



UNIVERSIDADE
ESTADUAL DE LONDRINA

BRUNO LOURENÇO DOS SANTOS PONCE

FILTROS PARA SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA

LONDRINA
2023

BRUNO LOURENÇO DOS SANTOS PONCE

FILTROS PARA SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Ciência da Computação do Departamento de Computação da Universidade Estadual de Londrina, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Dr. Fábio Sakuray

Coorientador: Dr. Wesley Attrot

LONDRINA

2023

BRUNO LOURENÇO DOS SANTOS PONCE

FILTROS PARA SINAIS DE ELETROCARDIOGRAMA

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Bacharelado em Ciência da Computação do Departamento de Computação da Universidade Estadual de Londrina, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

BANCA EXAMINADORA

Orientador: Dr. Fábio Sakuray Dr. Fábio
Sakuray
Universidade Estadual de Londrina

Prof. Dr. Segundo Membro da Banca
Universidade/Instituição do Segundo
Membro da Banca – Sigla instituição

Prof. Dr. Terceiro Membro da Banca
Universidade/Instituição do Terceiro
Membro da Banca – Sigla instituição

Prof. Ms. Quarto Membro da Banca
Universidade/Instituição do Quarto
Membro da Banca – Sigla instituição

Londrina, 24 de novembro de 2023.

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas
que, quando pequenas, sonharam em se
tornar cientistas.*

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer à minha família por todo apoio e suporte. Aos meus orientadores por toda orientação e paciência. Também gostaria de agradecer a todos os meus professores pelo ensinamento e oportunidades que me proporcionaram nessa jornada.

*“Não vos amoldeis às estruturas deste mundo, mas transformai-vos pela renovação da mente, a fim de distinguir qual é a vontade de Deus: o que é bom, o que Lhe é agradável, o que é perfeito.
(Bíblia Sagrada, Romanos 12, 2))*

PONCE, BRUNO. **Filtros para sinais de Eletrocardiograma**. 2023. 62f. Trabalho de Conclusão de Curso (Bacharelado em Ciência da Computação) – Universidade Estadual de Londrina, Londrina, 2023.

RESUMO

O exame ECG (eletrocardiograma) é um exame que registra o padrão de batimentos cardíacos de um paciente, visando a identificação de condições cardíacas por profissional especializado. O diagnóstico, no entanto, pode enfrentar empecilhos devido a ruídos gerados por fatores internos e externos ao corpo humano sendo necessário o emprego de técnicas de remoção de ruídos e filtragem de sinais de eletrocardiograma. Esse trabalho tem por objetivo implementar uma ferramenta que gere e avalie a eficiência de diferentes implementações de filtros de ECG.

Palavras-chave: ECG. P-QRS-T. Filtragem de sinais cardíacos.

PONCE, BRUNO. **Title of the Work**. 2023. 62p. Final Project (Bachelor of Science in Computer Science) – State University of Londrina, Londrina, 2023.

ABSTRACT

The ECG exam (electrocardiogram) is an exam that records the cardiac heart pattern of a patient, aiming at the identification of cardiac conditions by a specialized professional. The diagnosis, however, may face obstacles due to noise generated by factors internal and external to the human body, requiring the use of noise removal techniques and filtering of electrocardiogram signals. This work aims to implement a tool that generates and evaluates the efficiency of different implementations of ECG filters.

Keywords: ECG. P-QRS-T. Cardiac signal filtering.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Sistema de condução do coração; à esquerda, os potenciais de ação típicos para cada parte do coração, e sua correlação com a atividade elétrica adquirida na pele (ECG). [1]	16
Figura 2 – Representação Triângulo de Eithoven. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 18)[2]	18
Figura 3 – Representação do Sistema de derivações de Einthoven. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 18)[2]	18
Figura 4 – Representação do Sistema de derivações de Wilson. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 18)[2]	19
Figura 5 – Eixo elétrico e suas derivações no plano frontal. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 20)[2]	19
Figura 6 – Posicionamento das derivações no plano horizontal. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 21)[2]	19
Figura 7 – Representação eletrocardiográfica de cada derivação precordial. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 21) [2]	20
Figura 8 – Representação do papel milimetrado do ECG com a duração em segundos na linha horizontal e a amplitude em milivolts na linha vertical. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 2)[2]	20
Figura 9 – Representação do complexo P-QRS-T. Fonte: Neumamm (2011)	21
Figura 10 – Representação do ciclo cardíaco. Fonte: FERREIRA (2019)	22
Figura 11 – Tipos comuns de ruído em gravações de ECG. (a) Desvio da linha de base do sinal, (b) interferência proveniente da rede elétrica de 50 Hz e (c) ruído eletromiográfico. Fonte: Maggio (2012)	25
Figura 12 – Representações de filtros ideais. Fonte: Abert Malvino (2007)	26
Figura 13 – Resposta do filtro de entalhe na frequência de domínio. Fonte: Jorge Antonio Martinez-Ledezma (2020)	27
Figura 14 – Delineamento do complexo QRS no domínio EMD. A linha sólida é o sinal de ECG e a linha pontilhada é a soma dos três primeiros FMIs: $c_1(t) + c_2(t) + c_3(t)$. (a) ECG limpo. (b) ECG ruidoso. Fonte: IEEE (2016)	32
Figura 15 – Representação do processo do Autoencoder	36
Figura 16 – Exemplo de resultado de filtragem com atraso removido. Filtro utilizado: Butterworth de 7ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado	56
Figura 17 – Exemplo de resultado de filtragem com atraso removido. Filtro utilizado: Chebyshev I de 7ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado	57

- Figura 18 – Exemplo de resultado de filtragem com atraso removido. Filtro utilizado: Chebyshev II de 8ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado 58
- Figura 19 – Exemplo de deformidade gerada por mudança de amplitude da onda. Filtro utilizado: Butterworth de 6ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado 59

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
BNDES	Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social
IBGE	Instituto Nacional de Geografia e Estatística
IBICT	Instituto Brasileiro de Informação em Ciência e Tecnologia
NBR	Norma Brasileira
DCV	Doenças cardiovasculares
LMS	Leach Mean Square
IIR	Infinite Impulse Response
ECG	Eletrocardiograma
SA	Sinoatrial
AV	Atrioventricular
EMD	Empirical Mode Decomposition
IMF	Intrinsic Mode Functions
SD	Soma das Diferenças
DAE	Deep-learning Autoencoder
AE	Autoencoder
MSE	Mean Squared Error
SNR	Signal-to-noise Ratio
DWT	Discrete Wavelet Transform
KF	Kalman Filter
EKF	Extended Kalman Filter
EKS	Extended Kalman Smoother
UKF	Unscented Kalman Filter
UT	Unscented Transform

FPA	Filtro Passa-Alta
MAE	Mean Absolute Error
PSNR	Peak Signal-to-Noise Ratio

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
2	ELETROCARDIOGRAMA	16
2.1	Derivações	17
2.1.1	Derivações no plano frontal	18
2.1.2	Derivações no plano horizontal	18
2.2	O registro do ECG	20
2.3	Complexo P-QRS-T	20
2.3.1	Morfologia do sinal eletrocardiográfico	21
2.3.2	Componentes morfológicos do complexo P-QRS-T	22
2.3.2.1	Onda P	22
2.3.2.2	Onda T	22
2.3.2.3	Intervalo PQ	22
2.3.2.4	Intervalo QT	23
2.3.2.5	Intervalo RR	23
2.3.2.6	Intervalo ST	23
2.3.2.7	Complexo QRS	23
2.4	Interferências do sinal ECG	23
3	FILTROS PROCESSADORES DE SINAL	26
3.1	Filtro passa-baixa	26
3.2	Filtro passa-alta	26
3.3	Filtro passa-faixa	27
3.4	Filtros rejeita-faixa	27
3.5	Filtro Notch	27
3.6	Filtro FIR	27
4	TÉCNICAS DE REMOÇÃO DE RUÍDO DE SINAL ECG	29
4.1	Modelos baseados em EMD	29
4.1.1	Remoção de ruídos em ECG utilizando o modelo EMD	31
4.1.1.1	Delineamento do complexo QRS	31
4.1.1.2	Janelamento para preservação do complexo QRS	32
4.1.1.3	Determinação da ordem do ruído por teste estatístico	33
4.1.1.4	Remoção de ruído por reconstrução parcial	34
4.2	Métodos baseados em Deep-learning Autoencoder Models (DAEs)	35
4.2.1	Deep-Learning	35

4.2.2	Autoencoder	36
4.3	Métodos baseados em Wavelets	37
4.3.1	Filtro equivalente à Transformada wavelet	38
4.4	Métodos baseados em esparsidade	39
4.5	Métodos baseados em filtro bayesiano de ECG	40
4.5.1	Filtro de Kalman Extendido	41
4.5.2	Extended Kalman Smoother	42
4.5.3	Unscented Kalman Filter	42
5	MÉTODOS DE MEDIÇÃO DE ERRO DE FILTRAGEM	44
5.1	Erro médio absoluto	44
5.2	Erro quadrático médio	44
5.3	Relação sinal-ruído	45
5.4	Relação sinal-ruído de pico	45
6	MÉTODOS DE DESIGN DE FILTROS IIR	47
6.1	Filtro Butterworth	47
6.2	Filtro Chebyshev Tipo I	48
6.3	Filtro Chebyshev Tipo II	49
6.4	Filtro Elíptico	49
7	BASE DE DADOS	51
8	IMPLEMENTAÇÃO E RESULTADOS	53
8.1	Funcionamento da ferramenta	53
8.2	Desempenho dos filtros gerados	55
9	CONCLUSÃO	60
	REFERÊNCIAS	61

1 INTRODUÇÃO

As doenças cardiovasculares (DCVs) são a principal causa de mortalidade no mundo. O número de mortes por doenças cardíacas aumentou de 2 milhões desde o ano 2000 para um total de aproximadamente 9 milhões em 2019, representando 16% do total de causas de morte no mundo [3].

Para reduzir esses números podem ser adotadas medidas profiláticas como alteração em hábitos alimentares, prática de exercícios ou exames preventivos. Existem vários tipos de exames que podem auxiliar o profissional de saúde a diagnosticar problemas cardíacos, entre eles um dos mais comuns é o Eletrocardiograma (ECG), um exame de baixo custo, não invasivo que não necessita de aparelhos de alta complexidade para sua execução [4]. O coração gera e propaga sinais elétricos que fazem com que o músculo cardíaco se contraia e o coração bombeie o sangue. Essa atividade elétrica é medida e registrada colocando-se eletrodos em pontos específicos do corpo humano [5].

Nas últimas décadas, a análise computadorizada do ECG tornou-se uma prática comum, e muitas melhorias foram desenvolvidas para auxiliar os profissionais de saúde na tarefa de analisar registros de ECG de longa duração. Uma aplicação importante do ECG é a classificação dos batimentos cardíacos, essencial para o diagnóstico de problemas cardíacos [4].

No entanto, durante a captura do sinal ECG, outros sinais podem ser gravados, esses sinais são considerados ruídos, pois provocam alterações nas características do ECG, dificultando sua interpretação. Existem muitos tipos de ruídos de baixa e alta frequência presentes nos sinais de ECG, como ruídos respiratórios, oscilação na rede elétrica, movimentos musculares, etc. Portanto, é essencial eliminar o ruído dos sinais de ECG. Nos últimos anos, diversas pesquisas sobre remoção de ruídos em sinais de ECG foram desenvolvidas. Essas pesquisas se baseiam em filtros adaptativos como LMS (Least Mean Square), filtro Wiener, e filtros não adaptativos, como filtros Notch e Infinite Impulse Response (IIR) [6].

Esse trabalho tem por objetivo analisar o desempenho de diversos métodos de implementação de filtros e identificar quais características do sinal ECG tem sua detecção auxiliada pelos métodos de filtragem analisados.

Este documento está organizado da seguinte forma: inicialmente o Capítulo 2 aborda o conceito de eletrocardiograma, a natureza do exame ECG as características coletáveis do registro cardíaco e as interferências que podem ocorrer no registro do sinal; o Capítulo 3 descreve os tipos filtros processadores de sinal, o que cada um filtra e como auxilia a remoção de ruídos no sinal ECG; o Capítulo 4 descreve algumas técnicas de

remoção de ruído e seu funcionamento; o Capítulo 5 aborda os métodos de medição de erro que serão utilizados para testar a eficácia dos filtros implementados; o Capítulo 6 aborda as técnicas de design de filtros IIR, tipo de filtro explorado na pesquisa; o capítulo 7 descreverá a base de dados que forneceu os registros de ECG que serão utilizados nos teste; o capítulo 8 descreverá as ferramentas implementadas e abordará seu desempenho prático; e por fim o Capítulo 9 apresenta a conclusão e possíveis trabalhos futuros.

2 ELETROCARDIOGRAMA

O eletrocardiograma (ECG) é um registro da atividade elétrica gerada pelo coração. O ECG é uma ferramenta não invasiva e eficaz para várias aplicações biomédicas, como medição da frequência cardíaca, exame do ritmo dos batimentos cardíacos, diagnóstico de anormalidades cardíacas, reconhecimento de emoções e identificação biométrica [7].

As cavidades do coração normalmente batem em sequência ordenada. O batimento cardíaco é iniciado pela contração dos átrios (sístole atrial), seguida pela contração dos ventrículos (sístole ventricular), então ocorre a diástole, na qual ocorre o relaxamento das quatro câmaras.

O sistema de condução do sinal eletrocardiográfico é formado pelo nódulo sinoatrial (SA), pelas vias internodais atriais, pelo nódulo atrioventricular (AV), pelo feixe de His e pelo sistema de Purkinje.

O nódulo SA é o marca-passo natural; ele é responsável por determinar a taxa de batimentos cardíacos. Os impulsos gerados no nódulo SA passam através das vias atriais para o nódulo AV; deste para o feixe de His, e através dos ramos do feixe de His, para o sistema de Purkinje, que o distribui por entre a musculatura ventricular.

