



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA
PRÓ-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA
MESTRADO PROFISSIONAL EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA EM SAÚDE**

YANG MEDEIROS CARDOSO

**UTILIZAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN PARA SINAIS DE ECG EM
DESFIBRILADORES EXTERNOS AUTOMÁTICOS.**

Campina Grande

2016

YANG MEDEIROS CARDOSO

**UTILIZAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN PARA SINAIS DE ECG EM
DESFIBRILADORES EXTERNOS AUTOMÁTICOS.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciências e Tecnologia em Saúde.

Orientador: Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão.
Coorientador: Prof. Dr. Paulo Eduardo e Silva Barbosa.

Campina Grande - PB

2016

É expressamente proibida a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano da dissertação.

C268u Cardoso, Yang Medeiros.
Utilização do filtro de Kalman para sinais de ECG em desfibriladores externos automáticos [manuscrito] / Yang Medeiros Cardoso. - 2016.
71 p. : il. color.

Digitado.
Dissertação (Mestrado Profissional em Ciência e Tecnologia em Saúde) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Ciências Biológicas e da Saúde, 2016.
"Orientação: Profa. Dra. Edmar Candeia Gurjão, Departamento de Engenharia Elétrica".
"Co-Orientação: Prof. Dr. Paulo Eduardo e Silva Barbosa, Departamento de Computação".
1. Desfibriladores Externos Automáticos. 2. Eletrocardiograma. 3. Filtro de Kalman. I. Título.
21. ed. CDD 621.381534

YANG MEDEIROS CARDOSO

**UTILIZAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN PARA SINAIS DE ECG EM
DESFIBRILADORES EXTERNOS AUTOMÁTICOS.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Mestre em Ciência e Tecnologia em Saúde.

Área de concentração: Tecnologia em Saúde.

Orientador: Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão.

Co-orientador: Prof. Dr. Paulo Eduardo e Silva Barbosa.

Área de concentração: Tecnologia em Saúde.

Aprovada em: 19/12/2016

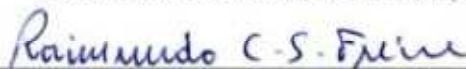
BANCA EXAMINADORA



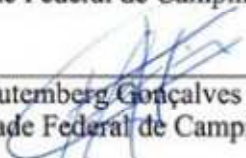
Prof. Dr. Edmar Candeia Gurjão (Orientador)
Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)



Prof. Dr. Paulo Eduardo e Silva Barbosa (co-orientador)
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dr. Raimundo Carlos Silvério Freire
Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)



Prof. Dr. Gutemberg Gonçalves dos Santos Júnior
Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

RESUMO

A parada cardíaca é uma das causas mais comuns de morte no mundo. Dentre as pessoas que podem ser salvas dessa condição, a maioria encontra-se em Fibrilação Ventricular ou Taquicardia Ventricular sem pulso. A Desfibrilação Elétrica é a terapia mais simples e importante no tratamento desses pacientes. O Desfibrilador Externo Automático é o aparelho que pode ser utilizado por leigos com um mínimo de treinamento para efetuar a Desfibrilação, diminuindo o tempo de espera da aplicação do primeiro pulso, o que influencia diretamente na taxa de sucesso dessa terapia. Neste trabalho descreve-se uma forma de utilização do Filtro de Kalman Estendido (FKE) para corrigir sinais de ECG utilizados por um Desfibrilador Externo Automático na tomada de decisão da aplicação do pulso desfibrilatório em pacientes, bem como uma proposta modelo de Desfibrilador que descreve os aspectos principais do seu funcionamento.

Palavras-Chave: Desfibriladores Externos Automáticos, Eletrocardiograma, Filtro de Kalman.

ABSTRACT

Cardiac arrest is one of the most common causes of death in the world. Among the people who can be saved from this condition, most are in Ventricular Fibrillation or Pulseless Ventricular Tachycardia. Electrical defibrillation is the simplest and most important therapy in the treatment of these patients. The Automatic External Defibrillator is the device that can be used by laypersons with a minimum of training to perform defibrillation, reducing the waiting time of the first pulse application, which directly influences the success rate of this therapy. This work describes a way of using the Extended Kalman Filter (EKF) to correct ECG signals used by an Automatic External Defibrillator in the decision making of the defibrillatory pulse application in patients, as well as a proposed Defibrillator model describing the aspects of its operation.

Keywords: Automatic External Defibrillators, Electrocardiogram, Kalman Filter.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 - Eventos observados durante o seguimento de pacientes	11
Figura 1.2 - Relação entre tempo de aplicação do pulso desfibrilatório e chance de sucesso do tratamento.	11
Figura 1.3- Efeitos do deslocamento da linha de base - Falso Positivo de TV.	12
Figura 1.4 - Efeitos da variação da linha de base em ECGs.....	13
Figura 3.1 - Sistema de condução elétrica do coração.[43]	23
Figura 3.2 - Experimento de Einthoven. [45].....	24
Figura 3.3 - Derivações propostas por Eithoven. [46]	23
Figura 3.4 - Tipos de derivações de ECG. [46].....	23
Figura 3.5 – Geração do sinal de ECG. [46]	24
Figura 3.6 – Características de um eletrocardiograma normal. [46].....	27
Figura 3.7 - Diagrama de blocos de um aparelho de ECG genérico[48].....	30
Figura 3.8 - Espectro de energia de um ECG[48].	31
Figura 3.9 - Sinais elétricos conduzidos pelo corpo humano. [49]	31
Figura 3.10 - Interferências comuns no ECG[48].....	32
Figura 3.11 - Funcionamento dos filtros elétricos.....	32
Figura 3.12 - Tipos de filtro de acordo com a faixa de passagem no domínio da frequência[50].....	33
Figura 3.13 - Tipos de representação de filtros digitais.....	34
Figura 3.14- Diagramas de blocos de um filtro FIR. [51]	35
Figura 3.15- Diagrama de blocos do filtro FIR.....	36
Figura 3.16 - Esquema de filtro adaptativo [53].....	37
Figura 3.17 - Diagrama de blocos do filtro de Kalman [55].	38
Figura 3.18 - Esquema de funcionamento do filtro de Kalman [55].	40
Figura 4.1 - Eixos corporais utilizados pelo modelo de dipolo elétrico cardíaco.[6].....	41
Figura 4.2 - Sinal de ECG sintético obtido pelos eletrodos nas derivações de Frank.....	41
Figura 4.3 - Trajetória típica de um VCG sintético. AS setas indicam o sentido de rotação. Cada derivação clínica é produzida pelo mapeamento dessa trajetória para um vetor unidimensional no espaço 3D.	45

Figura 4.4 - Segmento típico de ruído BW no ECG. (a) original. (b) sintético.	49
Figura 4.5 - Decomposição do módulo do analisador de sinal.	51
Figura 4.6 - Módulo de carga	52
Figura 4.7 - Controlador da tensão de carga.	52
Figura 4.8 - Arquitetura utilizada para obtenção da tensão necessária.	53
Figura 4.9 - Módulo de descarga	53
Figura 4.10 - Controlador das chaves do módulo de descarga.	54
Figura 4.11 - Formas de onda da corrente entregue ao paciente e da tensão sobre o capacitor de descarga.....	54
Figura 5.1 - Variação percentual da seletividade da detecção	59
Figura 5.2 - Variação percentual da acurácia da detecção	59
Figura 5.3 - Seletividade da seleção dos complexos QRS.....	60
Figura 5.4 - Acurácia da seleção dos complexos QRS	60
Figura 5.5 – Detecção dos complexos QRS do ECG 108.....	61
Figura 5.6 - Detecção dos complexos QRS do ECG 100.....	61
Figura 5.7 - Detecção dos complexos QRS do ECG 200.....	62
Figura 5.8 - Avaliação do desempenho do modelo. À esquerda, temos o erro relativo, enquanto á direita o erro absoluto.	65

LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1 - Resumo dos sinais de ECG utilizados	18
Tabela 3.1 - Valores das amplitudes normais do complexo QRS.....	27
Tabela 3.2 - Características típicas de equipamentos de aquisição de ECG	30
Tabela 4.1- Parâmetros do modelo sintético apresentado na equação 5 para os ECG e VCG mostrado nas Figuras 4.4 e 4.5	41
Tabela 4.2 - Posição dos eletrodos e do coração utilizadas.....	50
Tabela 4.3 - Valores da matriz Hm	50
Tabela 5.1 - Seletividade da detecção dos complexos QRS.....	57
Tabela 5.2 - Acurácia da detecção dos complexos QRS	58
Tabela 5.3- Porcentagem dos tipos de batimentos existentes no sinal de ECG.	63
Tabela 5.4 - Tempo acrescentado devido ao processamento utilizando o FKE.	64

LISTA DE ABREVIações

FA	- Fibrilação Atrial
TVNS	- Taquicardia Ventricular Não Sustentada
TVMS	- Taquicardia Ventricular Monomórfica Sustentada
TSV	- Taquicardia Supraventricular
FV	- Fibrilação Ventricular
DEA	- Desfibrilador Externo Automático
ECG	- Eletrocardiograma
FKE	- Filtro de Kalman Estendido
AR	- Auto Regressivo
VP	- Verdadeiros Positivos
VN	- Verdadeiros Negativos
FP	- Falsos Positivos
FN	- Falsos Negativos
Ac	- Acurácia
S	- Seletividade
VPP	- Valor Preditivo Positivo
MEMQ	- Mínimo Erro Médio Quadrático
VFC	- Variação da Frequência Cardíaca
BIH	- Boston's Beth Israel Hospital
MIT	- Massachusetts Institute of Technology

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 3.1 - Decomposição do vetor campo elétrico nas direções das derivações	24
Equação 3.2- Cálculo do índice QTc	28
Equação 3.3 - Função de transferência de um filtro FIR	35
Equação 3.4 - Forma polinomial da equação de transferência do filtro FIR ...	35
Equação 3.5 - Função de transferência do filtro IIR	35
Equação 3.6 - Forma polinomial da equação de transferência do filtro IIR	35
Equação 3.7 - Equações de atualização no tempo do FKE.....	39
Equação 3.8 - Equações de atualização da medida do FKE.....	39
Equação 4.1 - Representação vetor dipolo em coordenadas cartesianas.....	41
Equação 4.2 - Representação da direção do eletrodo	42
Equação 4.3 - Representação matemática de ECG.	42
Equação 4.4 - Potencial gerado a uma distância r.....	42
Equação 4.5 - Modelo do vetor dipolo elétrico do coração.....	44
Equação 4.6- Modelo de ECG utilizado.	45
Equação 4.7- Solução do problema MMSE.	47
Equação 4.8 - Definição da sequência de tempo para o modelo AR	48
Equação 4.9 - Modelagem no espaço de estados.	48
Equação 5.1- Definição da Seletividade do filtro	55
Equação 5.2 - Definição da Acurácia do filtro	51

SUMÁRIO

1.	Introdução	11
1.1.	Objetivos Gerais do trabalho	14
1.2.	Objetivos Específicos do trabalho	14
1.3.	Estrutura da dissertação	14
2.	Metodologia utilizada	15
2.1.	Projetar o FKE para sinais de ECG;	15
2.1.1.	Investigação da literatura vigente.....	15
2.1.2.	Implementação do Filtro de Kalman Estendido.	16
2.2.	Validar o FKE	16
2.2.1.	Obtenção da base de dados	17
2.2.2.	Extração dos parâmetros de qualidade.	19
2.3.	Validar o funcionamento do modelo do DEA	19
2.3.1.	Pesquisa bibliográfica	20
2.3.2.	Verificação de desempenho do modelo do DEA	20
3.	Referencial Teórico.....	22
3.1.	Funcionamento do Coração	22
3.2.	Eletrocardiograma	23
3.3.	Contextualização no campo da tecnologia	29
3.3.1.	Monitoração do sinal de ECG	29
3.3.2.	Filtros Elétricos.	32
3.3.3.	Filtro de Kalman.....	37
4.	Solução Proposta	41
4.1.	Modelos Utilizados	41
4.1.1.	Modelo de ECG	41
4.1.2.	Modelo do Desfibrilador Externo Automático.....	50
5.	Resultados obtidos.	55
6.	Conclusões e trabalhos futuros.	66
7.	Referências	67

1. INTRODUÇÃO

A utilização do Desfibrilador Externo Automático (DEA) é um procedimento consolidado para tratamento da Fibrilação Ventricular (FV) e da Taquicardia Ventricular Monomórfica Sustentada (TVMS), que são as arritmias cardíacas com maior incidência de casos fatais [1], como explicitado na Figura 1.1.

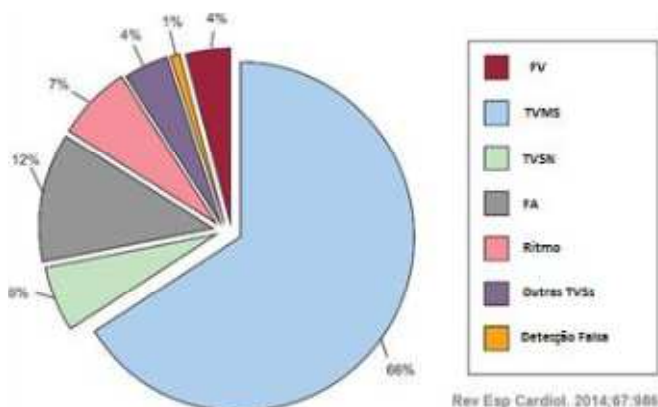


Figura 1.1 - Eventos observados durante o seguimento de pacientes

Fonte: <http://www.revespcardiol.org/en/clinical-profile-and-incidence-of/articulo/90363144/>, acesso em 14 de março de 2016.

No tratamento de tais condições, qualquer atraso na aplicação do pulso de desfibrilação pode ser fatal, uma vez que a cada um minuto de atraso para aplicar o choque implica uma perda de 7% a 10% na chance de sobrevivência [2], como pode-se observar na Figura 1.2.

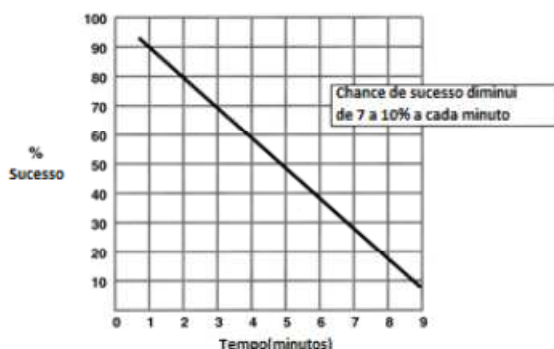


Figura 1.2 - Relação entre tempo de aplicação do pulso desfibrilatório e chance de sucesso do tratamento.

