertividade do algoritmo em relação a sinais com BAV 2.

Tabela 4: Estatística de ECGs com BAV 2.

	Amostra 1	Amostra 2	Amostra 3	Amostra 4	Porcentagem de acerto (%)
O algoritmo acertou no diagnóstico?	Sim.	Sim.	Não.	Sim.	75%

Fonte: Autoria Própria.

Devido as poucas amostras de BAV 2, os resultados demonstram que o algoritmo teve uma boa resposta para BAV 2 por ter acertado mais que 70% das amostras, a única não acertada foi devido a outro problema de digitalização da imagem de (Hampton, 2009), houve o acerto no diagnóstico, mas a imagem do diagnóstico ficou distorcida. A amostra 4 pertencente a (Santos, 2015) não obteve problema na digitalização e consequentemente sucesso no diagnóstico.

As amostras utilizadas das referências obtiveram ótimos respostas, com uma taxa de acerto de 75% com a relação de acertos pelo total de testes, entretanto algumas formas de ondas resultantes do código tinham a mesma curva, mas em alguns pontos possuíam alguma imperfeição que não afetava a análise, mas sim só a geração da curva pelo código.

A diferença dos gráficos entre as referências pode ter ocorrido durante a obtenção da imagem. Em (Hampton, 2009) foi necessário a utilização do zoom para colher os ECGs, e consequentemente alguns borrões se formaram, e isso pode ocasionar esses pontos distintos específicos durante os processos de digitalização e binarização da imagem.

Uma solução que possivelmente reduziria os erros de diagnósticos seria fazer a própria obtenção do eletrocardiograma, dessa forma não se limitaria a buscar amostras em bibliografias, evitando as falhas que ocorrem durante as obtenções.

5 Conclusões

Os resultados mostram que o trabalho pode sim ser utilizado no diagnóstico de patologias nos eletrocardiogramas. O algoritmo foi capaz de detectar as ondas que compõem o ECG, além de conseguir trabalhar com o tempo do sinal, e assim mapear esse sinal para conseguir e obter diagnósticos. A maioria dos ECGs testados obtiveram ótimos acertos em seus diagnósticos, e assim cumprir a premissa do trabalho em identificar a cardiopatias a partir da binarização de um eletrocardiograma.

Outrossim, além de ser utilizado para diagnóstico para cardiopatias, também poderia ser implementado no aparelho *holter*. Este aparelho é utilizado para monitorar o ritmo cardíaco de pacientes que necessitam de acompanhamento, e junto com esse algoritmo, poderia ser bem utilizado para ser um marcador de qualquer anomalia que venha acontecer registrando hora e diagnóstico. Além disso, esse algoritmo pode ser aprimorado para identificar outras cardiopatias, a exemplo da braquicardia e taquicardia, e assim ser uma ferramenta mais completa para auxiliar nos tratamentos.

Além disso, a seção 3.4 pode ser aprimorado para desenvolver um banco de dados mais complexo, incrementando dados dos pacientes, horário do exame e o diagnóstico. A ideia de um banco de dados é auxiliar na organização e operacionalidade dos seus resultados facilitando a equipe médica com uma grande demanda de pacientes.

Destarte, esse trabalho possui um grande potencial de estudo e o método pode ser testado em outros sistemas fisiológicos do corpo humano. Além do sistema cardiológico, o sistema neural poderia ser usado por essa vertente para detecção de sinapses do cérebro humano, assim como monitoramento.

6 Referências bibliográficas

- [1] AIRES, MARGARIDA DE MELLO. **Fisiologia**. 3. Ed. Guanabara Koogan, 1991.
- [2] Carlos Alexandre Barros De Mello, Adriano Lorena Inacio De Olivera, and Wellington Pinheiro Dos Santos. **Digital Document Analysis and Processing**. Nova Science Publishers, Inc., USA. 2012.
- [3] Figuinha, Fernando. Série Teste Ergométrico – **Alterações eletrocardiográficas**. **cardiopapers**, 2011. Disponível em: <https://cardiopapers.com.br/serie-teste-ergometrico-alteracoes-eletrocardiograficaHAMP>. Acessos em junho de 2022.
- [4] Goldberger, A., Amaral, L., Glass, L., Hausdorff, J., Ivanov, P. C., Mark, R., ... & Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation* [Online]. 101 (23), pp. e215–e220.
- [5] GUYTON, A.C. **Tratado de Fisiologia médica**. 13° ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2017.
- [6] HAMPTON, J. R. **ECG na prática**. 5° ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2009.
- [7] MATLAB M. **The language of technical computing**. The MathWorks, Inc, 2012. Disponível em: <http://www.mathworks.com>.
- [8] M. Wasimuddin, K. Elleithy, A. -S. Abuzneid, M. Faezipour and O. Abuzaghle, "Stages-Based ECG Signal Analysis From Traditional Signal Processing to Machine Learning Approaches: A Survey," Acesso em IEEE, vol. 8, pp. 177782-177803, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3026968, 2020.
- [9] SANTOS. J. L. F. **Eletrocardiograma ao alcance de todos**. 1 ed. São Paulo; Phorte, 2015.
- [10] SILVERTHORN, D.U. **Fisiologia humana: uma abordagem integrada**. 7° ed. Porto Alegre: Artmed, 2017.
- [11] U. Rajendra Acharya, Hamido Fujita, Oh Shu Lih, Yuki Hagiwara, Jen Hong Tan, Muhammad Adam, Automated detection of arrhythmias using different intervals of tachycardia ECG segments with convolutional neural network, *Information Sciences*, Volume 405, 2017, Pages 81-90, ISSN 0020-0255, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.04.012>, 2017.
- [12] T. M. Bezerra, J. F. Souza, Máisa L F Santos, Silvana Cunha Costa, Suzete Correia. **Aplicação do espectro marginal de Hilbert na análise de desvios vocais**. Biblioteca SBrT, 2020. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.14209/SBRT.2020.1570661686>. Acesso em: 12/07/2022.