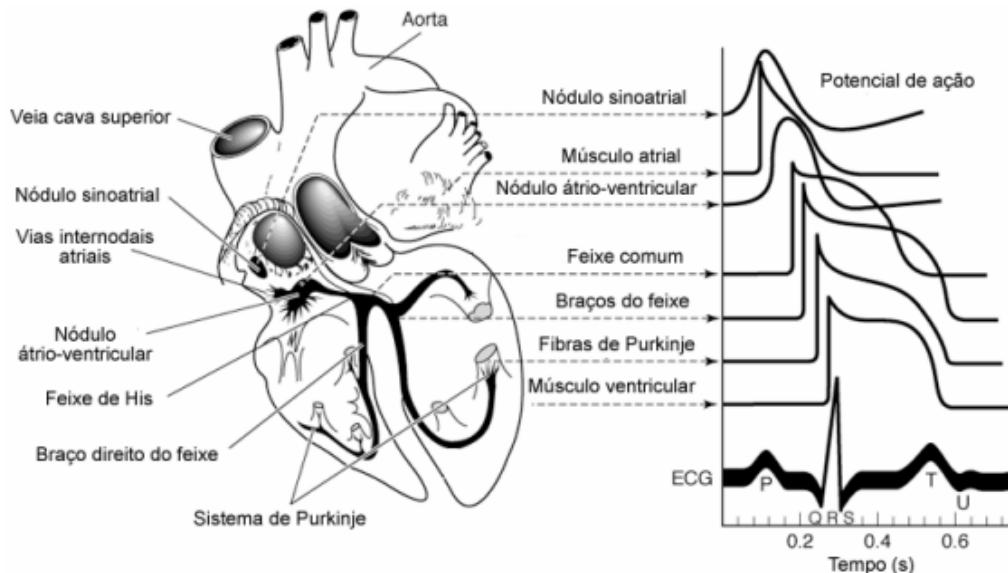


Figura 1 – Sistema de condução do coração; à esquerda, os potenciais de ação típicos para cada parte do coração, e sua correlação com a atividade elétrica adquirida na pele (ECG). [1]

As fibras do miocárdio têm um potencial de transmembrana (diferença de potencial elétrico (voltagem) entre os meios intra e extracelular) em repouso de aproximadamente

-90 mV. Quando se inicia o batimento cardíaco, ocorre um efeito chamado de despolarização, seguido de um platô e de uma repolarização. A despolarização é causada pela abertura de poros na membrana celular, que permitem a entrada e a saída de íons. Durante a despolarização, abrem-se rapidamente canais para a entrada de Na^+ e canais mais lentos para a entrada de Ca^+ dentro da célula. O potencial elétrico, que era negativo, torna-se rapidamente positivo (mudança de polaridade). Esta situação se mantém por um período de tempo, após o qual abrem-se canais para a saída de K^+ de dentro da célula. Estes canais tendem a permitir que a polarização da membrana retorne aos -90 mV iniciais (repolarização). O mecanismo de abertura de canais na membrana celular para a passagem forçada de íons de Na^+ e K^+ é chamado de bomba de sódio e potássio.

A despolarização iniciada no nódulo SA espalha-se radialmente através dos átrios e, em seguida, converge para o nódulo AV. A despolarização atrial é concluída em cerca de 0,1s. Devido à condução no nódulo AV ser lenta, há um atraso de cerca de 0,1s (atraso AV) antes da excitação se espalhar para os ventrículos. A onda de despolarização se espalha rapidamente nas fibras de Purkinje para alcançar todas as partes dos ventrículos em aproximadamente 0,08s a 0,1s. A onda de despolarização se espalha para baixo, no ápice do coração, e depois retorna ao longo das paredes do ventrículo esquerdo ao sulco AV, para o epicárdio, portanto, os ventrículos se contraem de baixo para cima.

O ECG pode ser adquirido pela medição da diferença de potencial de um eletrodo, posicionado em um ponto da pele, até um potencial de referência (registro unipolar) ou através da diferença de potencial elétrica entre dois eletrodos (registro bipolar). Quando o sinal de despolarização se move em direção a um eletrodo, causa uma variação positiva no sinal deste eletrodo e, quando se move na direção oposta, causa uma variação negativa [1].

2.1 Derivações

A ativação elétrica do coração gera na superfície corporal uma diferença de potencial passível de registro, mensuração e análise. Por meio de fios e eletrodos é possível a construção de pontos de referência que permitem a captação, o estudo e a análise desses registros, ditos derivações.

Tais derivações são divididas em dois grupos: horizontais e verticais, em que por convenção são registradas medidas positivas (quando o eletrodo explorador está orientado e captando regiões próximas da origem de vetores) e negativas (quando o eletrodo capta a extremidade de vetores). As somas dessas resultantes isoeletricas podem ofertar traçados ricos em informação dos efeitos de determinada patologia ou alteração sobre a atividade elétrica do coração [2].

2.1.1 Derivações no plano frontal

O corpo humano possui infinitas derivações em sua superfície, sendo necessário convencionar os resultados coletados destas para objeto de estudo e comparação. Dessa forma, Eithoven, em 1913, por convenção e pragmatismo, estabeleceu três derivações bipolares (derivações que possuem dois polos: um negativo e um positivo), que representavam os lados de um triângulo, chamado “triângulo de Eithoven” [2], representado na Figura 15. As Derivações I, II e III são ilustradas na Figura 3.

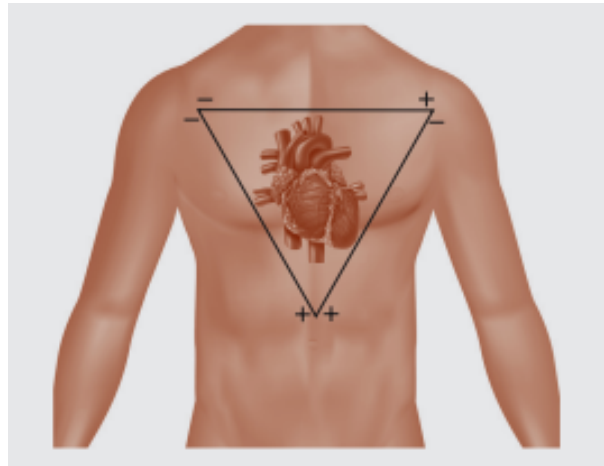


Figura 2 – Representação Triângulo de Eithoven. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 18)[2]

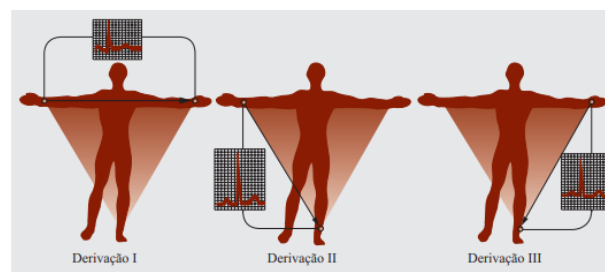


Figura 3 – Representação do Sistema de derivações de Eithoven. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 18)[2]

Em 1933, Wilson e colaboradores perceberam que, quando se uniam as derivações clássicas de Eithoven pelo centro, adquiria-se um potencial resultante muito próximo de zero [2].

Nesse ponto de união, eles conectavam o eletrodo explorador, definindo assim mais três derivações unipolares (o vetor é gerado no centro do coração e aponta para a área de mais positividade): aVR, aVL e aVF [2](Figura 4).

2.1.2 Derivações no plano horizontal

O coração é um órgão tridimensional com vetores que assumem uma posição espacial. Em análise física, por definição, há a necessidade de dois planos perpendiculares para

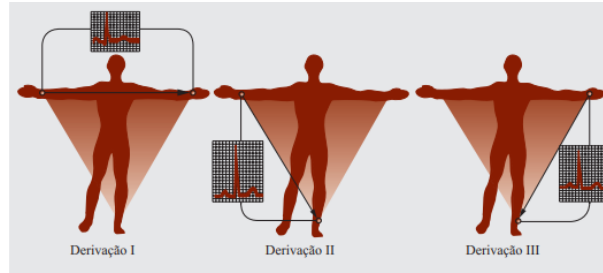


Figura 4 – Representação do Sistema de derivações de Wilson. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 18)[2]

orientação espacial de um vetor (Figura 5); assim, como anteriormente foi apresentado o plano frontal e suas derivações, agora é apresentado o plano horizontal com mais seis derivações (V1, V2, V3, V4, V5 e V6) rotineiramente usadas (Figura 6). Há que se citar, adicionalmente, que mais três derivações colaboram nesse plano para diagnósticos mais precisos da parede posterior do coração (V7, V8 e V9) quando necessário [2].

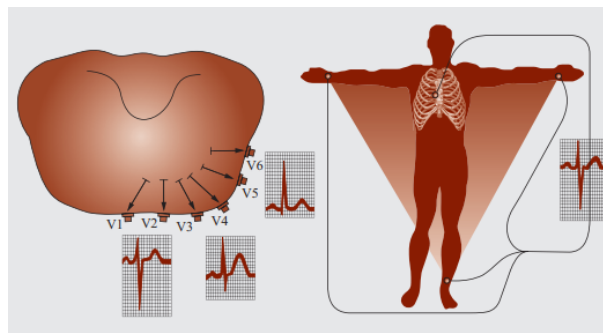


Figura 5 – Eixo elétrico e suas derivações no plano frontal. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 20)[2]

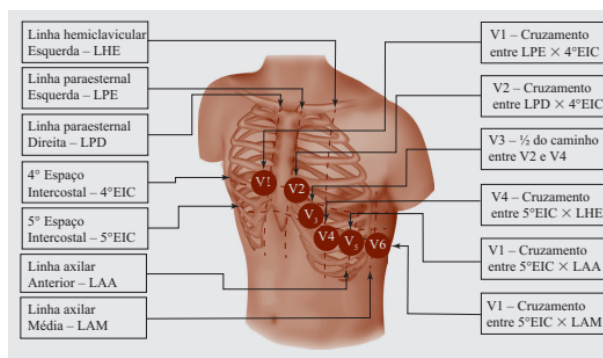


Figura 6 – Posicionamento das derivações no plano horizontal. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 21)[2]

Essas derivações, denominadas "precordiais", exploram a face anterior do tórax e têm pontos anatômicos específicos para seu posicionamento e análise, que possuem correlação com as paredes do coração, visualizadas em corte transversal do tórax [2] (Figura 7).

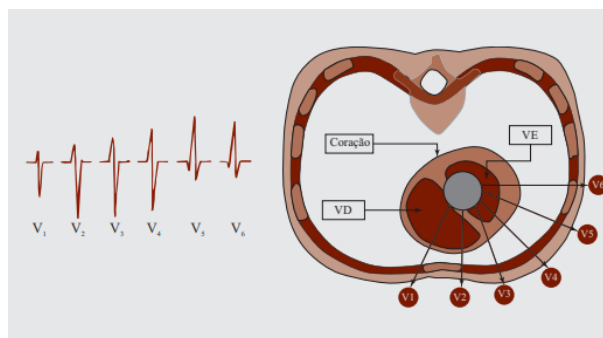


Figura 7 – Representação eletrocardiográfica de cada derivação precordial. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 21) [2]

2.2 O registro do ECG

O papel para registro do ECG é quadriculado, com a distância entre cada linha horizontal e vertical de 1 mm, formando um pequeno quadrado de 1 mm de lado. O eixo horizontal mede o tempo e o eixo vertical, a amplitude.

A cada cinco quadrados menores há um traço ou linha mais forte tanto na direção vertical quanto na horizontal [2], uma representação do papel milimetrado do ECG está presente na figura 8.

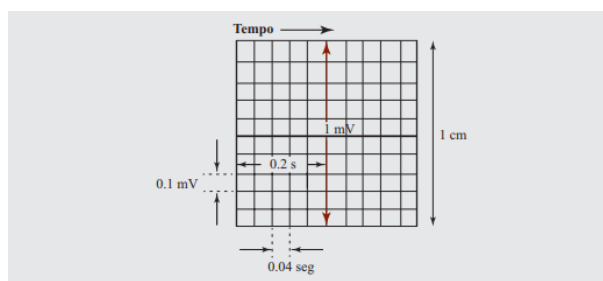


Figura 8 – Representação do papel milimetrado do ECG com a duração em segundos na linha horizontal e a amplitude em milivolts na linha vertical. Fonte: REIS; et al. (2013, p. 2)[2]

2.3 Complexo P-QRS-T

O sinal ECG possui três ondas principais denominadas P, QRS e T, como ilustrado na Figura 9. Essas ondas representam a despolarização atrial, a despolarização ventricular e a repolarização ventricular, respectivamente. Elas possuem características significativas, como tempo de ocorrência, amplitude, intervalos e forma de onda [8].

Várias arritmias podem ser diagnosticadas com base nesses recursos. Em qualquer aplicação, na qual o estado do sistema cardíaco deve ser monitorado, uma das principais abordagens consiste em registrar e analisar o sinal de ECG em tempo real. Por exemplo,

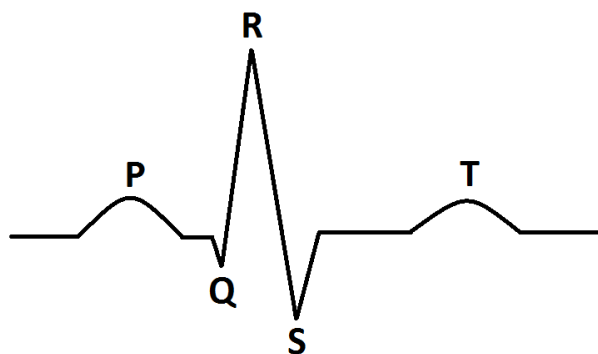


Figura 9 – Representação do complexo P-QRS-T. Fonte: Neumamm (2011)

pacientes com risco de choque cardiogênico, episódios hipotensivos, parada cardíaca súbita e inconsciência profunda durante a anestesia devem ser continuamente monitorados pela avaliação das variações do intervalo entre dois pontos R, alternância da onda T, variabilidade da onda P, intervalo QT e nível de elevação do segmento ST [8].

2.3.1 Morfologia do sinal eletrocardiográfico

Para a descrição da morfologia do sinal são utilizados os seguintes termos:

- linha isométrica: nível de tensão considerado para o coração em repouso;
- onda: variação na tensão captada nos eletrodos e identificada graficamente como uma variação da amplitude do sinal, seguida do seu retorno à amplitude da linha isométrica;
- complexo: conjunto de ondas seguidas, normalmente utilizado em referência ao complexo P-QRS-T;
- segmento: espaço entre duas ondas;
- intervalo: conjunto de segmentos e ondas entre dois eventos.

O início do ciclo cardíaco é caracterizado pela geração do pulso eletrocardiográfico no nódulo sinoatrial no coração. À medida que o pulso se propaga pelos átrios, mais células atriais são ativadas e uma pequena elevação no potencial elétrico pode ser visualizada na linha isométrica, formando a onda P. Quando o pulso atinge o nódulo atrioventricular, o sinal elétrico sofre um atraso antes de sua propagação pelos ventrículos, produzindo um segmento isométrico chamado de segmento PQ. O sinal elétrico é, então, propagado pelos ventrículos através do sistema His-Purkinje ¹.

¹ O Sistema His-Purkinje (HPS) é responsável pela condução elétrica rápida nos ventrículos. Ele retransmite impulsos elétricos do nó atrioventricular para as células musculares e, assim, coordena a contração dos ventrículos para garantir o funcionamento adequado da bomba cardíaca[9].