Fonte: American Heart Association. "ECC Guidelines – Part 4: The Automated External Defibrillator". American Heart Association Journals(2000)

Na intenção de diminuir o tempo de aplicação do tratamento, o DEA foi concebido para as equipes de resgate não especializadas poderem usá-lo. No entanto, isso implica em decisões de projeto desses equipamentos mais sofisticadas, acarretando que o desenvolvimento e validação de tecnologias integradas para esses dis-

positivos devem seguir padrões rigorosos e atender a vários requisitos de segurança.

O sinal de entrada para o algoritmo de tomada de decisão dos DEAs é o sinal de Eletrocardiograma (ECG), que é um dos parâmetros vitais mais importantes para avaliar a função do coração e para diagnosticar doenças. No entanto, o sinal de ECG é bastante afetado pelo ruído gerado a partir do movimento do corpo humano, órgãos internos e do ambiente externo, que podem distorcer a forma de onda do ECG e diminuir a exatidão da detecção, de modo que a remoção de ruído torna-se uma etapa significativa na análise do ECG. [3]

O desvio da linha de base, no qual a linha isoeletrica do ECG muda de posição é um tipo de ruído causado principalmente pela respiração, mas também pode ser ocasionado pelo movimento do eletrodo, sinal de baixa frequência (0,05 - 5 Hz), fios condutores sujos, ou ainda causados por variações de temperatura e de polarização na instrumentação. Esse ruído ocorre frequentemente fazendo com que a forma de onda do ECG desvie-se da posição normal e apresente flutuação lenta, o que afeta a detecção de características do ECG. [3,4]

Como se pode ver na Figura 1.3, a variação da linha de base em um paciente pode dar a impressão de Taquicardia Ventricular (TV), uma vez que uma contração ventricular prematura (indicado pela seta verde na Figura) é vista nas derivações C1, C2 e C3. Os desvios da linha de base nas derivações (indicados pelas setas azuis) II, III, C4, C5 e C6 contribuem para o diagnóstico de TV, no entanto, a observação de complexos QRS normais (indicados pelas setas vermelhas) nas derivações C4 a C6 mostra que o ECG está contaminado pelo artefato. [5]

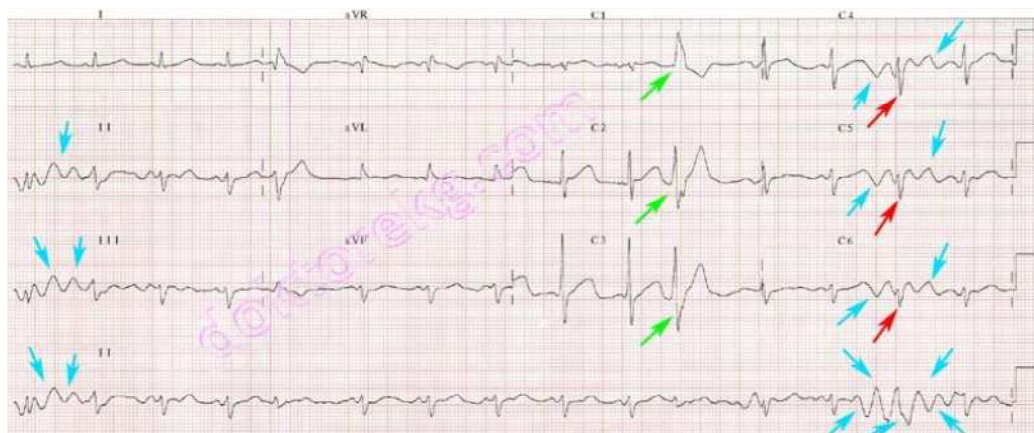


Figura 1.3- Efeitos do deslocamento da linha de base - Falso Positivo de TV.

Fonte: <http://www.metealpaslan.com/ecg/artef4en.htm>, acesso em 02/08/2016.

Também fica evidente a influência da linha de base na Figura 1.4, no qual se tem um ECG de um homem de 55 anos de idade. Ele teve infarto agudo da parede anterior do miocárdio, dois meses antes da realização do exame. O desvio da linha de base no ECG envolve as derivações precordiais, mais do que as derivações dos membros. Apenas o primeiro complexo QRS, indicado pela seta vermelha, não é afetado pela variação da linha de base e sugere um diagnóstico de infarto do miocárdio em idade anterior.

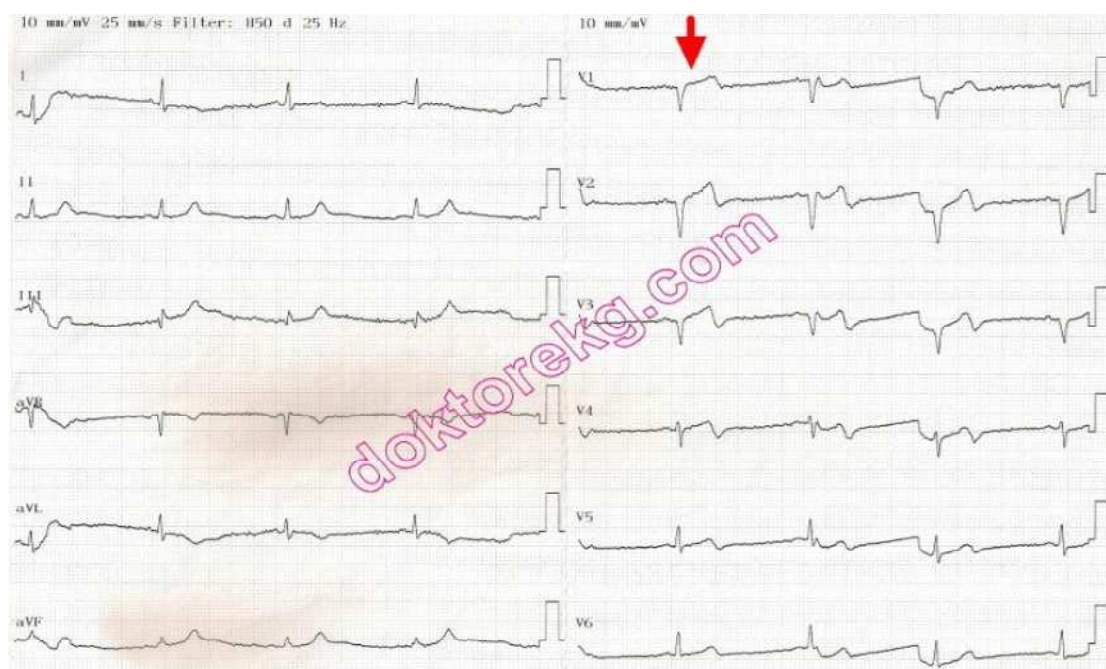


Figura 1.4 - Efeitos da variação da linha de base em ECGs

Fonte: <http://www.metealpaslan.com/ecg/artef4en.htm>, acesso em 02/08/2016.

Caso tais sinais cheguem com essas distorções aos algoritmos de tomada de decisão do DEA, as chances de ocorrer um falso positivo aumentam, provocando a aplicação da descarga elétrica em um paciente saudável, ou ainda um falso negativo, de forma que um paciente em quadro grave não disponha do único tratamento eficaz disponível naquele momento.

Para diminuir esses e outros ruídos, uma das técnicas empregada é a filtragem. No caso da variação da linha de base, que ocorre em uma faixa variável de amplitude e frequência, umas das abordagens utilizadas é a filtragem adaptativa. Dessa forma, esse trabalho propõe a utilização do filtro de Kalman Estendido (FKE) para mitigação dos efeitos da variação da linha de base na análise automática de eletrocardiogramas por desfibriladores externos automáticos.