- [13] **The Research Resource for Complex Physiologic Signals.** physionet. Disponível em: <http://physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>. Acessos em junho de 2022
- [14] REIS, H. J. L. et al. **ECG: manual prático de eletrocardiograma.** São Paulo: Atheneu, 2013.

Apêndice A – Rotina do algoritmo para detecção de isquemia

Figura 35: Código para detecção de isquemia

```
k = 1;
for i =1:1:TamVetor(2) %Ler todo o vetor
    if vetor(i) < vetor(1) %condição para encontrar o menores valores no vetor
        ngt(k) = vetor(i);
        k = k+1;
    end
end
```

Fonte: Autorial própria

Figura 36: Continuação do código para detecção de isquemia

```
tamngt = size(ngt);
key = 0;
for i =1:1:tamngt(2)
    if ngt(i) < -10 %a condição foi posta em -10 para evitar que as ondas 'Q' e 'S' fossem acusadas também
        key = 1; %key = 1 se encontrar isquemia
    end
end
%Diagnóstico para isquemia ou não
if(key == 1)
    disp('Isquemia encontrada')
```

Fonte: Autorial própria

Apêndice B – Rotina de código para detecção de BAV 1

Figura 37: Código para diagnóstico de BAV 1

```
for i =1:1:tamanho(2) %utilizará o dominio do tempo para analisar a BAV 1
    if vetor(timeVetor(i)) > 5 %marcará as ondas 'P' e 'R', pois elas tem uma amplitude maior que 5
        x(k) = tempoVetor(i); %o vetor x marca em que momento a onda aconteceu
        k = k +1;
    end
end
if(x(2) - x(1) > 0.20) % condição para BAV 1, se a diferença de tempo entre as ondas 'P' e 'R' forem maior que 200 ms
    disp('BAV 1');
    key =2;%key = 2 se encontrar BAV 1
end
```

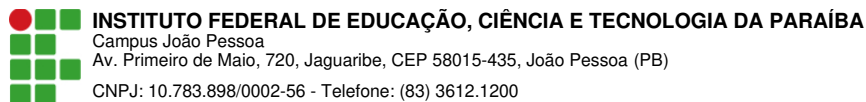
Fonte: Autorial própria

Apêndice C- Rotina de código para detecção de BAV 2

Figura 38: Código para diagnóstico de BAV 2

```
if(key == 0) %Hipotese de isquemia e BAV 1 descartada, seguir para o teste de BAV 2
for i = 1:1:TamVector(2)
if( max(vetor) < 50) % condição para BAV 2, verá amplitude da maior onda que encontrar, se ela for menor que 50 positivará
disp('BAV 2'); %key = 3 se encontrar BAV 2
key = 3;
end
end
end
end
end
```

Fonte: Autoria própria.



Documento Digitalizado Ostensivo (Público)

Trabalho de Conclusão de Curso.

Assunto: Trabalho de Conclusão de Curso.
Assinado por: Joao Felix
Tipo do Documento: Anexo
Situação: Finalizado
Nível de Acesso: Ostensivo (Público)
Tipo do Conferência: Cópia Simples

Documento assinado eletronicamente por:

- João Victor Felix de Souza, ALUNO (20171610028) DE BACHARELADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - JOÃO PESSOA, em 15/12/2022 11:26:17.

Este documento foi armazenado no SUAP em 15/12/2022. Para comprovar sua integridade, faça a leitura do QRCode ao lado ou acesse <https://suap.ifpb.edu.br/verificar-documento-externo/> e forneça os dados abaixo:

Código Verificador: 693726
Código de Autenticação: 6e2a605ccc