A contração das fibras musculares dos ventrículos gera uma sequência de ondas conhecida como complexo QRS, no qual a primeira onda apresenta polaridade negativa (onda Q), a segunda onda apresenta polaridade positiva (onda R) e a terceira onda é polarizada negativamente (onda S). Em seguida ao complexo QRS, um novo segmento isoeletrico pode ser visualizado, chamado segmento ST. A repolarização das fibras musculares cardíacas gera uma onda de frequência mais baixa que as outras, chamada de onda T. Uma pequena onda excedente logo após a onda T, chamada de onda U, pode ser visualizada no eletrocardiograma de alguns indivíduos[1], a Figura 10, ilustra o processo descrito.

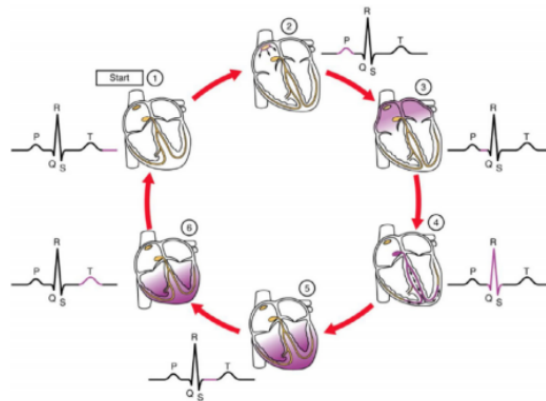


Figura 10 – Representação do ciclo cardíaco. Fonte: FERREIRA (2019)

2.3.2 Componentes morfológicos do complexo P-QRS-T

2.3.2.1 Onda P

A onda P é gerada no nódulo SA, próximo da veia cava, e está relacionada à condução elétrica nos átrios. A anormalidade no formato da onda P indica anomalias presente nos átrios, como a taquicardia paroxística atrial, caracterizada pela inversão da polaridade da onda P durante o batimento acelerado. A ausência da onda P pode indicar bloqueio sinoatrial ou taquicardia paroxística nodal A-V [1].

2.3.2.2 Onda T

A inversão da polaridade da onda T, quando associada a mudanças na forma do complexo QRS, são um indicativo de contração prematura dos ventrículos [1].

2.3.2.3 Intervalo PQ

O intervalo médio entre o início da onda P e o início do complexo QRS é 0,16s com frequência cardíaca de 72 bpm. Este intervalo pode ser utilizado para diagnosticar

condições como o bloqueio incompleto cardíaco de primeiro grau e para determinar a gravidade de algumas doenças cardíacas, como a febre reumática. Quando, além do tempo prolongado do intervalo PR, há a ausência de alguns batimentos, é possível diagnosticar o bloqueio cardíaco de segundo grau. Bloqueios de terceiro grau e contrações atriais prematuras também podem ser diagnosticados através da medição do intervalo PR [1].

2.3.2.4 Intervalo QT

A medição do intervalo QT apresenta aplicações práticas na detecção de algumas cardiopatias como a síndrome do QT longo e a síndrome do QT curto. Seus graus de dispersão também podem pré-diagnosticar arritmias ventriculares graves e risco de morte súbita. O valor da dispersão temporal do intervalo QT é utilizado em um índice preditivo do risco de morte súbita, denominado índice da variabilidade do intervalo QT [1].

2.3.2.5 Intervalo RR

O tempo entre cada excitação do coração difere levemente entre um pulso e outro. O intervalo RR é o intervalo de tempo entre duas contrações consecutivas do coração e a quantificação das flutuações dos ciclos RR normais permite avaliar o perfil autonômico cardíaco. Baixas variabilidades indicam a existência de depressão da atividade vagal [1].

2.3.2.6 Intervalo ST

O segmento ST se inicia no ponto final do complexo QRS e prossegue até o início da onda T, devendo permanecer no mesmo potencial elétrico em que se situam o segmento PQ e o segmento TP. Segmentos ST elevados e planos podem indicar infarto do miocárdio, enquanto segmentos ST inclinados ou deprimidos podem ser indicativos de isquemia coronariana [1].

2.3.2.7 Complexo QRS

Durante algumas condições, como o bloqueio intraventricular incompleto, o complexo QRS fica acentuadamente modificado. Durante a contração prematura dos ventrículos, o complexo QRS se prolonga e apresenta tensões mais altas que as tensões normais [1].

2.4 Interferências do sinal ECG

O sinal de ECG possui duas características importantes: a baixíssima amplitude e a alta sensibilidade à interferências [10]. As interferências são provenientes de diferentes fontes, como as provenientes de fatores externos até a gerada pelo corpo do paciente. Algumas das principais fontes são:

- Oxidação e processos eletroquímicos dos eletrodos, responsáveis pelo deslocamento da linha de base do sinal [10], observável na Figura 11, seção A.
- Ruído eletromagnético proveniente da rede elétrica de 50 Hz ou 60 Hz [10]. A mistura de ruídos eletromagnéticos da rede elétrica com o ECG distorce a morfologia dos sinais. Isso leva a distorções da onda P, levando ao diagnóstico errado de arritmias atriais, como dilatação atrial e fibrilação [11]. Esse tipo de ruído pode ser observado na Figura 11, seção B [10].
- Interferência de equipamentos eletrônicos próximos aos eletrodos, pois os eletrodos funcionam como antenas captadoras [10].
- O eletrodo com o gel (usado para condução das cargas elétricas) pode acumular tensões elétricas de 20 mV a 25 mV em contato com a pele [10].
- Ruídos provenientes das contrações musculares, mesmo com o paciente em repouso [10], como observado na Figura 11, seção C. Fontes típicas de ruídos são movimentos musculares próximos à região da cabeça, como movimentos do pescoço, deglutição e assim por diante. As atividades elétricas devido às contrações musculares duram cerca de 50 ms. O ruído leva à distorção das ondas locais dos sinais de ECG devido a uma correspondência de frequência na faixa de 0,01 a 100 Hz. Isso dificulta o reconhecimento adequado de várias arritmias de ECG [11].
- Ruídos de baixa frequência (do inglês *Low Frequency* ou LF) causados principalmente pela respiração, movimentos do corpo, mau contato do eletrodo e impedância do eletrodo da pele. A amplitude e a duração do desvio dependem das propriedades do eletrodo, das propriedades do eletrólito, da impedância da pele e dos movimentos do corpo. Esse desvio na linha de base é de magnitude tão alta quanto cerca de 15 % da deflexão em escala total, a amplitude pico a pico do ECG em uma faixa de frequência de 0,15 a 0,3 Hz. A frequência respiratória anormal e o movimento do eletrodo alteram o ECG aumentando o deslocamento da frequência e causando ruídos pela movimentação, respectivamente. Esses ruídos distorcem o segmento do ponto S ao T e outros componentes do sinal de ECG, causando o diagnóstico errado de condições como infarto do miocárdio, síndrome de Brugada e outras anormalidades relacionadas ao segmento ST [11].

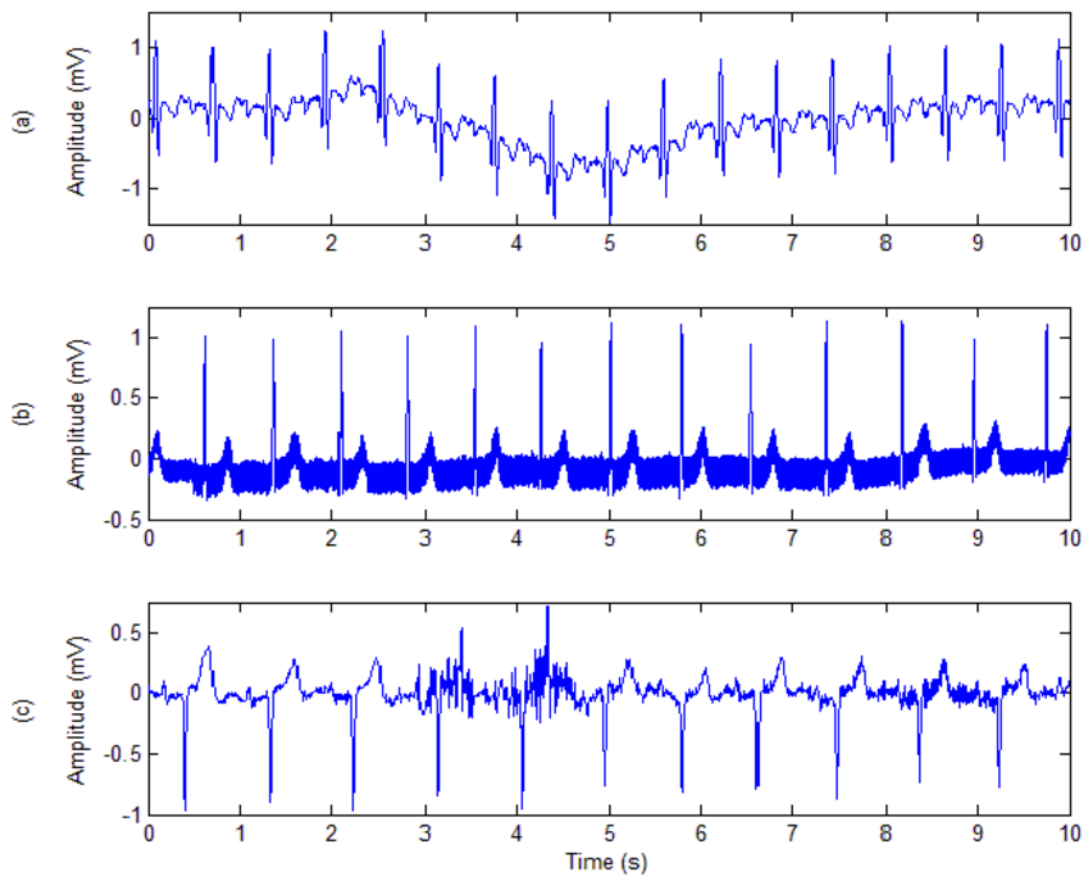


Figura 11 – Tipos comuns de ruído em gravações de ECG. (a) Desvio da linha de base do sinal, (b) interferência proveniente da rede elétrica de 50 Hz e (c) ruído eletromiográfico. Fonte: Maggio (2012)

3 FILTROS PROCESSADORES DE SINAL

Os filtros são dispositivos capazes de permitir a passagem de sinais com certos valores de frequências enquanto bloqueia outros sinais com frequências não desejáveis para o sistema. Desta forma, de acordo com as diferentes respostas em frequência, os filtros podem ser classificados em passa-baixa, passa-alta, passa-faixa, rejeita-faixa e passa-todas [12], na Figura 12, há uma representação dos diferentes tipos de filtros.

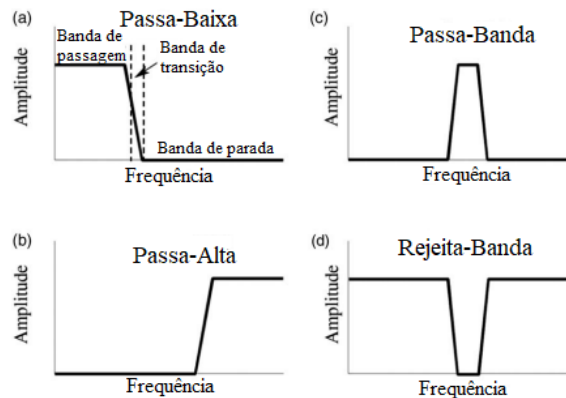


Figura 12 – Representações de filtros ideais. Fonte: Abert Malvino (2007)

Por meio da aplicação de um ou mais filtros, é possível remover ruídos dos exames ECG, tornando viável o diagnóstico de condições cardíacas a partir da extração e análise de características do ECG. Os principais filtros aplicáveis ao pré-processamento de exames ECG serão apresentados a seguir.

3.1 Filtro passa-baixa

O filtro passa-baixa é um mecanismo cuja resposta em frequência se comporta da seguinte maneira: os sinais com frequências abaixo da frequência de corte f_c do filtro não sofrem atenuação (para filtros ideais) e, portanto, passam pelo filtro. Já os sinais com frequências acima da frequência de corte do filtro são atenuados e rejeitados pelo circuito[12].

3.2 Filtro passa-alta

De forma similar, filtros Passa-Altas (FPA) são topologias capazes de atenuar o sinal para frequências abaixo de sua frequência de corte f_c , permitindo a passagem apenas de componentes espectrais de maior valor[10].

3.3 Filtro passa-faixa

O filtro passa-faixa, por sua vez, é um filtro derivado dos filtros passa-alta e passa-baixa. Os sinais com frequências dentro do intervalo compreendido entre f_{c1} e f_{c2} não sofrem atenuação (para filtros ideais) e, portanto, passam pelo filtro, já os sinais com frequências abaixo de f_{c2} e frequências acima de f_{c1} são atenuados e rejeitados pelo circuito [12].

3.4 Filtros rejeita-faixa

Nos filtros rejeita-faixa temos o inverso do que ocorre no passa-faixa, só é permitido a passagem das frequências situadas abaixo da frequência de corte inferior e acima da frequência de corte superior [13].

3.5 Filtro Notch

O Filtro Notch é uma derivação dos filtros rejeita-faixas que têm como principal finalidade a remoção de componentes de frequência específica de um sinal. Circuitos Rejeita-Faixas são projetados como uma associação entre o filtro Passa-Baixas e o filtro Passa-Altas, pois sua faixa de rejeição é delimitada inferiormente pela frequência de corte ω_1 do FPB e superiormente pela frequência de corte ω_2 do FPA. O filtro Notch é projetado para que que essa faixa de frequência seja tão estreita a ponto de se eliminar apenas uma componente espectral específica [10].

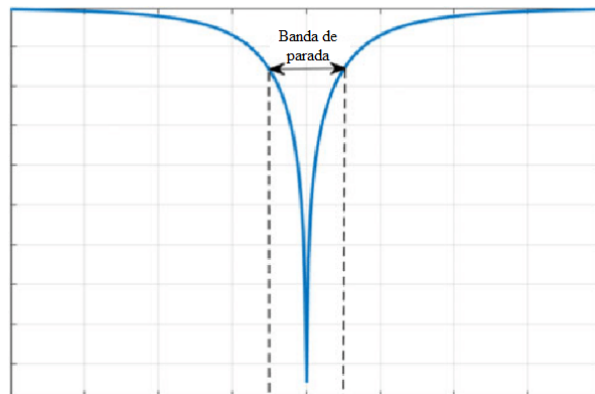


Figura 13 – Resposta do filtro de entalhe na frequência de domínio. Fonte: Jorge Antonio Martinez-Ledezma (2020)

3.6 Filtro FIR

Os filtros do tipo FIR apresentam resposta em frequência com fase linear. São desenvolvidos no processamento de microcontroladores, apenas no domínio de amostras,

e podem ser escritos como uma função polinomial com potências negativas de números inteiros.