1.1. OBJETIVOS GERAIS DO TRABALHO

Este trabalho tem como objetivo principal a implementação de um filtro de Kalman Estendido para a diminuição do ruído proveniente da oscilação da linha de base em ECG que será utilizado na tomada de decisão na aplicação do pulso desfibrilatório de DEA.

Deseja-se ainda, evidenciar que sua inserção em modelo de DEA também desenvolvido neste trabalho não exige nenhuma modificação do mesmo, uma vez que este modelo foi projetado com elevada compartimentação das unidades funcionais, permitindo assim a troca de partes sem comprometer o resultado final.

1.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS DO TRABALHO

De forma a atingir os objetivos gerais descritos anteriormente, devemos:

- 1) Projetar o FKE para sinais de ECG;
- 2) Validar o FKE;
- 3) Validar o funcionamento do modelo do DEA, após a inserção do FKE.

1.3. ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

A dissertação está dividida em sete capítulos. O capítulo 2 explicita a metodologia utilizada ao longo do período em que essa dissertação foi elaborada, permitindo assim a reprodutibilidade deste trabalho com alguma alteração pontual.

O capítulo 3 apresenta as informações necessárias para entendimento do sinal de ECG de forma sucinta, evidenciando as características morfológicas e os parâmetros matemáticos importantes para o restante do trabalho. Neste mesmo capítulo aborda-se brevemente os filtros digitais, com foco FKE, que foi o escolhido para aplicação neste trabalho.

O capítulo 4 refere-se ao modelo matemático do ECG utilizado pelo FKE para condicionamento do sinal com foco na redução dos efeitos da linha de base e também apresenta o modelo desenvolvido do DEA.

O capítulo 5 evidencia os resultados obtidos e o capítulo 6 finaliza a dissertação, no qual foram abordadas as conclusões e trabalhos futuros.

2. METODOLOGIA UTILIZADA

Para cada objetivo específico citado anteriormente, foi elaborado um conjunto de ações a serem tomadas, para garantir a repetitividade e reprodutibilidade do trabalho. Foram elas:

2.1. PROJETAR O FKE PARA SINAIS DE ECG;

Esta etapa dividiu-se em duas partes. A investigação da literatura vigente, com intenção de obter o embasamento teórico necessário, e a implementação do FKE em ambiente Matlab.

2.1.1. Investigação da literatura vigente.

Procurou-se artigos sobre o modelamento matemático de sinais de ECG. Vários autores debruçaram-se sobre esse tema, o que demonstra sua importância.

Em [34] utilizou-se o filtro de Kalman para eliminação do ruído proveniente da rede elétrica. Para isso, o modelamento do sinal de ECG utilizou um modelo auto regressivo (AR) de primeira ordem com conteúdo espectral similar ao do ECG natural e modelou-se o ruído da rede elétrica.

Em [19] temos a geração sintética do sinal de ECG usando um conjunto de equações diferenciais não lineares capazes de gerar sinais de ECGs muito próximos aos reais, no qual é possível ajustes de parâmetros importantes do sinal. Dentre esses, o ruído oriundo da variação da linha de base devido à respiração foi modelado como uma senóide.

Em [35] é proposto um filtro de Kalman para condicionamento e compressão de sinais de ECG. Para isso, o ECG é modelado como um espaço de estado com 17 dimensões, através de equações diferenciais parciais, enquanto o ruído da variação da linha de base foi admitido como sendo um ruído gaussiano branco.

Dentre essas e várias outras abordagens utilizadas para resolução do problema tratado neste trabalho foi escolhida a descrita em [6] devido a sua robustez e bons resultados apresentados. Nessa referência, o modelo utilizado é baseado em equações não lineares que originam um vetorcardiograma a partir do qual é derivado o sinal de ECG. Tal abordagem é apresentada mais detalhadamente no capítulo 4.

2.1.2. Implementação do Filtro de Kalman Estendido.

Para projetar-se o filtro de Kalman utilizado neste trabalho, considerou-se que o sinal de ECG estava contaminado com variações da linha de base que possui características variadas ao longo do tempo, causando a ineficácia da aplicação do filtro de Kalman tradicional. Por isso, escolheu-se a utilização do FKE.

O projeto do FKE utilizado foi obtido através de uma sequência de operações. De início, criou-se um espaço linear de fases entre os complexos QRS detectados previamente, e depois dividiu-se o sinal em vários segmentos com fases correspondentes entre 0 e 2π . Em seguida, para cada segmento fez-se uma interpolação *spline* para então obter-se o ECG médio, o desvio padrão de cada segmento e suas fases.

Então, calcula-se as constantes a_i , b_i e θ_i relativas as gaussianas utilizadas para o modelamento do ECG. Para isso, calcula-se a convolução e a correlação cruzada entre o ECG médio calculado no passo anterior e os coeficientes citados no artigo [6]. Guardam-se então as posições de maior correlação cruzada e os valores das fases do ECG médio correspondentes a essas posições. Com isso, os b_i são calculados como o valor absoluto da diferença entre duas fases do ECG médio guardadas, os θ_i são os valores da fase do ECG médio correspondentes a diferença mínima entre a fase do ECG médio e as fases das posições de maior correlação, e os a_i são definidos como os pontos da convolução citada no qual se tem maior correlação cruzada e menor desvio padrão.

Define-se ainda o estado do filtro de Kalman como sendo a fase e o valor do ECG correspondente e os valores iniciais das matrizes de covariância do ruído do processo (Q_0), da covariância do ruído da observação e da covariância do erro, para então começar a filtragem de Kalman. Para isso, propaga-se o estado através da Equação 4.5, lineariza-se em torno do ponto de interesse e depois utiliza-se as equações padrões do filtro de Kalman.

2.2. VALIDAR O FKE

Para validação do filtro escolhido, selecionaram-se os sinais da base de dados do MIT como entradas do modelo do DEA e utilizou-se como parâmetros de qualidade a acurácia e seletividade para cada sinal. Esta etapa dividiu-se então em

duas partes: a obtenção da base de dados e a extração dos parâmetros de qualidade.

2.2.1. Obtenção da base de dados

A base de dados dos laboratórios do BIH (Boston's Beth Israel Hospital, hoje Beth Israel Deaconess Medical Center) e do MIT (Massachusetts Institute of Technology), conhecida como MIT-BIH database é bastante complexa, porém possui a vantagem de possuir sinais de ECG comentados por especialistas, permitindo assim a extração dos parâmetros de qualidade além de estar disponível em <https://www.physionet.org/physiobank/>. Por esses motivos, essa base de dados é utilizada como referência para diversos estudos na área de processamento de sinais biomédicos. Para sua utilização, foram seguidos os seguintes passos:

2.2.1.1. Acesso ao site [HTTPS://PHYSIONET.ORG/PHYSIOBANK/DATABASE/HTML/MITDBDIR/INTRO.HTM](https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/intro.htm), no qual encontram-se:

1. Duração dos registros. Essa informação é utilizada para verificação da importação dos dados;
2. Informações de características dos pacientes como idade e alguns tipos de arritmia. Tais informações são consideradas na inclusão de parâmetro do modelo do DEA, como a Resistência Transtorácica e Energia Utilizada;
3. Derivações usadas e detalhes de problemas ocorridos durante a aquisição. Esses dados são usados nos algoritmos de processamento de sinal;
4. Detalhes da etapa analógica, incluindo os artefatos gerados nesta. Dados necessários para definição de frequências utilizadas no processamento de sinal, bem como de avaliação de desempenho;
5. Detalhes da digitalização, como número de bits e conversores utilizados. Mesma utilidade do anterior;
6. Descrições de como as anotações foram feitas e os símbolos utilizados nas mesmas, para descrever eventos como Taquicardia Ventricular, Ruído Excessivo ou Derrapagem da fita de gravação. Essas informações são utilizadas para análise de desempenho.