A resposta em frequência do filtro, $H(w)$ é descrita pela equação 3.1:

$$H(w) = \sum_{n=N_1}^{N_2} h(n) \cdot (e^{jw}) \quad (3.1)$$

Para se projetar um filtro do tipo FIR, é necessário encontrar o polinômio $H(w)$ que melhor se aproxima das especificações de resposta desejada. Seus coeficientes são as amostras da resposta ao impulso. O tamanho de $h[n]$ é, geralmente, fixo [14];

4 TÉCNICAS DE REMOÇÃO DE RUÍDO DE SINAL ECG

Os métodos de redução de ruído do ECG foram classificados em diferentes categorias. A primeira categoria pertence à eliminação de ruídos de ECG usando decomposição de modo empírico (do inglês *Empirical Mode Decomposition* ou EMD), que é um método local e adaptativo na análise de frequência-tempo. O EMD é um mecanismo orientado por dados adequado para sinais não lineares e não estacionários. As técnicas incluídas na segunda e terceira categorias são usadas para extrair um modelo baseado em estatística do sinal com ruído.

A segunda categoria inclui modelos de autoencoder baseados em Deep-Learning (do inglês *Deep-learning-based Autoencoder Models* ou DAEs), que visam regenerar um sinal de ECG livre de ruídos de uma versão corrompida do mesmo, otimizando a função objetiva. Os métodos baseados em wavelets enquadram-se na terceira categoria e usam a transformada wavelet (do inglês *Wavelet Transform* ou WT) como base para filtrar o ECG, decompondo o sinal, decidindo o tipo de limiarização e reconstruindo o sinal.

A quarta categoria utiliza a propriedade esparsa do ECG para remover ruídos dos sinais de ECG. Uma importante abordagem de redução de ruído é baseada na filtragem adaptativa, que lida com filtros bayesianos baseados em modelos, como o filtro de Kalman estendido (do inglês *Extended Kalman Filter* EKF), o Extended Kalman Smoother (EKS) e o Unscented Kalman Filter (UKF).

A quinta categoria usa filtros bayesianos para introduzir mudanças no modelo convencional de ECG dinâmico do filtro de Kalman para reduzir os sinais de ECG. Essas técnicas são descritas a seguir[11].

4.1 Modelos baseados em EMD

O EMD é um algoritmo iterativo adaptativo através do qual um sinal é decomposto em uma série de seus segmentos oscilatórios, conhecidos como funções de modo intrínseco (do inglês *Intrinsic Mode Functions* ou IMF). Com essa decomposição iterativa de sinais, o EMD separa o sinal completo em componentes ordenados com base na oscilação de frequência do sinal. Como a decomposição do procedimento EMD é baseada nas características de tempo local do sinal, ela pode ser aplicada a processos não lineares e não estacionários. O EMD depende de um mecanismo totalmente orientado a dados que não requer nenhuma base conhecida a priori, ao contrário de métodos de análise de dados como a Transformada de Fourier [11].

Dado um sinal $x(t)$, o ponto de partida do EMD é a identificação de todos os

máximos e mínimos locais. Todos os máximos locais são então conectados por uma curva spline cúbica que funciona como uma envoltória superior $e_u(t)$. Da mesma forma, todos os mínimos locais são conectados por uma curva spline que funciona como uma envoltória inferior $e_l(t)$. A média das duas envoltórias é denotada como $m_1(t) = [e_u(t) + e_l(t)]/2$ e é subtraído do sinal. O primeiro proto-IMF (função que não satisfaz a condição IMF) $h_1(t)$ é denotado pela equação 4.1, conhecida como processo de peneiramento.

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (4.1)$$

Como $h_1(t)$ ainda contém múltiplos extremos entre os cruzamentos por zero, o processo de peneiramento é realizado novamente em $h_1(t)$. Este processo é aplicado repetidamente ao IMF $h_k(t)$ até que o primeiro IMF $c_1(t)$, que satisfaça a condição IMF, seja obtido. Alguns critérios de parada são usados para finalizar o processo de peneiramento. Um critério comumente usado é a Soma das Diferenças (SD), definida pela função ??.

$$SD = \sum_{t=0}^T \frac{|h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{h_{k-1}^2} \quad (4.2)$$

Quando a SD é menor que um limiar, o primeiro IMF $c_1(t)$ é obtido, como observado na função 4.3

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4.3)$$

Observe que o resíduo $r_1(t)$ ainda contém informação útil do sinal ECG. Pode-se, portanto, tratar o resíduo como um novo sinal e aplicar o 4.3 para obter o próximo IMF, como apresentado na função 4.4:

$$r_i(t) = r_{i-1}(t) - c_i(t) \quad i = 1, \dots, N \quad (4.4)$$

O procedimento termina quando o resíduo $r_N(t)$ se torna uma constante, uma inclinação monotônica ou uma função com apenas um extremo. O resultado do processo produz o EMD do sinal original, definido pela função 4.5

$$x(t) = \sum_{n=1}^N c_n(t) + r_N(t) \quad (4.5)$$

O resultado do EMD produz N IMFs e um sinal residual. Por conveniência, $c_n(t)$ é denominado o FMI de ordem n . Por essa convenção, IMFs de ordem inferior capturam modos de oscilação rápida, enquanto IMFs de ordem superior normalmente representam modos de oscilação lenta [15].

4.1.1 Remoção de ruídos em ECG utilizando o modelo EMD

A redução de ruído no domínio EMD geralmente é feita descartando IMFs de ordem inferior com a suposição de que o sinal e o ruído estão bem separados em bandas de frequência. No entanto, para o ECG, embora a maior parte da potência do sinal esteja concentrada nas frequências mais baixas, o complexo QRS se espalha pelas bandas de média a alta frequência. Isso complica a eliminação de ruídos do ECG, pois a remoção de IMFs de ordem inferior introduzirá distorção grave do complexo QRS, por exemplo, atenuação da amplitude da onda. Uma estratégia mais sofisticada deve ser utilizada para preservar as informações úteis.

Uma análise do EMD nos ECGs com e sem ruídos indica que o complexo QRS está associado a padrões oscilatórios tipicamente apresentados nos três primeiros IMFs. Portanto, é possível filtrar o ruído e ao mesmo tempo preservar o complexo QRS pelo processamento temporal no domínio EMD.

As quatro etapas a seguir constituem o procedimento de redução de ruído:

1. Delinear e separar o complexo QRS.
2. Usar janelamento adequado para preservar o complexo QRS.
3. Usar testes estatísticos para determinar o número de IMFs que contribuem para o ruído.
4. Filtrar o ruído por reconstrução parcial.

A seguir, são descritas, as etapas de remoção de ruído baseada em EMD:

4.1.1.1 Delineamento do complexo QRS

Para preservar o complexo QRS, é necessário delinear-lo. O complexo QRS e os padrões oscilatórios nos três primeiros IMFs são ilustrados na Figura 14 para sinais de ECG com e sem ruídos. Na Figura 14, o sinal de ECG é apresentado em linha sólida e a linha tracejada e pontilhada é a soma das três primeiras IMFs: $d(t) = c_1(t) + c_2(t) + c_3(t)$. Um exame minucioso da Figura 14(a) revela que o complexo QRS é limitado pelos dois pontos de cruzamento zero de $d(t)$. Um ponto de cruzamento zero está no lado esquerdo do mínimo local próximo ao ponto fiducial (onda R) e o outro está no lado direito do mínimo local próximo ao ponto fiducial. Mesmo no caso ruidoso (Figura 14(b)), esta relação se mantém, o que mostra que o uso dos três IMFs é uma escolha robusta no sentido de que não é afetado pelo ruído.

Dada a soma dos três primeiros IMFs $d(t)$, é possível delinear o complexo QRS através do procedimento abaixo:

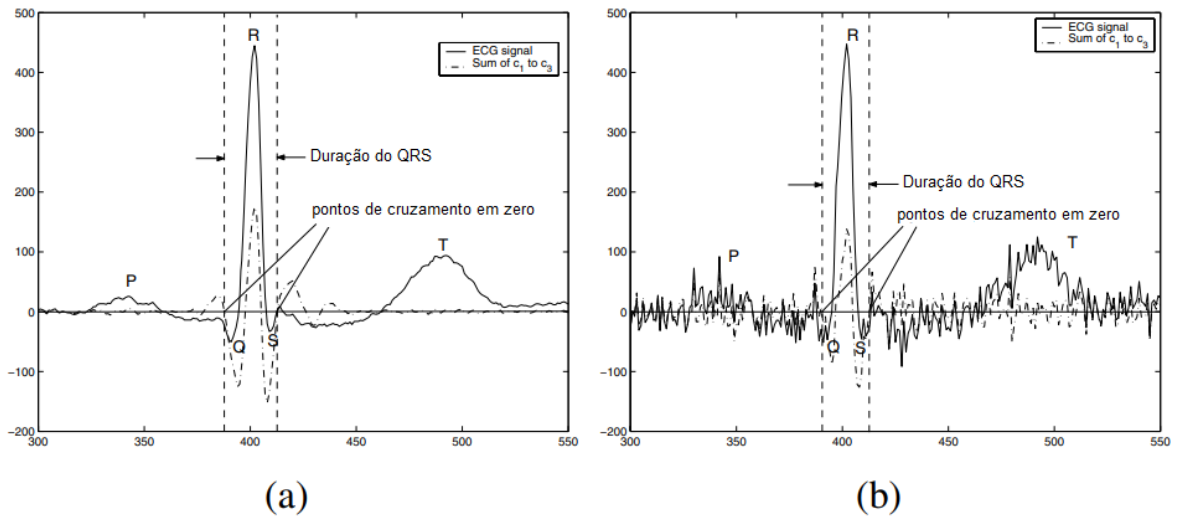


Figura 14 – Delineamento do complexo QRS no domínio EMD. A linha sólida é o sinal de ECG e a linha pontilhada é a soma dos três primeiros FMIs: $c_1(t) + c_2(t) + c_3(t)$. (a) ECG limpo. (b) ECG ruidoso. Fonte: IEEE (2016)

1. Identificar os pontos fiduciais.
2. Aplicar o EMD ao sinal ruidoso de ECG. Somar os três primeiros IMFs para obter $d(t)$
3. Encontrar os dois mínimos locais mais próximos em ambos os lados do ponto de referência dentro de uma janela.
4. Detectar os dois pontos de cruzamento zero no lado esquerdo do mínimo esquerdo e no lado direito do mínimo direito. Esses dois pontos são identificados como limites do complexo QRS.

Será assumido que os pontos de referência são conhecidos ou podem ser determinados por métodos de detecção de características de ECG. No passo 3, uma janela deve ser estabelecida de forma que os pontos mínimos desejados estejam contidos dentro da janela. O tamanho da janela pode ser escolhido com base no conhecimento a priori. Por exemplo, em dado um complexo QRS, há um período refratário de 200 ms antes que venha o próximo, o que corresponde a 72 amostras se a frequência de amostragem for de 360 amostras/s. Neste caso, pode-se utilizar uma janela centrada no ponto de referência com um vão de 30 amostras de cada lado.

4.1.1.2 Janelamento para preservação do complexo QRS

Após o delineamento do QRS, uma função de janela é projetada para preservar o complexo QRS. A função janela é uma janela no domínio do tempo aplicada aos primeiros

IMFs correspondentes ao ruído. Uma diretriz geral de design para a função de janela de preservação do QRS é que ela deve ser plana ao longo da duração do complexo QRS e decair gradualmente para zero, de modo que uma transição suave introduza distorção mínima. Como o tamanho da janela é determinado pelos resultados do delineamento na primeira etapa, essas funções de janela ajustam seus tamanhos de acordo com a duração do QRS. Uma função de janela típica, e a que é usada aqui é a janela de Tukey (janela de cosseno cônico)[15], definida pelo sistema linear 4.6.

$$w(t) = \begin{cases} \frac{1}{2}[1 + \cos(\pi \frac{|t| - \tau_1}{\tau_2 - \tau_1})], & \tau_1 \leq |t| \leq \tau_2 \\ 1, & |t| < \tau_1 \\ 0, & |t| > \tau_2 \end{cases} \quad (4.6)$$

onde τ_1 é o limite da região plana e τ_2 é o limite da região de transição. Quando usada, a largura da região plana $2\tau_1$ é escolhida de forma que seja igual ao limite do complexo QRS determinado pelo Sistema 4.6. A região de transição é definida para evitar o “corte” abrupto da janela e reduzir as distorções. A propagação do padrão oscilatório ao redor do complexo QRS aumenta com a ordem IMF. Conseqüentemente, uma região de transição de largura variável é adotada para lidar com o efeito de espalhamento dos vários IMFs.

Define-se a razão entre o comprimento da região de transição unilateral $|\tau_1 - \tau_2|$ e o comprimento da região plana $2\tau_1$ como

$$\beta = \frac{|\tau_1 - \tau_2|}{2\tau_1} \quad (4.7)$$

onde β é um parâmetro livre. Por exemplo, para o primeiro IMF, β pode ser definido como 30%. Da mesma forma, para o j -ésimo IMF, β é escolhido como $j \times 30\%$, o que indica que a própria janela se espalha à medida que o complexo QRS se espalha com ordem crescente de IMF.

4.1.1.3 Determinação da ordem do ruído por teste estatístico

O número de IMFs dominados pelo ruído, referido como a ordem do ruído, deve ser estabelecido. Para sinais de ECG, o ruído contaminante geralmente é de média zero, enquanto o sinal é de média diferente de zero. Este fato permite que o ruído e o sinal sejam separados no domínio EMD. Como os IMFs de ordem inferior contêm o ruído, realiza-se um teste estatístico para determinar se uma determinada combinação de IMFs tem média zero. Um exemplo de tal teste é o teste t [15], que também é usado para identificar os IMFs que contribuem com o ruído. O teste de hipótese apresentado no Sistema 4.8 deverá determinar se a média do IMF desvia de zero.

$$\begin{cases} H_0 : \text{media}(c_{PS}^M(t)) \neq 0 \\ H_1 : \text{media}(c_{PS}^M(t)) = 0 \end{cases} \quad (4.8)$$

onde c_{PS}^M é a soma parcial de ordem M dos IMFs, conforme demonstrado na Função 4.9.

$$c_{PS}^M(t) = \sum_{i=1}^M c_i(t). \quad (4.9)$$

Após atingir certo nível de significância α , a hipótese nula H_0 é rejeitada em favor da hipótese alternativa H_1 se o valor de p for menor que α . Assim, partindo do primeiro IMF, realiza-se um teste t na soma parcial $c_{PS}^M(t)$ para $M = 1, 2, \dots$ até se obter uma soma parcial $c_{PS}^{P_t}(t)$ que aceita a hipótese alternativa. A ordem IMF P_t no ponto de terminação indica que existem IMFs P_t que contribuem principalmente para o ruído e, portanto, é definida como a ordem do ruído. O papel da ordem do ruído no método baseado em EMD é semelhante à frequência de corte na filtragem no domínio da frequência, que indica quantos IMFs devem ser removidos.

Em alguns casos o próprio ECG tem uma média próxima de zero. O uso do Sistema 4.8 para determinar a ordem do ruído resulta em supersuavização ou perda de informações, pois a ordem do ruído será muito grande. Para evitar esse problema potencial, a ordem do ruído é definida como

$$P = \min(P_t, 5), \quad (4.10)$$

Onde P_t é a ordem de ruído obtida no teste t. A justificativa é que IMFs com ordem superior a 5 geralmente contêm pouco ou nenhum ruído. Assim, essa abordagem evita o problema de suavização excessiva sem sacrificar a remoção de ruído.

4.1.1.4 Remoção de ruído por reconstrução parcial

Após determinar a ordem do ruído, pode-se filtrar o ruído pela reconstrução parcial do IMF. Para preservar o complexo QRS, as funções de janela são aplicadas aos P IMFs considerados componentes de ruído, e a soma desses IMFs janelados e os IMFs restantes forma o sinal reconstruído:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^P \psi_i(t)c_i(t) + \sum_{i=P+1}^N c_i(t) + r_N(t), \quad (4.11)$$

onde $\psi_i(t)$ é a função de janela para o i -ésimo IMF que é construído pela concatenação das funções de janela, cada uma das quais centrada no complexo QRS. Observe que a função janela $\psi_i(t)$ consiste em janelas de tamanho variável que são calculadas na etapa de janelamento, e o índice de ruído P é determinado na determinação da ordem do ruído[15].

4.2 Métodos baseados em Deep-learning Autoencoder Models (DAEs)

Nesta técnica de redução de ruído de ECG[11], os modelos baseados em deep-learning são construídos com base na funcionalidade de um autoencoder de redução de ruído (DAE). É uma etapa inicial de aprendizado não supervisionado que mapeia entradas para representações intermediárias. Um autoencoder é um modelo de aprendizado de máquina que tem a função de regenerar um sinal de entrada com a maior precisão possível. Ele funciona como uma combinação de duas subpartes não lineares: codificador e decodificador .

4.2.1 Deep-Learning

A arquitetura de rede neural foi amplamente aplicada desde 1989 devido à sua capacidade de mapeamento multidimensional, o que significa que qualquer função L_Z de $[0, 1]^2$ a R^n pode implementar qualquer grau desejado de precisão com uma rede neural de retropropagação de três camadas. Até 2006, essa estrutura não foi muito desenvolvida na literatura de aprendizado de máquina, o motivo é treinamento inadequado e erros de generalização obtidos usando a inicialização aleatória padrão dos parâmetros[16]. Sucessos impressionantes em reconhecimento de fala, reconhecimento de imagem foram alcançados por meio dessa grande estrutura devido aos algoritmos de treinamento adequados propostos por Hinton[17]. Os métodos de Deep-learning tentam aprender as hierarquias de recursos à medida que os recursos de nível superior são formados pela composição dos recursos de nível inferior. A estrutura da rede pode ser inicializada primeiro em camadas por meio de treinamento não supervisionado e, em seguida, ajustada com métodos de aprendizado supervisionados. A arquitetura profunda pode produzir recursos muito úteis com camadas mais altas do que as mais baixas; ao pré-treinar cada camada com um algoritmo de aprendizado não supervisionado, pode-se obter resultados muito melhores.

Diferentes tipos de arquiteturas de redes neurais profundas foram desenvolvidas desde o método de treinamento baseado em camadas desenvolvido por Hinton. Estruturas típicas incluem redes de crenças profundas, máquinas Deep Boltzmann, autoencoders empilhados e autoencoders de redução de ruído empilhados. O autoencoder baseado em modelos de aprendizagem profunda e autoencoder empilhado como a arquitetura semelhante. Aplica-se um tipo de método de deep learning - autoencoder na classificação de batimentos de ECG e escolhe-se o autoencoder esparsos empilhado como a estrutura profunda relevante neste artigo [18].

4.2.2 Autoencoder

Autoencoder (AEs) [19] são uma rede neural treinada para tentar mapear a entrada para sua saída de maneira não supervisionada. Os AEs possuem uma camada oculta h que descreve a codificação usada para representar a entrada. Os AEs consistem em duas partes - a rede codificadora ($h = f(a)$) e a rede decodificadora ($r = g(h)$). f e g são chamados de mapeamentos de codificador e decodificador, respectivamente. O número de unidades ocultas é menor do que as camadas de entrada ou saída, que realizam a codificação dos dados em um espaço de menor dimensão e extraem os recursos mais discriminativos. Dadas as amostras de treinamento D (vetores dimensionais) $a = a_1, a_2, \dots, a_m$, o codificador transforma o vetor de entrada x em d (vetores dimensionais), uma representação oculta $h = h_1, h_2, \dots, h_m$. O processo descrito é ilustrado na Figura 15

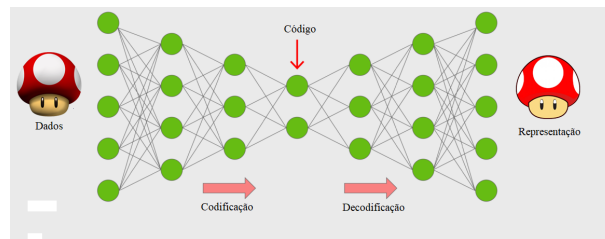


Figura 15 – Representação do processo do Autoencoder

Os EAs geralmente são treinados usando apenas um conjunto de dados de sinal de ECG limpo. Para a tarefa adicional de tratamento de dados ruidosos de ECG, são introduzidos AEs de redução de ruído (DAEs). No caso de um EA neural de camada oculta única treinado com dados de ECG ruidosos como entrada e um sinal limpo como saída, ele inclui um estágio de codificação e decodificação não linear, expressos por:

$$y = f(\bar{x}_i) = \sigma(W_2 \bar{x}_i + 2) \quad (4.12)$$

e

$$z = g(y) = \sigma(W_2 y + c) \quad (4.13)$$

onde \bar{x} é uma versão corrompida de x , b e c representam vetores de duas das camadas de entrada e saída, respectivamente, e x é a saída desejada. Normalmente, uma matriz de peso vinculado (ou seja, $W_1 = W_2^T = W$) é usada como um tipo de regularização. Este artigo usa um sinal ruidoso para treinar os DAEs antes da extração automatizada de recursos com AEs. DAEs são uma extensão estocástica de AEs clássicos. DAEs tentam reconstruir uma entrada limpa de sua versão corrompida. A entrada inicial x é corrompida para \bar{x} por um mapeamento estocástico $\bar{x} = q(\bar{x}|x)$. Posteriormente, os DAEs usam o \bar{x} corrompido como dados de entrada e, em seguida, mapeiam para a representação oculta

correspondente y e, finalmente, para sua reconstrução z . Depois que o sinal de reconstrução é obtido dos DAEs, o valor da relação sinal-ruído (SNRs) deve ser calculado para que a qualidade do sinal possa ser medida, conforme a função 4.14.

$$SNR = 10 * \log\left[\frac{\sum_n x_d^2(n)}{\sum_n (x_d(n) - x(n))^2}\right] \quad (4.14)$$

onde x_d e x são o sinal reconstruído e o sinal original, respectivamente.

4.3 Métodos baseados em Wavelets

Uma Transformada Wavelet expande o sinal em termos de uma função wavelet localizada tanto no tempo quanto na frequência. A Transformada Wavelet pode fornecer boa resolução de tempo em passa alta e boa resolução de frequência em passa baixa. Portanto, uma Transformada Wavelet é bastante adequada para análise de sinal de ECG. É a decomposição de um sinal em um conjunto de funções de base consistindo em contrações, expansões e translações de uma função mãe $\psi(x)$, chamada de wavelet mãe. A Transformada wavelet discreta (DWT) é útil na análise de sinais de ECG por causa de sua execução rápida e sua propriedade de multirresolução.

Para qualquer função $f(x)$, sua integrabilidade quadrada pode ser definida como

$$f(x) \in L^2\{\mathbb{R}\} \Leftrightarrow \int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx < \infty \quad (4.15)$$

onde $L^2\{\mathbb{R}\}$ é o espaço de funções quadradas integráveis em \mathbb{R} .

Se uma função é quadrática integrável, então ela pode ser expressa da seguinte forma:

$$f(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} c_k \phi_{ok}(x) + \sum_{j < J, k \in \mathbb{Z}} d_{jk} \psi_{jk}(x) \quad (4.16)$$

onde $c_k = \int f(x) \phi_{ok}(x) dx$ e $d_{jk} = \int f(x) \psi_{jk}(x)$ são integráveis em \mathbb{R} , J é a resolução máxima, j denota o estágio de decomposição, k denota a translação no domínio do tempo e \mathbb{Z} é o conjunto dos números inteiros. ψ_{jk} são chamadas de wavelets, derivadas de uma única wavelet mãe ψ de acordo com uma relação

$$\psi_{jk}(x) = 2^{j/2} \psi(2^j x - k) \quad (4.17)$$

A wavelet mãe é escolhida adequadamente para garantir que a família $\{\psi_{jk}(x)\}$ forme uma base ortogonal para $L^2\{\mathbb{R}\}$. Da mesma forma, as funções $\phi_{ok}(x)$ são derivadas de uma função ϕ chamada wavelet pai ou função de escala, por dilatação e translação

$$\phi_{ok}(x) = 2^{o/2} \phi(2^o x - k) \quad (4.18)$$

$\psi_{jk}(x)$ e ϕ_{ok} são os componentes da frequência de tempo do DWT. Normalmente, as wavelets são bem localizadas no tempo e na frequência. Para conseguir isso, as wavelets geralmente são suportadas de forma compacta no tempo ou na frequência, mas nunca em ambos, para seguir o princípio da incerteza. Do ponto de vista do banco de filtros usando análise multiresolução, c_k refere-se aos coeficientes aproximados nos nível o e d_{jk} refere-se aos coeficientes de detalhe no nível j . Sejam $h(x)$ e $g(x)$ as funções discretas de resposta ao impulso finito de $\phi(x)$ e $\psi(x)$, então existem relações de duas escalas para os componentes de tempo-frequência

$$\phi(x) = \sum_{n \in C} h(n) \phi(2x - n) \quad (4.19)$$

$$\psi(x) = \sum_{n \in C} g(n) \psi(2x - n) \quad (4.20)$$

A filtragem seguida de subamostragem constitui um nível de decomposição. Os coeficientes de detalhe $d(k)$ e os coeficientes aproximados $a(x)$ são obtidos da seguinte forma:

$$d(k) = \sum_{n \in C} x(n) g(2k - n) \quad (4.21)$$

$$a(k) = \sum_{n \in C} x(n) h(2k - n) \quad (4.22)$$

Para DWT inversa, uma abordagem inversamente simétrica é usada. A teoria expressa pelas equações 4.21 e 4.22 de WT direta e reversa é combinada com a conceito de limiarização para a remoção de ruído do sinal ECG $\bar{x}(n)$ [11].

4.3.1 Filtro equivalente à Transformada wavelet

A Transformada discreta de Fourier de WT é

$$\widehat{W}_{2^j} f(w) = \widehat{f}(w) \widehat{\psi}(2^j w) = \begin{cases} G(w) \widehat{f}(w) \widehat{\phi}(w) & j = 1 \\ G(2w) H(w) \widehat{f}(w) \widehat{\phi}(w) & j = 2 \\ G(2^{j-1} w) H(2^{j-2} w) \dots H(w) \widehat{f}(w) \widehat{\phi}(w) & j > 2 \end{cases} \quad (4.23)$$

onde ϕ é uma função suave e $\widehat{f}(w) \widehat{\phi}(w)$ é a Transformada de Fourier discreta do sinal de ECG $d_n, (n \in Z)$. Da Transformada discreta de Fourier de WT, a WT de

$f(n)$ na escala 2^j é igual a um sinal filtrado de d , que passou por um filtro passa-banda digital (ou filtro passa-alto para escala 2^1). Seja $Q^j(w)$ a função de transformação do filtro equivalente. Então tem-se

$$Q^j(w) = \begin{cases} G(w) & j = 1 \\ G(2w)H(w) & j = 2 \\ G(2^{j-1}w)H(2^{j-2}w)\dots H(w) & j > 2 \end{cases} \quad (4.24)$$

De $h(x)$, $g(x)$ e da equação 4.24, pode-se deduzir

$$Q^j(w) = \frac{2}{8^{j-1}} \sum_{k=1-2^{j-1}}^{2^j+2^{j-1}-2} q_k^j e^{ikw} \quad (4.25)$$

$$q_{1-2^{j-1}+k}^j = -q_{2^j+2^{j-1}-2-k}^j \neq 0, \quad (4.26)$$

$$k \in [1 - 2^{j-1}, 2^j + 2^{j-1} - 2] \quad (4.27)$$

Onde $Q^j(w)$ é um filtro digital FIR com fase linear generalizada. O filtro é anti-simétrico e o atraso de tempo de seu ponto central é $\frac{2^j-1}{2}$ (o atraso é considerado como $2^{j-1} - 1$ pontos no algoritmo). De acordo com a forma da wavelet spline quadrática, sabe-se que toda onda unifásica, corresponde a um par máximo positivo negativo mínimo de $W^{2^j} f(n)$ em diferentes escalas. A borda ascendente da onda corresponde a um mínimo negativo e a borda descendente corresponde a um máximo positivo em diferentes escalas. Os módulos desses máximos ou mínimos correspondentes à mesma aresta são denominados como a linha de máximo do módulo. Se a onda unifásica é simétrica ao seu pico, como mostrado, então seu pico corresponde ao ponto de cruzamento zero do par máximo-mínimo negativo positivo com um atraso de exatamente $2^{j-1} - 1$ pontos. Se a onda unifásica for não simétrica ao seu pico, então o pico corresponde ao ponto de cruzamento zero do par máximo-mínimo negativo positivo com um atraso de cerca de $2^{j-1} - 1$ pontos. Quanto maior a escala, maior é o erro entre o atraso e $2^{j-1} - 1$. Na pequena escala 2^l , o erro é zero. Em grande escala, o erro ainda é tolerante.

Da equação 4.26, pode-se ver que o ponto inicial de q_k^j : está em $1 - 2^{j-1}$, e o ponto final de q_k^j está em $2^j + 2^{j-1} - 2$. Então, o início de uma onda unifásica corresponde ao início de um par máximo negativo-mínimo positivo com um atraso de $1 - 2^{j-1}$ pontos, e o deslocamento corresponde a um deslocamento com um atraso de $1 - 2^{j-1}$ pontos[20].