2.2.1.2. Acesso ao site [HTTPS://PHYSIONET.ORG/PHYSIOBANK/DATABASE/HTML/MITDBDIR/RECORDS.HTM](https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/records.htm) para retirada das notas e estatísticas que descrevem cada registro, bem como os cabos de ECG utilizados. Tais informações são úteis para a escolha de quais amostras serão utilizadas para este estudo;

2.2.1.3. Acesso ao site [HTTPS://PHYSIONET.ORG/PHYSIOBANK/DATABASE/HTML/MITDBDIR/TABLES.HTM](https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/tables.htm) no qual há a sumarização dos pontos de interesse de cada registro, de forma a estabelecer os parâmetros de qualidade;

2.2.1.4. Acesso ao site [HTTPS://PHYSIONET.ORG/CGI-BIN/ATM/ATM](https://physionet.org/cgi-bin/atm/atm) no qual escolheu-se, baseando-se nos passos anteriores, os arquivos de ECG que serão utilizados.

Após esses passos, obteve-se 48 sinais de ECG, com 650.000 amostras, amostrados a 360 Hz, com os detalhes explicitados na Tabela 2.1.

Amostra	Canal 1	Canal 2	Batimentos	Amostra	Canal 1	Canal 2	Batimentos
100.xlsx	MLII	V5	2272	201.xlsx	MLII	V1	2037
101.xlsx	MLII	V1	1872	202.xlsx	MLII	V1	2144
102.xlsx	V5	V2	2190	203.xlsx	MLII	V1	3106
103.xlsx	MLII	V2	2089	205.xlsx	MLII	V1	2670
104.xlsx	V5	V2	2309	207.xlsx	MLII	V1	2383
105.xlsx	MLII	V1	2689	208.xlsx	MLII	V1	3038
106.xlsx	MLII	V1	2096	209.xlsx	MLII	V1	3050
107.xlsx	MLII	V1	2138	210.xlsx	MLII	V1	2683
108.xlsx	MLII	V1	1822	212.xlsx	MLII	V1	2761
109.xlsx	MLII	V1	2533	213.xlsx	MLII	V1	3292
111.xlsx	MLII	V1	2131	214.xlsx	MLII	V1	2295
112.xlsx	MLII	V1	2548	215.xlsx	MLII	V1	3398
113.xlsx	MLII	V1	1794	217.xlsx	MLII	V1	2278
114.xlsx	V5	MLII	1888	219.xlsx	MLII	V1	2310
115.xlsx	MLII	V1	1960	220.xlsx	MLII	V1	2066
116.xlsx	MLII	V1	2419	221.xlsx	MLII	V1	2460
117.xlsx	MLII	V2	1537	222.xlsx	MLII	V1	2632
118.xlsx	MLII	V1	2299	223.xlsx	MLII	V1	2641
119.xlsx	MLII	V1	2092	228.xlsx	MLII	V1	2139
121.xlsx	MLII	V1	1874	230.xlsx	MLII	V1	2464
122.xlsx	MLII	V1	2477	231.xlsx	MLII	V1	2009
123.xlsx	MLII	V5	1517	232.xlsx	MLII	V1	1814
124.xlsx	MLII	V4	1632	233.xlsx	MLII	V1	3150
200.xlsx	MLII	V1	2790	234.xlsx	MLII	V1	2762

Tabela 2.1 - Resumo dos sinais de ECG utilizados

2.2.2. Extração dos parâmetros de qualidade.

Uma vez que as anotações médicas estão disponíveis indicando os batimentos cardíacos em cada sinal de ECG utilizado, pode-se comparar os resultados obtidos através do FKE e assim obter o total de Verdadeiros Positivos (VP), Verdadeiros Negativos (VN), Falsos Positivos (FP) e Falsos Negativos (FN).

Para este trabalho, considera-se que um batimento ocorreu quando está registrado nas anotações médicas. Dessa forma, os VP ocorrem quando um batimento detectado pelo algoritmo ocorreu, os VN ocorrem quando não se detecta um batimento que não ocorreu, os FP ocorrem quando se detecta um batimento que não ocorreu e os FN ocorrem quando não se detecta um batimento que ocorreu.

De posse desses valores, calculam-se os parâmetros de qualidade de interesse no auxílio da tomada de decisão da aplicação do pulso desfibrilatório [40]:

- Acurácia (Ac), que quantifica a proporção total de acertos, estabelecendo assim uma média de acertos;
- Seletividade (S), que é a capacidade de um teste identificar os verdadeiros positivos nos indivíduos verdadeiramente doentes e descartar os verdadeiros negativos. Um teste com alta seletividade tem baixa chance de deixar de acusar a necessidade do tratamento;

Dessa forma, pode-se comparar o desempenho do algoritmo de Pan-Tompkins [36] na detecção dos complexos QRS, e conseqüentemente da frequência cardíaca, quando se utiliza como entrada os sinais antes e depois do FKE, para termos uma avaliação da eficiência do filtro.

2.3. *VALIDAR O FUNCIONAMENTO DO MODELO DO DEA*

Após sua validação, o FKE foi integrado com o modelo do DEA já existente, sendo necessária nova análise de funcionamento do modelo. Para isso, dividiu-se essa tarefa em duas partes: uma pesquisa bibliográfica sobre o modelamento de dispositivos na área de engenharia biomédica e a verificação de desempenho do modelo do DEA.

2.3.1. Pesquisa bibliográfica

Sobre o assunto de modelos abertos de referência para os dispositivos médicos, a iniciativa mais notória é o projeto da Bomba de infusão genérica [37], que é apoiado pelo FDA, UPenn e Fraunhofer CESE, para promover modelos de segurança em diferentes classes de bombas de infusão. Esse trabalho oferece vários tipos de sistemas de segurança de artefatos, como modelos Simulink, amplamente utilizados em muitos tipos de investigação no domínio de dispositivos médicos.

Alguns módulos de hardware também são modelados, como em [38]. Os autores apresentam a simulação e análise de um conversor flyback DC-DC, aumentando a tensão de 12 V para 2,1 kV, faixa de tensão necessária para o correto funcionamento do DEA, uma vez que, pela questão da mobilidade, o aparelho é normalmente alimentado por baterias de 12V, enquanto a tensão necessária para o pulso está na faixa de 2,1 kV.

Em [39] e em vários outros há evidências de que a forma de onda bipolar é mais eficiente do que a forma de onda monofásica para pulsos desfibrilatórios. Nesse caso, os autores empregam modelos computacionais para o miocárdio, submetendo-o a estímulos monofásicos e bifásicos, e constatam o melhor resultado da onda bipolar, motivando assim a escolha por um formato de onda do tipo Bipolar Exponencial Truncada.

2.3.2. Verificação de desempenho do modelo do DEA

Foi desenvolvido ao longo do curso de Graduação do autor desta dissertação em Engenharia Elétrica, na Universidade Federal de Campina Grande (UFCG), um modelo Matlab/Simulink de um DEA que foi aperfeiçoado durante este mestrado. Neste modelo priorizou-se a compartimentação em blocos funcionais, de forma a possibilitar estudos individuais de desempenho em cada bloco.