4.4 Métodos baseados em esparsidade

Nesta categoria de eliminação de ruído, o sinal de ECG é filtrado com base na decomposição esparsa do sinal. O sinal é fragmentado em segmentos e cada segmento

é dividido em partes esparsas e resíduos. Então, essas partes esparsas são usadas para estimar sinais livres de ruídos, quando a informação útil nos sinais é considerada esparsa. Os segmentos são decompostos usando um método de otimização não linear para encontrar a representação mais esparsa.

Neste modelo, a propriedade esparsa do sinal de ECG é utilizada. Aqui, x é esparso e o removedor de ruído visa estimar x em \tilde{x} desenhando \tilde{x} o mais próximo possível de x . A tarefa é encontrar um sinal esparso $\hat{x} = D\hat{\alpha}a$ partir de um dicionário esparso (representação esparsa dos dados de entrada na forma de uma combinação linear de elementos básicos) que se aproxime o mais possível do sinal observado. Este sinal esparso é a estimativa perfeita do sinal de ECG de entrada, tornando a perda L mínima, onde

$$L = \frac{1}{2} \|\tilde{x} - D\alpha\|_2^2 + \mu \|\alpha\|_0 \quad (4.28)$$

Aqui, μ é um parâmetro de regularização de balanceamento de dispersão, e $\|\alpha\|_0$ é a norma zero de α . Representa o número de valores diferentes de zero no vetor α . O primeiro passo nos métodos de redução de ruído baseados em esparsidade é construir um dicionário D . A seleção de um dicionário esparso adequado é prejudicial ao processo de redução de ruído, pois o afeta diretamente. Cada segmento do sinal usa diferentes combinações lineares de átomos do dicionário. Uma vez conhecido o dicionário, por meio da equação 4.28, ajuda a definir α como um parâmetro desconhecido. Assim, a estimativa de x é calculada da seguinte forma:

$$\hat{\arg \min} = \|\alpha\|_0 \quad \text{tal que} \quad \|\tilde{x} - D\alpha\|_2 < \Lambda, \quad x = D\alpha \quad (4.29)$$

Encontrar a representação mais esparsa de um sinal no dicionário é um problema polinomial não determinístico. Existem duas maneiras de resolver a equação 4.29: algoritmos de busca gulosa e algoritmos de relaxamento convexo. O primeiro tipo de algoritmo tenta reduzir o erro entre o sinal e sua aproximação iterativamente. A segunda converte o problema polinomial não determinístico em um problema de programação linear, como o algoritmo básico de busca[11].

4.5 Métodos baseados em filtro bayesiano de ECG

Esta categoria de redução de ruído investiga diferentes métodos usados para reduzir o ruído dos sinais de ECG. Os métodos baseados em modelo trabalham com o princípio de estimativa de estados ocultos de um modelo subjacente com a ajuda da teoria de estimativa. Esses estados ocultos são observados por meio de um conjunto de medições. Um desses métodos é o filtro de Kalman (do inglês Kalman Filter ou KF). O KF básico assume um modelo linear para a dinâmica do sistema e equações de observação, mas a

maioria dos sistemas não é linear. Várias versões do KF original foram desenvolvidas, tais como Filtro de Kalman Extendido, Extended Kalman Smoother e Unscented Kalman Filter[15].

4.5.1 Filtro de Kalman Extendido

O Filtro de Kalman Extendido (do inglês *Extended Kalman Filter* ou EKF) é uma extensão do KF padrão para sistemas não lineares. Considere um sistema não linear de tempo discreto com o vetor de estado subjacente não observado e o vetor de observação no instante de tempo. Um modelo dinâmico deste sistema pode ser representado da seguinte forma:

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, w_k, k) \\ y_k = g(x_k, v_k, k) \end{cases} \quad (4.30)$$

Onde $f(\cdot)$ é a função de evolução do estado e $g(\cdot)$ representa a relação entre o vetor de estado e as observações. Os vetores de ruído de processo e medição são w_k e v_k respectivamente, com matrizes de covariância associadas $Q_k = E\{w_k w_k^T\}$ e $R_k = E\{v_k v_k^T\}$. A estimativa inicial do vetor de estado também é conhecida e é dada por: $\hat{x}_0 = E\{x_0\}$, com $P_0 = E\{(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T\}$.

Para usar o formalismo KF para este sistema, é necessário derivar uma aproximação linear do sistema linear 4.30 próximo a um ponto de referência desejado $(\hat{x}_k, \hat{w}_k, \hat{v}_k)$. Isso leva ao seguinte modelo linear:

$$\begin{cases} x_{k+1} \approx f(x_k, w_k, k) + A_k(x_k - \hat{x}_k) + F_k(w_k - \hat{w}_k) \\ y_k \approx g(x_k, v_k, k) + C_k(x_k - \hat{x}_k) + G_k(v_k - \hat{v}_k) \end{cases} \quad (4.31)$$

Onde,

$$A_k = \left. \frac{\partial f(x, \hat{w}_k, k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad (4.32)$$

$$F_k = \left. \frac{\partial f(\hat{x}_k, w, k)}{\partial w} \right|_{w=\hat{w}_k} \quad (4.33)$$

$$C_k = \left. \frac{\partial g(x, \hat{v}_k, k)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k} \quad (4.34)$$

$$G_k = \left. \frac{\partial g(\hat{x}_k, v, k)}{\partial v} \right|_{v=\hat{v}_k} \quad (4.35)$$

Além disso, para simplificar as notações das matrizes, as matrizes F_k e G_k são geralmente absorvidas nas matrizes de covariância de ruído da seguinte forma:

$$F_k Q_k F_k^T \rightarrow Q_k, \quad G_k R_k G_k^T \rightarrow R_k. \quad (4.36)$$

Com essas notações, o algoritmo EKF pode ser resumido da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k+1}^- &= f(\hat{x}_k^+, w, k)|_{w=\bar{w}_k} \\ r_k &= y_k - g(\hat{x}_k^-, v, k)|_{v=\bar{v}_k} \\ K_k &= P_k^- C_k^T [C_k P_k^- C_k^T + R_k]^{-1} \\ \hat{x}_k^+ &= \hat{x}_k^- + K_k r_k \\ P_{k+1}^- &= A_k P_k^+ A_k^T + Q_k \\ P_k^+ &= P_k^- - K_k C_k P_k^- \end{aligned} \quad (4.37)$$

Onde por definição r_k é o sinal de inovação, $\bar{W}_k = E\{W_k\}$, $\bar{v}_k = E\{v_k\}$, $\hat{x}_k^- = \hat{E}\{x_k | y_{k-1}, \dots, y_1\}$, é a estimativa a priori do vetor de estado no k-ésimo estágio usando as observações y_1 para y_{k-1} e $\hat{x}_k^+ = \hat{E}\{x_k | y_k, \dots, y_1\}$ é a estimativa deste vetor de estado depois de usar a k-ésima observação y_k . P_k^- e P_k^+ são definidos da mesma maneira para serem as estimativas a priori e a posteriori das matrizes de covariância do vetor de estado antes e depois de usar a k-ésima observação, respectivamente.

Como pode ser visto no resumo de EKF na matriz 4.37, a ideia chave do EKF é linearizar o modelo do sistema não linear na vizinhança do ponto estimado anterior, e calcular recursivamente o ganho do filtro K_k e as matrizes de covariância de estado P_k^- e P_k^+ das equações linearizadas, enquanto a propagação do tempo K_k é realizada através da equação não linear original.

4.5.2 Extended Kalman Smoother

Assim como o Kalman Smoother, o Extended Kalman Smoother (EKS) usa as informações de observações futuras para fornecer melhores estimativas do estado atual. Devido a esta natureza não causal, espera-se que o EKS tenha um melhor desempenho em comparação com o EKF. O algoritmo EKS consiste basicamente em um estágio EKF avançado seguido por um estágio recursivo de suavização reversa. Dependendo da estratégia de suavização, os algoritmos de suavização geralmente são classificados em suavizadores de atraso fixo ou intervalo fixo. Neste trabalho, o intervalo fixo EKS é usado, uma vez que o procedimento de filtragem é realizado off-line na totalidade de cada sinal de ECG. Para aplicações em tempo real dos métodos EKS propostos, o suavizador de defasagem fixa é geralmente mais apropriado.

4.5.3 Unscented Kalman Filter

Para sistemas altamente não lineares, a estimativa linear do modelo não linear não fornece uma boa aproximação do modelo e, portanto, o EKF não rastreará o sinal

desejado em torno de pontos de viragem agudos (como para o ECG). Nos últimos anos tem havido grande interesse nas extensões do KF para sistemas altamente não lineares. O Unscented Kalman Filter (UKF) é um filtro baseado na Unscented Transform (UT), um método para estimar as estatísticas de primeira e segunda ordem das saídas de sistemas altamente não lineares com entradas gaussianas. De fato, para o UKF a linearização do modelo do sistema não é mais necessária, pois a estimativa prévia da matriz de covariância de estado, necessária para os cálculos de ganho de Kalman, é estimada diretamente usando o UT. A teoria do UKF e suas questões de implementação já foram discutidas na literatura e o leitor é encaminhado para uma descrição matemática detalhada. Observe que o UKF é numericamente sensível e as matrizes de covariância estimadas pelo UT podem se tornar semidefinidas e, portanto, muito esforço foi feito para obter versões numericamente estáveis desse algoritmo[21].

5 MÉTODOS DE MEDIÇÃO DE ERRO DE FILTRAGEM

Para medir a quantidade de distorção do sinal, uma avaliação subjetiva ou uma avaliação quantitativa é usada. Em critérios subjetivos, a avaliação da qualidade do sinal filtrado depende do consenso do usuário final individual. Os observadores especialistas e não especialistas estão igualmente envolvidos no experimento e classificam o resultado da filtragem com base em uma escala de classificação definida. Este processo não é prático e baseado na subjetividade.

Por outro lado, as técnicas de avaliação quantitativa, também conhecidas como análise objetiva, baseiam-se na modelagem matemática tanto de imagens não comprimidas quanto de imagens comprimidas. Na análise objetiva, a imagem original é considerada perfeita e todas as alterações são consideradas ocorrências de distorção, independentemente de sua aparência. As medidas mais comumente usadas para avaliar a distorção da imagem devido à compressão com perdas são o erro absoluto médio (MAE), o erro quadrático médio (MSE) e a relação sinal-ruído (SNR) [22]. Os métodos de redução de erros serão apresentados a seguir.

5.1 Erro médio absoluto

O erro médio absoluto (do inglês *mean absolute error* ou MAE) consiste em calcular a média entre o valor real e o valor esperado, no caso são utilizados como parâmetros o sinal ECG com ruídos e o sinal filtrado, respectivamente. A equação para cálculo do MSE é apresentada a seguir:

$$\text{MAE}(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5.1)$$

MSE é a medida de distorção mais utilizada. No entanto, a noção de minimização do erro quadrático médio geralmente não concorda com a qualidade perceptiva porque não garante a qualidade perceptiva ideal. Como alternativa, o MAE é usado como medida de qualidade por outros estudos. Semelhante ao MSE, outra medida de distorção é o Root Mean Square Error (RMSE), que é a raiz quadrada do MSE e dá mais ênfase aos erros maiores na imagem[22].

5.2 Erro quadrático médio

O erro quadrático médio (do inglês *Mean squared error* ou MSE) é um método de verificação de precisão de modelos que dá maior peso aos maiores erros, já que cada

erro é elevado ao quadrado individualmente e, após isso, a média dos erros quadráticos é calculada.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (O(i) - D(i)) \quad (5.2)$$

Onde n é igual ao número de amostras, O representa sinal filtrado e D é o sinal com ruídos[22].

5.3 Relação sinal-ruído

A relação sinal-ruído (do inglês *signal-to-noise ratio* ou SNR) é a razão entre o nível mais alto de sinal emitido e o ruído presente na saída de um equipamento. O termo representa a razão entre a potência do ruído em questão e o sinal enviado. Quanto maior a distância entre os dois, melhor a relação sinal/ruído. Assim, o sinal está sendo enviado com qualidade, sem distorção e o ruído não é percebido. Pelo menos não a ponto de obstruir o som produzido.

O relação sinal ruído pode ser expressa por:

$$\text{SNR} = \frac{P_{\text{sinal}}}{P_{\text{ruído}}} \quad (5.3)$$

Onde P é a potência média que nesse caso é expressa pela soma das frequências ECG dividida pelo número de amostras[22].

5.4 Relação sinal-ruído de pico

A Relação sinal-ruído de pico (do inglês *Peak Signal-to-Noise Ratio* ou PSNR) consiste em calcular a razão entre a potência máxima possível de um sinal e a potência de ruído corruptor que afeta a qualidade de sua representação. Para estimar o PSNR de uma sinal, é necessário comparar esse sinal a um sinal limpo ideal com a potência máxima possível.

$$\text{PSNR} = 10 * \log\left(\frac{MAX^2}{MSE}\right) \quad (5.4)$$

Onde MSE representa o erro quadrático médio. O valor de PSNR, que é definido em decibéis (dB), é usado para avaliar o desempenho de um algoritmo de redução de ruído. Se o valor de PSNR for alto, então o desempenho das técnicas de redução de ruído também é alto; caso contrário, o desempenho é baixo.

Esses dois parâmetros, MSE e PSNR, são fáceis de calcular e têm significados físicos claros que também são matematicamente convenientes no contexto da otimização.

No entanto, essas métricas não são muito adequadas para a percepção da qualidade visual, ou seja, essas métricas não medem diretamente as características visuais da imagem resultante. Imagens com valores MSE ou PSNR idênticos podem ser muito diferentes em sua qualidade visual[22].

6 MÉTODOS DE DESIGN DE FILTROS IIR

Os tipos de filtro digital são FIR e IIR. A primeira diferença entre eles é quanto ao fluxo de informação na estrutura, enquanto o filtro FIR possui, em geral, fluxo direto da entrada para a saída, o filtro IIR é implementado em estruturas recursivas. Em outras palavras, filtros FIR possuem zeros finitos e todos os polos na origem do plano-z, enquanto os IIR possuem polos fora da origem. E, sendo assim, os primeiros são intrinsecamente estáveis, independentemente da escolha dos zeros, enquanto os últimos, para serem estáveis, devem possuir todos os polos dentro do círculo unitário no plano-z.

Filtros IIR apresentam distorção na resposta em fase, naturalmente. Esta imperfeição pode ser reduzida escolhendo-se projetos de filtro adequados, ou através da inserção de equalizadores de fase / atraso de grupo. Para aplicações em que sejam toleradas pequenas distorções de fase os filtros IIR podem ser usados, muito embora existam aplicações onde é exigida fase perfeitamente linear e o uso de filtros FIR é mandatório.