Dessa forma, trocou-se o até então existente sistema de filtragem em cascata utilizando filtros passa-banda, derivativo e de janela móvel, todos estáticos no tempo, pelo FKE projetado, sem necessidade de alterar as entradas e mantendo as saídas do modelo.

Devido à modificação de um dos seus blocos, foi feita a validação do modelo, com relação ao erro do fornecimento da energia solicitada e o tempo de processamento como um todo. Assim, para vários sinais de ECG constantes na base de dados utilizada e com a devida seleção da energia entregue pelo DEA, testou-se o desempenho do modelo, estando os resultados disponíveis na Seção 5.

3. REFERENCIAL TEÓRICO

Este capítulo tem como objetivo fornecer os conhecimentos necessários para o entendimento do restante desta dissertação. Abordará os conhecimentos básicos necessários sobre o sinal de ECG e filtros digitais com ênfase no filtro de Kalman Estendido, dentre outros tópicos pontuais.

3.1. *FUNCIONAMENTO DO CORAÇÃO*

O principal órgão do sistema circulatório é o coração, que é composto principalmente por músculos e tem como função bombear o sangue para todas as partes do corpo. A atividade cardíaca considerada normal, para uma pessoa de 25 anos é mais de 100.000 batimentos por dia, resultando em uma frequência cardíaca entre 60 e 100 batimentos por minuto, fazendo circular 5,5 litros de sangue por minuto [41].

O coração é composto por quatro cavidades, sendo dois átrios e dois ventrículos. Durante seu funcionamento pleno ocorre a contração ventricular, denominada sístole, seguido de um período de relaxamento ventricular, chamado diástole, no qual os átrios enchem-se de sangue. Essa sequência de eventos é denominada ciclo cardíaco, sendo coordenada através de impulsos elétricos [41].

Esses impulsos elétricos propagam-se através de um sistema especializado de condução do sinal elétrico do coração, que é composto por: nódulo sinusal ou nódulo sinoatrial de Keith Flack, tratos internodais, nó atrioventricular, feixe de Hiss e fibras de Purkinje [42]. No nódulo sinusal é gerado um sinal elétrico, chamado de onda de despolarização, que se propaga por todo coração, desencadeando cada contração mecânica.

Após o nódulo sinusal, a onda de despolarização segue para os átrios para atingir o nódulo atrioventricular de Tawara, localizado na região inferior do septo interarterial, conforme podemos ver na Figura 3.1, seguindo após pequeno atraso para as fibras de Purkinje através do feixe atrioventricular, também chamado feixe de HIS, de no qual continua sua propagação através das fibras miocárdicas comuns. A duração deste ciclo é de normalmente 0.8 segundos.

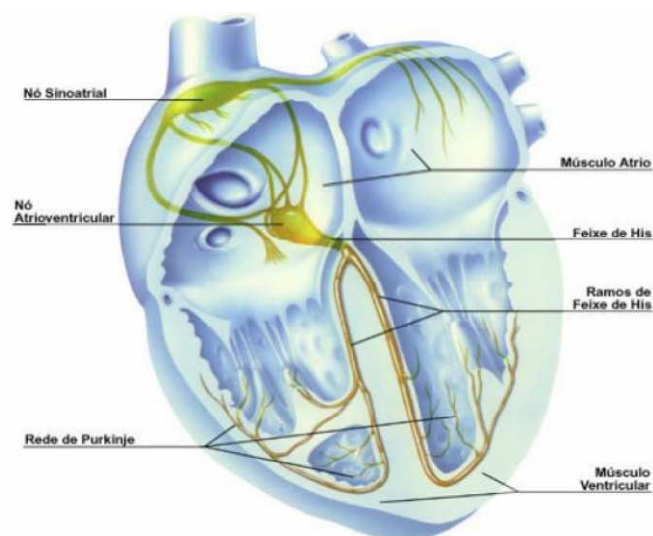


Figura 3.1 - Sistema de condução elétrica do coração.[43]

Esses processos geram correntes elétricas que circundam as membranas das células miocárdicas, como também circulam no volume condutor do tórax gerando um campo elétrico detectável na superfície corporal. O registro do potencial elétrico associado a este campo é o eletrocardiograma (ECG).

3.2. ELETROCARDIOGRAMA

O ganhador do prêmio Nobel de fisiologia/medicina de 1924 foi Willem Einthoven, por ter montado um aparato não invasivo e com melhor precisão na época para medir o potencial elétrico, através de um galvanômetro de corda e do mergulho de partes do corpo humano em soluções salinas. Ele também realizou estudos sobre o traçado resultante, denominando partes que compõem o ECG e relacionando este com doenças cardíacas [44]. Einthoven escolheu as mãos e o pé esquerdo como pontos de contato com a pele para obtenção do ECG, como podemos ver na Figura 3.2.

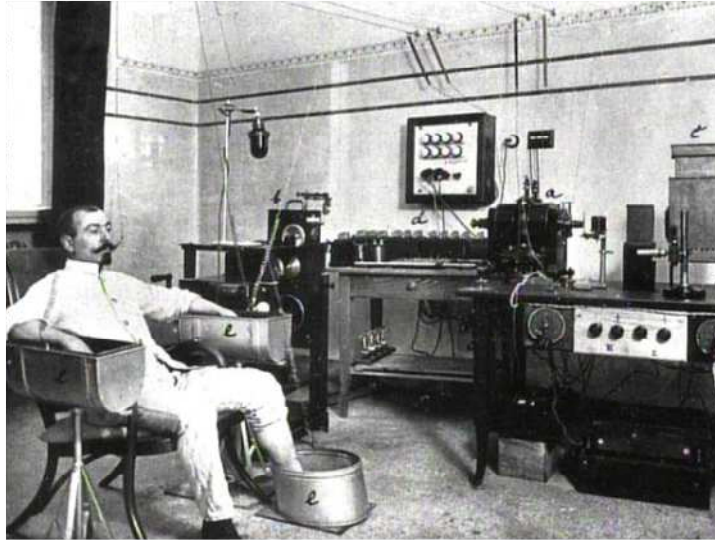


Figura 3.2 - Experimento de Einthoven. [45]

Utilizando esses contatos pode-se medir o vetor campo elétrico, como mostrado na Figura 3.3, originado pelo coração. As diversas visualizações para este vetor, considerando sua direção e sentido, são chamadas de derivações. Considerando a proposta de Einthoven, obtemos as derivações VI, VII e VIII; no qual V_i indica a tensão na derivação i , Φ_L representa o potencial no braço esquerdo, Φ_R o potencial no braço direito, Φ_F o potencial na perna esquerda e p o vetor campo elétrico.

Decompondo o vetor nas direções vistas na Figura 3.3, obtemos as Equações

$$V_I = p \cdot \cos \alpha = p_y \quad (a)$$

$$V_{II} = \frac{p}{2} \cdot \cos \alpha - \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot p \cdot \sin \alpha = \frac{1}{2} \cdot p_y - \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot p_z \quad (b) \quad 3.1$$

$$V_{III} = -\frac{p}{2} \cdot \cos \alpha - \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot p \cdot \sin \alpha = -\frac{1}{2} \cdot p_y - \frac{\sqrt{3}}{2} \cdot p_z \quad (c)$$

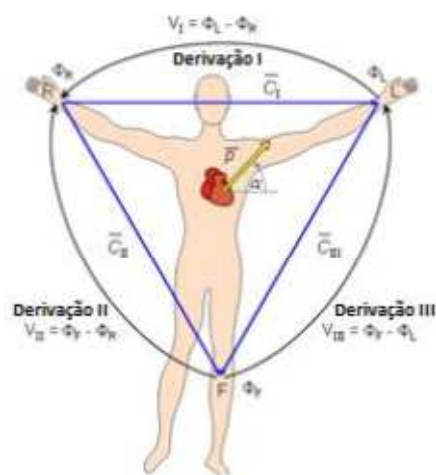


Figura 3.3 - Derivações propostas por Einthoven. [46]

Essa disposição de eletrodos gera as derivações bipolares (I, II e III) no qual temos dois eletrodos posicionados em cada um dos pontos de interesse. Existe uma modificação destas, no qual um eletrodo é colocado em algum dos pontos da derivação bipolar e o outro é colocado em um terminal central. Essas derivações são conhecidas como unipolares (aVF, aVR e aVL). As derivações anteriores utilizam o chamado plano frontal, que é o corpo humano visto de frente. Existem as derivações precordiais (V1 a V6) tomadas no plano transversal, que é uma vista de cima do corpo humano, como podemos ver na Figura 3.4 [46].

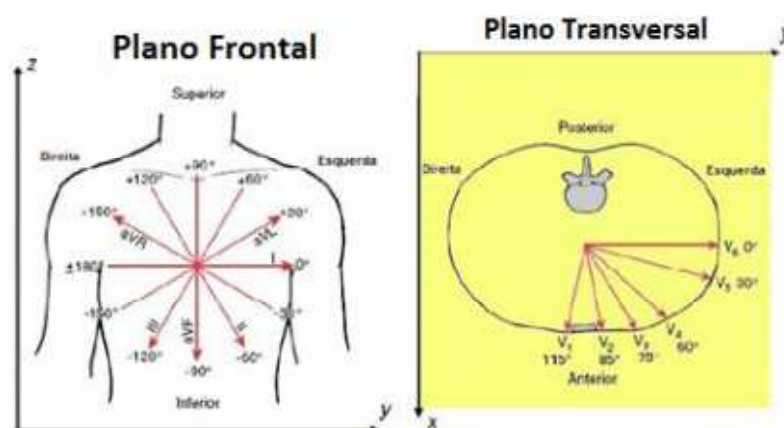


Figura 3.4 - Tipos de derivações de ECG. [46]

O conhecimento de qual derivação do sinal de ECG está sendo processada é de fundamental importância, uma vez que, conforme Figura 3.5, essas possuem formatos diferentes, devido a decomposição do vetor impulso elétrico que segue a sequência descrita anteriormente de ativação da musculatura do coração.

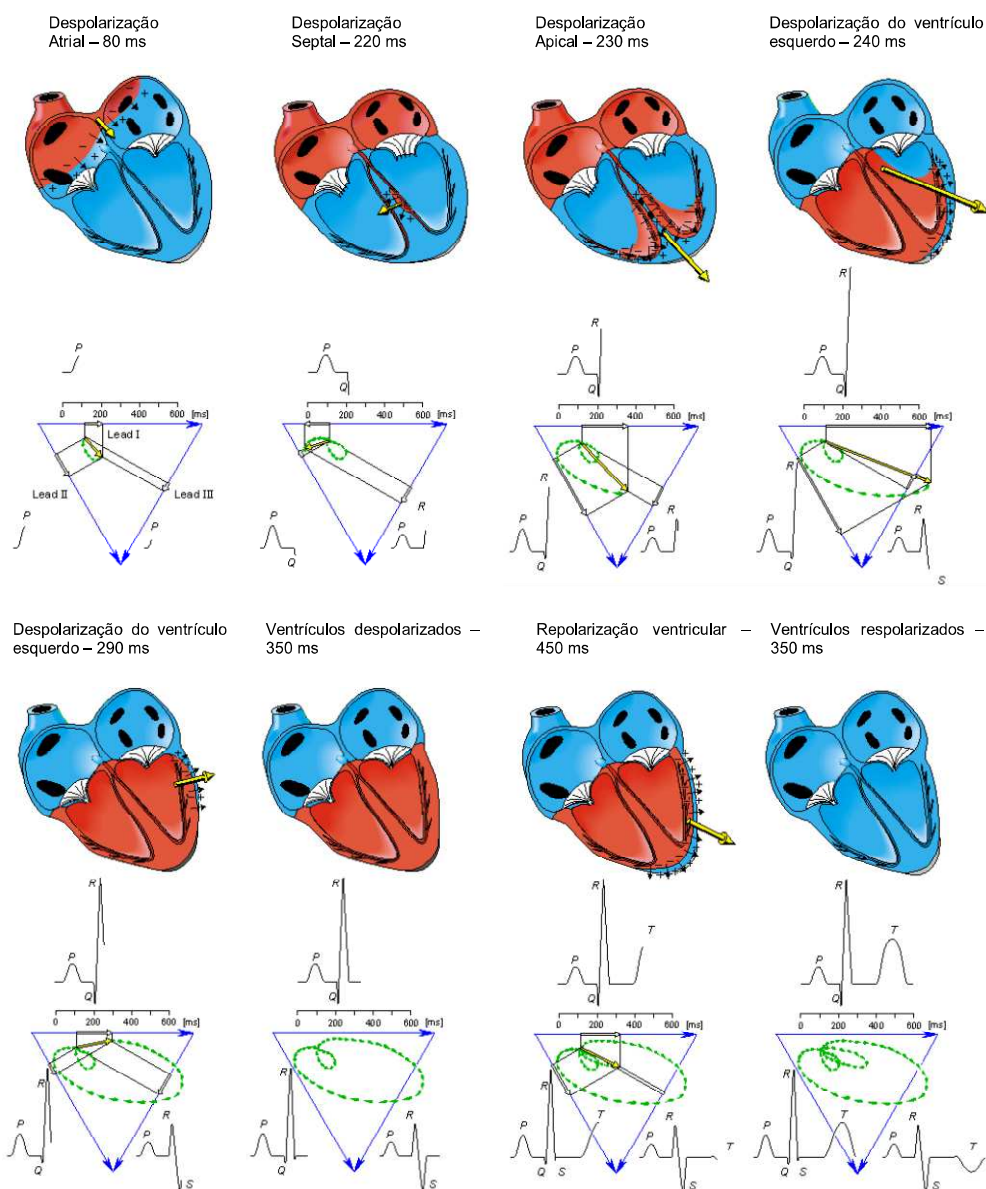


Figura 3.5 - Geração do sinal de ECG. [46]

N
a Figu-
ra 3.5

observamos como o traçado do ECG, de acordo com a derivação escolhida, é plotado em função do vetor despolarização elétrica que passa pelo coração. Nesta Figura aparecem os pontos de maior importância no ECG, os pontos P, Q, R, S e T. Esses pontos definem as ondas e intervalos levados em consideração para análise do funcionamento do coração, como descrito na Figura 3.6.