No entanto, filtros FIR tendem a possuir ordem extremamente elevada para atender a um conjunto de especificações de módulo, quando comparado a seus correspondentes IIR. Isto se deve às diferentes características do módulo da resposta em frequência atribuídas a zeros e polos. Ordem elevada representa por exemplo, aumento da complexidade computacional, consumo de potência, ocupação de área de silício em circuitos integrados e elevado atraso total das componentes do sinal processado, da entrada para a saída do filtro.

Portanto, filtros IIR são cada vez mais atrativos para aplicações práticas, devido ao desenvolvimento de métodos de projeto que mantêm as principais vantagens deste tipo de filtros, enquanto contornam suas deficiências[23].

6.1 Filtro Butterworth

O filtro Butterworth tem uma resposta plana máxima, ou seja, sem ondulação de banda e inclinação de menos 20db por ordem. São filtros de "magnitude máxima plana" na frequência de $j\omega = 0$, pois as primeiras $2N - 1$ derivadas da função de transferência quando $j\omega = 0$ são iguais a zero. A resposta de fase do filtro Butterworth torna-se mais não linear com o aumento da ordem, expressa por N .

A magnitude da resposta em frequência de um filtro passa-baixas de ordem n pode ser definida matematicamente como:

$$H(j\omega) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\omega}{\omega_c}\right)^{2N}} \quad (6.1)$$

Seletividade do filtro:

$$F_s = \frac{N}{2\sqrt{2}w_c} \quad (6.2)$$

Atenuação:

$$A = 10\log\left(1 + \left(\frac{w}{w_c}\right)^{2N}\right) \quad (6.3)$$

A resposta de frequência do filtro Butterworth é maximamente plana na frequência passante e vai se inclinndo para zero na frequência a ser rejeitada. Quando observada em um gráfico logarítmico, a resposta se inclina linearmente em direção ao infinito negativo. A resposta de um filtro de primeira ordem diminui a -6 dB por oitava (-20 dB por década). A resposta de um filtro de segunda ordem diminui a -12 dB por oitava e a de terceira ordem a -18 dB. Os filtros Butterworth têm uma função de magnitude variando monotonicamente com w , ao contrário de outros tipos de filtros que possuem ondulação não monotônica na frequência passante e na frequência rejeitada.

Comparado com um filtro Chebyshev tipo I ou um filtro elíptico, o filtro Butterworth tem uma inclinação mais lenta e, portanto, exigirá uma ordem mais alta para implementar um filtro de frequência de corte específico. Os filtros Butterworth têm uma resposta de fase mais linear na banda passante do que os filtros Chebyshev e Elípticos [24].

6.2 Filtro Chebyshev Tipo I

A diferença absoluta entre a resposta de frequência ideal e real em toda a frequência passante é minimizada pelo filtro Chebyshev Tipo I, incorporando ondulação igual na frequência passante. A resposta da frequência rejeitada é maximamente plana. A transição da frequência passante para a frequência rejeitada é mais rápida do que para o filtro Butterworth [24].

A magnitude da resposta em frequência do filtro Chebyshev tipo I é:

$$H(jw) = \frac{1}{1 + \varepsilon C_N^2\left(\frac{w}{w_p}\right)} \quad (6.4)$$

Onde,

$$C_N = \left(\frac{w}{w_p}\right) = \begin{cases} \cos[N\cos^{-1}\left(\frac{w}{w_p}\right)], & |\omega| \leq |\omega_p| \\ \cosh[N\cos^{-1}\left(\frac{w}{w_p}\right)], & |\omega| \geq |\omega_p| \end{cases} \quad (6.5)$$

6.3 Filtro Chebyshev Tipo II

Os filtros Chebyshev tipo II também são chamados de filtro tipo Chebyshev inverso. Um filtro Chebyshev inverso passa-baixa tem uma resposta de magnitude dada por

$$H(jw) = \frac{\varepsilon C_N(\frac{w_0}{w})}{\sqrt{1 + \varepsilon^2 C_N^2(\frac{w_0}{w})}} \quad (6.6)$$

Onde ε é uma constante e w_c é a frequência de corte de $C_N(x)$ é o polinômio de Chebyshev. A resposta de magnitude tem uma frequência permitida máxima e uma frequência rejeitada com ondulações uniformes; exatamente o oposto da resposta do filtro tipo I de Chebyshev. É por isso que o filtro Chebyshev tipo II é chamado de filtro Chebyshev inverso. Geralmente, o filtro passa-baixa com as especificações exigidas é projetado e convertido em filtro digital usando o método de invariância de impulso ou a transformação bilinear. Depois disso, a seção de passa-baixa é convertida na passa-alta necessária; seções passa-faixa e rejeita banda usam transformação de frequência [25].

6.4 Filtro Elíptico

O filtro elíptico também pode ser chamado de filtro Cauer. Os filtros elípticos são equivalentes tanto na frequência permitida quanto na frequência rejeitada. Eles geralmente atendem às necessidades de filtragem, com ordens mais baixas de qualquer outro tipo de filtro. Para uma determinada ordem de filtro, os filtros elípticos minimizam a largura de transição da ondulação da frequência permitida e da ondulação da frequência rejeitada.

A sua amplitude em frequência de ordem n pode ser descrita matematicamente como:

$$H(jw) = \frac{1}{\sqrt{1 + \varepsilon^2 R_K^2(\xi, \frac{w}{w_c})}} \quad (6.7)$$

Onde,

- R_K é a função racional elíptica de ordem n .
- w_0 é a frequência de corte.
- ε é o fator de ondulação.
- ξ é o fator de seletividade.

O valor do fator de ondulação especifica a ondulação da frequência permitida, enquanto a combinação do fator de ondulação e do fator de seletividade especificam a ondulação da frequência rejeitada.

Na frequência permitida, a função racional elíptica varia entre zero e a unidade. O ganho da banda passante, portanto, irá variar entre 1 e $1/\sqrt{1 + \varepsilon^2}$

Na frequência rejeitada, a função racional elíptica se encontra no intervalo $[+\infty L_k]$. Onde L_k é denominado fator de discriminação. Ele é calculado com base nas funções racionais elípticas e é apresentado a seguir em 6.8.

$$L_k = R_k(\xi, \xi) \quad (6.8)$$

O ganho da frequência rejeitada, portanto, irá variar entre 0 e $1/\sqrt{1 + \varepsilon^2 L_K^2}$ [24].

7 BASE DE DADOS

Para esse estudo, serão analisadas amostras de bases de dados de eletrocardiogramas de pacientes com anomalias cardíacas. Essas bases de dados estão disponíveis na plataforma PhysioNet, que oferece acesso a grandes coleções de dados fisiológicos e clínicos e software de código aberto relacionado a pesquisa e educação biomédica.

- **MIT-BIH Arrhythmia Database:** O MIT-BIH Arrhythmia Database contém 48 trechos de meia hora de registros de ECG ambulatorial de dois canais, obtidos de 47 indivíduos estudados pelo BIH Arrhythmia Laboratory entre 1975 e 1979. Vinte e três registros foram escolhidos aleatoriamente de um conjunto de 4000 gravações coletadas 24 horas por dia de ECG ambulatorial de uma população mista de pacientes internados (cerca de 60%) e pacientes ambulatoriais (cerca de 40%) no Boston's Beth Israel Hospital (agora Beth Israel Deaconess Medical Center); as 25 gravações restantes foram selecionadas do mesmo conjunto para incluir arritmias menos comuns, mas clinicamente significativas, que não seriam bem representadas em uma pequena amostra aleatória[26];
- **MIT-BIH Atrial Fibrillation Database:** Este banco de dados inclui 25 registros de ECG de longo prazo de seres humanos com fibrilação atrial.
As gravações individuais têm 10 horas de duração cada e contêm dois sinais de ECG, cada um contendo 250 amostras por segundo com resolução de 12 bits em uma faixa de cerca de 10 milivolts. As gravações analógicas originais foram feitas no Boston's Beth Israel Hospital (agora Beth Israel Deaconess Medical Center) usando gravadores de ECG ambulatorial com uma largura de banda de gravação típica de aproximadamente 0,1 Hz a 40 Hz. Os arquivos de anotações de ritmo foram preparados manualmente. Os arquivos de anotação de batimentos foram preparados usando um detector automatizado e não foram corrigidos manualmente. Para alguns registros, arquivos de anotação de batida corrigidos manualmente estão disponíveis[27].
- **European ST-T Database:** O banco de dados europeu ST-T destina-se a ser usado para avaliação de algoritmos para análise de alterações de ondas ST e T. Esse banco de dados consiste em 90 trechos anotados de registros de ECG ambulatorial de 79 indivíduos. Os sujeitos foram 70 homens de 30 a 84 anos e 8 mulheres de 55 a 71 anos.

Cada indivíduo da base de dados possui suspeita ou diagnóstico de isquemia miocárdica; critérios de seleção adicionais foram estabelecidos para obter uma seleção representativa de anormalidades de ECG no banco de dados, incluindo deslocamento

segmento ST basal resultante de condições como hipertensão, discinesia ventricular, e efeitos da medicação [28].

- **CU Ventricular Tachyarrhythmia Database:** Este banco de dados inclui 35 gravações de ECG de oito minutos de seres humanos que passaram por episódios de taquicardia ventricular e fibrilação ventricular.

Todos os sinais passaram por um filtro passa-baixa Bessel ativo de segunda ordem com um corte de 70 Hz e foram digitalizados a 250 Hz com resolução de 12 bits em uma faixa de 10 V (10 mV nominal em relação aos sinais não amplificados). Cada registro contém 127.232 amostras (pouco menos de 8,5 minutos) [29].

8 IMPLEMENTAÇÃO E RESULTADOS

Nesse capítulo será apresentado os resultados da implementação de uma ferramenta geradora de filtros IIR, dos tipos Butterworth, Chebyshev I e Chebyshev II.

8.1 Funcionamento da ferramenta

A ferramenta possui três funções geradoras de filtros Butterworth, Chebyshev I e Chebyshev II, respectivamente. Cada função recebe como parâmetros as frequências de passagem e parada, as taxas de atenuação nas faixas de passagem e parada e a ordem mínima do filtro. Os geradores de filtro Chebyshev também necessitam como parâmetro um fator de ondulação.

Todas as funções se iniciam determinando a ordem mínima necessária do filtro para cumprir os requisitos dos parâmetros de frequência e atenuação. Se a ordem mínima necessária for maior do que a ordem fornecida pelos parâmetros da função usa-se a ordem mínima, arredondada em um número inteiro, do contrário utiliza-se a ordem fornecida pelos parâmetros.

Para determinar a ordem mínima é necessário determinar o valor Ω_s , resultado da razão entre frequência de parada e frequência de passagem, conforme expresso pela razão 8.1.

$$H(w) = \sum_{n=N1}^{N2} h(n) \cdot (e^{jw}) \quad (8.1)$$

A equação para determinar a ordem do filtro será definida pela equação 8.2 para filtros Butterworth e 8.3 para filtros Chebyshev.

$$N = \frac{\log\left[\frac{10^{\frac{A_s}{10}} - 1}{10^{\frac{A_p}{10}} - 1}\right]}{2 \log \Omega_s} \quad (8.2)$$

$$N = \frac{\arccos\left(\sqrt{\frac{10^{\frac{A_s}{10}} - 1}{10^{\frac{A_p}{10}} - 1}}\right)}{\arccos(\Omega_s)} \quad (8.3)$$

Em seguida, determina-se os polos das equações para a formação de uma Equação de Diferenças. Um filtro de ordem n precisará de n raízes que serão determinadas pelas equações 8.4 para filtros Butterworth, 8.5 para filtros Chebyshev I e 8.6 para filtros Chebyshev II para $k=0, 1, 2, \dots, n$. Note que a equação para cálculo dos polos do

Chebyshev II é inversa da equação para Chebyshev I. Para os filtros Chebyshev é necessário ainda determinar v , apresentado em 8.7, onde rp é o fator de ondulação fornecido pelos parâmetros;

$$s_k = \cos\left(\frac{\pi * (2k + 1)}{2 * n} + \frac{\pi}{2}\right) + i * \sin\left(\frac{\pi * (2k + 1)}{2 * n} + \frac{\pi}{2}\right) \quad (8.4)$$

$$s_k = -sen\left(\frac{\pi * (2k - 1)}{(2 * n)}\right) * sinh(v) - i * cos\left(\frac{\pi * (2k - 1)}{(2 * n)}\right) * cosh(v) \quad (8.5)$$

$$s_k = -sen\left(\frac{1}{\frac{\pi * (2k - 1)}{(2 * n)}}\right) * sinh(v) - i * cos\left(\frac{1}{\frac{\pi * (2k - 1)}{(2 * n)}}\right) * cosh(v) \quad (8.6)$$

$$v = \frac{1}{n} * sinh^{-1}\left(\frac{1}{\sqrt{(10^{\frac{rp}{10}}) - 1}}\right) \quad (8.7)$$

Para formar o sistema dinâmico, é necessário calcular o valor Ω_c , definido pela equação 8.8, onde A_s representa a taxa de atenuação de parada.

$$\Omega_c = \frac{\Omega_s}{(10^{\frac{A_s}{10}} - 1)^{\frac{1}{2n}}} \quad (8.8)$$

O sistema dinâmico é definido por 8.9.

$$H(s) = \frac{[\Omega_c * 2\pi f_p]^n}{(s - \Omega_c * 2\pi f_p s_0)(s - \Omega_c * 2\pi f_p s_1) \dots (s - \Omega_c * 2\pi f_p s_{n-1})} \quad (8.9)$$

Com base nos polos calculados pelas devidas equações, o algoritmo irá por meio de vetores, armazenar, realizar a multiplicação polinomial e soma dos divisores da equação de diferenças. Logo em seguida o divisor será calculado e armazenado.

O sistema será então convertido em uma função de transferência por meio da igualdade 8.10. Nessa implementação T representará a frequência de passagem do filtro.

$$s = \frac{2}{T} \frac{1 - z^{-1}}{1 + z^{-1}} \quad (8.10)$$

Gerando uma função de transferência que pode ser expressa por 8.11, se o filtro for passa-baixa ou se o filtro for passa alta, onde k e l representam os resultados das multiplicação e soma dos polinômios.

$$\frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{z^n k_n + z^{n-1} k_{n-1} + \dots + k_0}{z^n l_n + z^{n-1} l_{n-1} + \dots + l_0} \quad (8.11)$$

$$\frac{X(z)}{Y(z)} = \frac{z^n k_n + z^{n-1} k_{n-1} + \dots + k_0}{z^n l_n + z^{n-1} l_{n-1} + \dots + l_0} \quad (8.12)$$

Por meio da multiplicação cruzada da equação e da conversão da equação de transferência em equação de diferença $z^n k_n$ será convertido em $y[n]k_n$, z^{n-1} em $y[n-1]k_{n-1}$ e assim sucessivamente, o mesmo efeito ocorrerá com os polinômios multiplicados por $X(z)$. Por fim a equação será simplificada, e todos os seus termos divididos por k_n , gerando uma equação expressa por 8.13.

$$y[n] = k_{n-1}y[n-1] + k_{n-2}y[n-2] + \dots + k_0y[0] + l_n x[n] + l_{n-1}x[n-1] + l_{n-2}x[n-2] + \dots + l_0x[0] \quad (8.13)$$

A função retorna então dois vetores contendo os fatores x e y da equação para que outra função receba um sinal ECG e os dois vetores e assim execute o filtro implementado.

8.2 Desempenho dos filtros gerados

Abaixo encontram-se tabelas com o desempenho dos filtros implementados avaliando sua atuação como passa-faixa (combinando os filtros passa-baixa e passa-alta gerados) utilizando os métodos de medição de erro como parâmetro de avaliação.

Frequência de passagem (passa-baixa)	15hz
Frequência de parada (passa-baixa)	60hz
Frequência de passagem (passa-alta)	5hz
Frequência de parada (passa-alta)	1hz
Atenuação na faixa de passagem	1db
Atenuação na faixa de parada	50db

Tabela 1 – Parâmetros dos filtros

Desempenho do filtro Butterworth

Ordem do Filtro	SNR	MAE	MSE	PSNR
3ª ordem	0,962	0,069	0,008	43,575
4ª ordem	0,963	0,077	0,010	40,443
5ª ordem	1,286	0,109	0,016	35,049
6ª ordem	336,506	0,463	0,271	7,028
7ª ordem	0,932	0,076	0,01	41,046
8ª ordem	0,929	0,075	0,009	41,322
10ª ordem	317,783	0,458	0,27	6,983
15ª ordem	0,891	0,096	0,017	34,769

Tabela 2 – Desempenho do Butterworth

Um exemplo do desempenho do filtro Butterworth pode ser observado na figura 16.



Figura 16 – Exemplo de resultado de filtragem com atraso removido. Filtro utilizado: Butterworth de 7ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado

Ordem do Filtro	SNR	MAE	MSE	PSNR
3ª ordem	3,828	0,364	0,182	11,17
4ª ordem	0,988	0,171	0,085	18,299
5ª ordem	0,946	0,221	0,127	14,462
6ª ordem	1,168	0,271	0,152	12,192
7ª ordem	0,911	0,284	0,161	12,294
8ª ordem	2,184	0,359	0,194	9,166
10ª ordem	0,956	0,068	0,008	42,677
15ª ordem	0,969	0,08	0,012	37,1

Tabela 3 – Desempenho do filtro Chebyshev I

Um exemplo do desempenho do filtro Chebyshev I pode ser visualizado na figura 18. Observe a deformação da onda em QRS em relação ao Butterworth na figura 16, resultado da ondulação característica do Chebyshev.

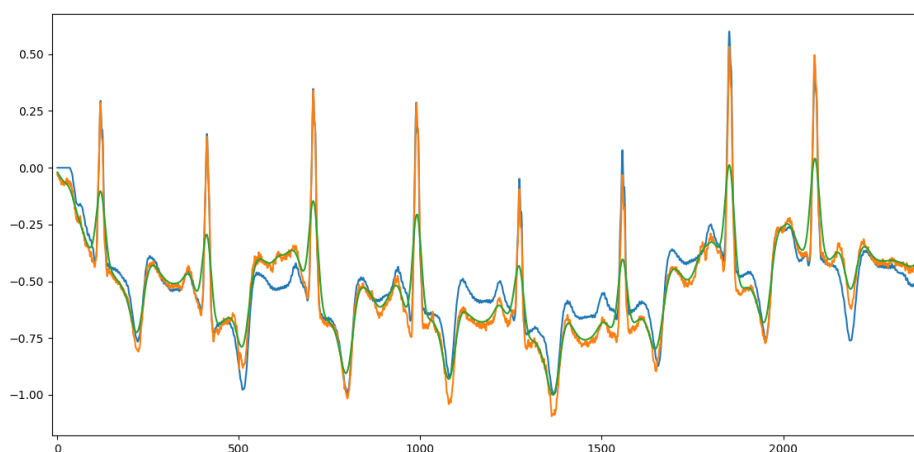


Figura 17 – Exemplo de resultado de filtragem com atraso removido. Filtro utilizado: Chebyshev I de 7ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado

Ordem do Filtro	SNR	MAE	MSE	PSNR
3ª ordem	1,128	0,075	0,009	40,652
4ª ordem	1,118	0,242	0,146	12,466
5ª ordem	1,633	0,322	0,175	10,371
6ª ordem	0,921	0,273	0,135	13,203
7ª ordem	19,08	0,487	0,311	5,142
8ª ordem	1,826	0,311	0,161	11,15
10ª ordem	40,374	0,493	0,321	5,057
15ª ordem	0,855	0,263	0,147	13,002

Tabela 4 – Desempenho do filtro Chebyshev II

Um exemplo do desempenho do filtro Chebyshev II pode ser visualizado na figura 19. Observe a deformação da onda em QRS em relação ao Chebyshev YY na figura 18. Por ser oposto do Chebyshev I, o Chebyshev II acentuou o ponto R ao invés de diminuí-lo.

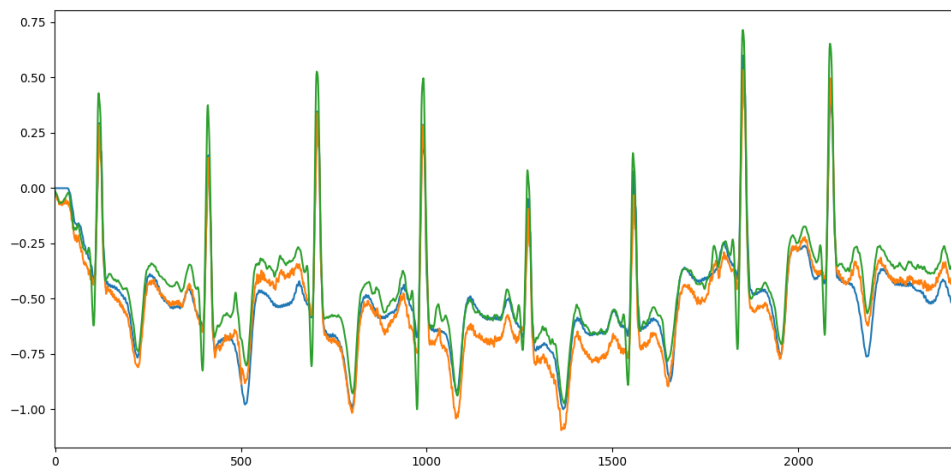


Figura 18 – Exemplo de resultado de filtragem com atraso removido. Filtro utilizado: Chebyshev II de 8ª ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado

Como observado na visualização das tabelas, há casos em que o aumento da ordem ocasiona maior taxa de erros de filtragem. Isso ocorre devido à mudança de amplitude gerada por algumas ordens de filtro que acentuam demais algumas características do sinal, como observado na figura 19, onde pode-se observar ondulações acentuadas, principalmente no ponto Q do sinal ECG.

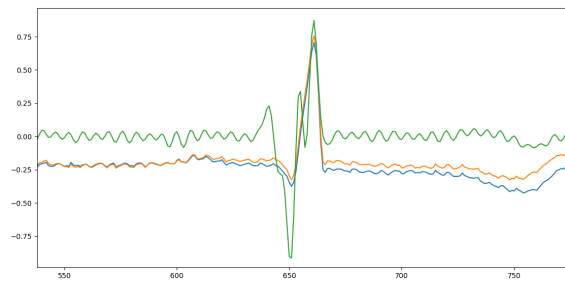


Figura 19 – Exemplo de deformidade gerada por mudança de amplitude da onda. Filtro utilizado: Butterworth de 6^a ordem. Em azul: sinal original. Em laranja: sinal com ruídos artificiais. Em verde: sinal filtrado

9 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi desenvolvida uma ferramenta capaz de gerar diversos tipos de filtros com base em parâmetros de frequência de passagem, frequência de parada, taxas de atenuação nas faixas de passagem e parada e ordem desejada. A ferramenta em questão foi capaz de implementar filtros eficientes que apresentam resultados satisfatórios nos diversos sinais testados.

Os pontos negativos apresentados por esse trabalho foi a questão do atraso gerado pela filtragem, o qual teve que ser removido manualmente e causa potencial perda de informação no final o registro ECG, e a mudança de amplitude dos sinais que acentuou algumas características do sinal de maneira exagerada.

Para trabalhos futuros pretende-se implementar geradores de filtros elípticos e algoritmos que calculem o custo benefício de um filtro com base no custo computacional, atraso e mudança de amplitude do filtro, visando orientar o usuário na escolha da ordem ideal para o sinal em questão. Um removedor automático de atrasos também é uma possibilidade em potencial.

É possível identificar a causa de um ruído a partir de conhecimento prévio das causas mais comuns de interferência e seu impacto na detecção dos batimentos cardíacos, embora ruídos gerados pelo organismo do paciente sejam mais aleatórios e de difícil compreensão prática. Um detector automático das causas de ruídos é uma possibilidade.

Foi possível concluir que o método Butterworth é mais recomendável para remoção de ruídos provenientes da rede elétrica, devido ao seu impacto mais suave no sinal de ECG. Já os métodos Chebyshev são mais recomendados para deslocamentos na linha de base, devido ao sua capacidade de atenuação de ruídos superior ao Butterworth, suavizando o deslocamento de sinal com mais eficiência.

REFERÊNCIAS

- [1] SCHWARZ, L. Artigo de revisão: eletrocardiograma. *Revista Ilha Digital*, v. 1, p. 3–19, 2009.
- [2] REIS, H. J. L. et al. *ECG - manual prático de eletrocardiograma*. [S.l.]: Editora Atheneu, 2013.
- [3] PAHO. *OMS revela principais causas de morte e incapacidade em todo o mundo entre 2000 e 2019*. 2020. <https://www.paho.org/pt/noticias/9-12-2020-oms-revela-principais-causas-morte-e-incapacidade-em-todo-mundo-entre-2000-e>.
- [4] LLAMEDO, M.; MARTÍNEZ, J. P. Heartbeat classification using feature selection driven by database generalization criteria. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, IEEE, v. 58, n. 3, p. 616–625, 2010.
- [5] KUMAR, A. et al. Stationary wavelet transform based ecg signal denoising method. *ISA transactions*, Elsevier, v. 114, p. 251–262, 2021.
- [6] MANJU, B.; SNEHA, M. Ecg denoising using wiener filter and kalman filter. *Procedia Computer Science*, Elsevier, v. 171, p. 273–281, 2020.
- [7] BERKAYA, S. K. et al. A survey on ecg analysis. *Biomedical Signal Processing and Control*, Elsevier, v. 43, p. 216–235, 2018.
- [8] KARIMIPOUR, A.; HOMAEINEZHAD, M. R. Real-time electrocardiogram p-qrs-t detection–delineation algorithm based on quality-supported analysis of characteristic templates. *Computers in biology and medicine*, Elsevier, v. 52, p. 153–165, 2014.
- [9] VIGMOND, E. J.; STUYVERS, B. D. Modeling our understanding of the his-purkinje system. *Progress in biophysics and molecular biology*, Elsevier, v. 120, n. 1-3, p. 179–188, 2016.
- [10] VILELA, L. M. D. Sistema eletrônico de aquisição de sinais de um eletrocardiograma. Universidade Estadual Paulista (UNESP), 2020.
- [11] CHATTERJEE, S. et al. Review of noise removal techniques in ecg signals. *IET Signal Processing*, Wiley Online Library, v. 14, n. 9, p. 569–590, 2020.
- [12] FARIA, G. d. S. F. d. Comparação entre os algoritmos de codificação huffman e lempel-ziv para compressão de sinais de áudio após a filtragem. Universidade Federal de Uberlândia, 2017.
- [13] FERREIRA, I. R. et al. Filtros analógicos ativos para sinais ecg. Universidade Federal de Campina Grande, 2019.
- [14] NISHIDA, E. N. Propriedades da filtragem de savitzky-golay aplicadas na identificação de complexos qrs em sinais de eletrocardiograma. 2017.
- [15] WENG, B.; BLANCO-VELASCO, M.; BARNER, K. E. Ecg denoising based on the empirical mode decomposition. In: IEEE. *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. [S.l.], 2006. p. 1–4.

- [16] BENGIO, Y. et al. Learning deep architectures for ai. *Foundations and trends® in Machine Learning*, Now Publishers, Inc., v. 2, n. 1, p. 1–127, 2009.
- [17] HINTON, G. E.; SALAKHUTDINOV, R. R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 313, n. 5786, p. 504–507, 2006.
- [18] ZHOU, L. et al. Deep learning-based classification of massive electrocardiography data. In: IEEE. *2016 IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC)*. [S.l.], 2016. p. 780–785.
- [19] NURMAINI, S. et al. Deep learning-based stacked denoising and autoencoder for ecg heartbeat classification. *Electronics*, MDPI, v. 9, n. 1, p. 135, 2020.
- [20] LI, C.; ZHENG, C.; TAI, C. Detection of ecg characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, IEEE, v. 42, n. 1, p. 21–28, 1995.
- [21] SAMENI, R. et al. A nonlinear bayesian filtering framework for ecg denoising. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, IEEE, v. 54, n. 12, p. 2172–2185, 2007.
- [22] TYAGI, V. *Understanding Digital Image Processing*. [S.l.]: CRC Press, 2018.
- [23] QUÉLHAS, M. F. *PROJETO DE FILTROS IIR POR MAPEAMENTO DE PÓLOS E ZEROS*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2010.
- [24] PODDER, P. et al. Design and implementation of butterworth, chebyshev-i and elliptic filter for speech signal analysis. *arXiv preprint arXiv:2002.03130*, 2020.
- [25] CHAVAN, M. S.; AGARWALA, R.; UPLANE, M. Comparative study of chebyshev i and chebyshev ii filter used for noise reduction in ecg signal. *International journal of circuits, systems and signal processing*, v. 2, n. 1, p. 1–17, 2008.
- [26] MOODY, G. B.; MARK, R. G. The impact of the mit-bih arrhythmia database. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, IEEE, v. 20, n. 3, p. 45–50, 2001.
- [27] MOODY, G. A new method for detecting atrial fibrillation using rr intervals. *Computers in Cardiology*, p. 227–230, 1983.
- [28] TADDEI, A. et al. The european st-t database: standard for evaluating systems for the analysis of st-t changes in ambulatory electrocardiography. *European heart journal*, Oxford University Press, v. 13, n. 9, p. 1164–1172, 1992.
- [29] GOLDBERGER, A. et al. Components of a new research resource for complex physiologic signals. *PhysioBank, PhysioToolkit, and Physionet*, 2000.