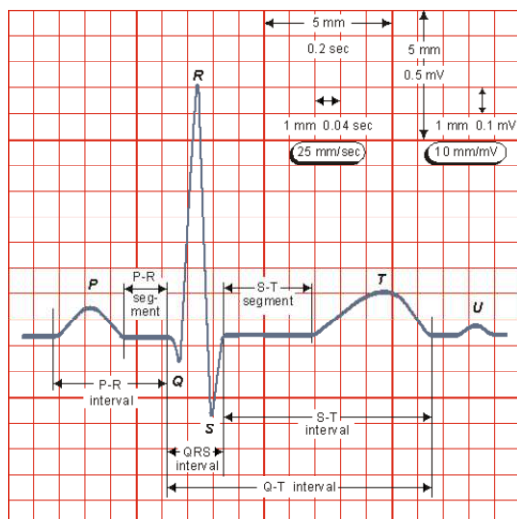


Figura 3.6 – Características de um eletrocardiograma normal. [46]

Cada onda e intervalos correspondentes ao ECG têm seu significado e sua duração/amplitude considerados normais. Resumidamente, temos [47]:

- A onda P: Representa a despolarização atrial, tendo duração normal entre 0,05 e 0,12 s em DI e DII, 0,12 a 0,20 s em DIII e de 0 a 0,08 s em V1. Já a amplitude máxima é entre 0,02 e 0,10 mV em DI, 0,03 e 0,2 mV em DII, 0 e 0,2 mV em DIII e 0,005 e 0,08 mV em V1.
- O intervalo PR: É o espaço de tempo desde o início da ativação atrial até o início da ativação ventricular. Normalmente tem duração entre 0,12 e 0,22 s.
- O complexo QRS: Representa a despolarização total dos ventrículos, que comanda o bombeamento do sangue do coração para o restante do corpo. É a maior onda do ECG. Tem duração normal entre 0,05 e 0,1 s. A morfologia e a amplitude são muito variáveis dependendo da derivação observada. A Tabela 3.1 abaixo apresenta os valores em mV dessas amplitudes por derivação.

Ondas	DI	DII	DIII	V1
Q	0 a 0,1	0 a 0,16	0 a 0,23	0
R	0,1 a 1,0	0,2 a 1,6	0,1 a 1,2	0,1 a 0,6
S	0 a 0,5	0 a 0,37	0 a 0,64	0,3 a 1,3

Tabela 3.1 - Valores das amplitudes normais do complexo QRS

- O segmento ST: É o espaço de tempo entre o final do complexo QRS e o início da onda T. Sua amplitude normalmente é nula e sua duração não determinada, uma vez que é avaliado em conjunto com o intervalo QT.
- O intervalo QT: Corresponde a sístole total ventricular, tendo duração normal de até 0,39 s em homens e 0,44 s em mulheres. Uma forma de medição da frequência cardíaca, proposta por Bazett em 1920, envolve este intervalo de acordo com a Equação

$$QT_c = \frac{QT}{RR} \quad 3.2$$

No qual, QT_c é o intervalo QT corrigido a uma frequência cardíaca de 60 bpm, QT é a duração do intervalo QT e RR é a distância entre os picos R de duas ondas consecutivas.

- A onda T: Representa a repolarização ventricular. Sua duração não é medida, sendo incluída no intervalo QT e sua amplitude normalmente está entre 0,1 e 0,3 mV em DI, 0,1 e 0,2 mV em DII, -0,2 e 0,2 mV em DIII e -0,02 e 0,2 mV em V1.

Através da análise do ECG por médicos especializados, pode-se constatar diversas patologias cardíacas. As disfunções cardíacas mais frequentes são decorrentes de atividade elétrica anormal. As patologias relacionadas com ritmo e/ou condutividade são conhecidas como arritmias cardíacas [48]. As mais comuns são:

- Ritmo anormal do marca-passo natural;
- Deslocamento do marca-passo do nodo AS para outras regiões;
- Bloqueio da transmissão do impulso;
- Vias anormais para a condução do impulso;
- Geração espontânea de impulsos anormais.

Esses fatores geram várias patologias, porém as mais utilizadas na detecção por sistemas de reconhecimento de registro eletrocardiográfico de forma automática são [48]:

- Taquicardia, no qual a frequência cardíaca é maior que 100 bpm;
- Flutter Atrial, no qual ocorrem muitas ondas P;

- Fibrilação, no qual a descoordenação entre as fibras cardíacas e no caso ventricular cessa o bombeamento e há morte em minutos;
- Bradicardia, no qual a frequência cardíaca é menor que 60 bpm;
- Infarto, no qual o tecido muscular morre e não conduz nem gera potenciais;
- Hipertrofia, no qual aumenta-se as distâncias entre os pontos dos intervalos;
- Bloqueios, no qual há ritmos diferentes entre átrios e ventrículos;

3.3. CONTEXTUALIZAÇÃO NO CAMPO DA TECNOLOGIA

3.3.1. Monitoração do sinal de ECG

O aparelho eletrônico utilizado para adquirir o sinal de ECG, inicialmente, era o eletrocardiógrafo, sendo hoje mais utilizado o monitor cardíaco. Para isso, ambos devem amplificar as diferenças de potenciais obtidas na pele do paciente, rejeitar as interferências fisiológicas e do ambiente, apresentar o sinal devidamente processado e informar outros parâmetros relevantes como frequência cardíaca e tendências.

O eletrocardiógrafo é regulamentado pela norma IEC 601-2-25, enquanto o monitor é regulamentado pela IEC 601-2-27 e ambos devem obedecer às exigências da norma geral IEC 601-1 que regula todos os aspectos de segurança em equipamentos médico-hospitalares.

As características típicas dos equipamentos disponíveis no comércio estão elencadas na Tabela 3.2 [48].

Parâmetro	Especificação
Eletrodos disponíveis	RA, LA, LL, RL, V1 a V6.
Derivações	I, II, III, VR, VL, VF, V1 a V6
Impedância de entrada	> 2,5MΩ a 10Hz
Ganho total	20. 10 e 5mm/mV
Faixa de passagem	0.01 – 250 Hz (diagnóstico) 0.5 – 40 Hz (monitoramento)
Ruído	< 40μV pico-pico
Rejeição modo comum	120dB
Linearidade	Melhor que 5%

Proteção (sobretensão)	5kV(desfibrilador)
Corrente de fuga	< 10 μ A

Tabela 3.2 - Características típicas de equipamentos de aquisição de ECG

Um equipamento que adquira o sinal de ECG e deva informar características adicionais, tem diagrama de blocos genéricos, como o representado na Figura 3.7 [48].

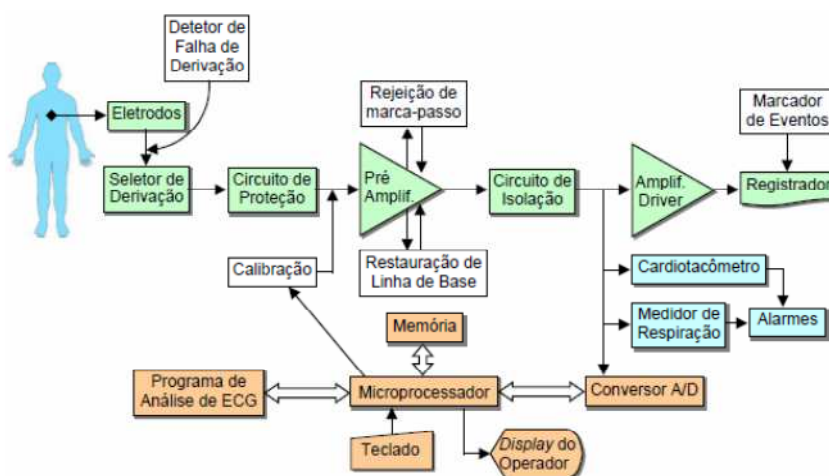


Figura 3.7 - Diagrama de blocos de um aparelho de ECG genérico[48].

Alguns itens são opcionais, como o cardiotacômetro, que registra o ECG, o medidor de respiração e o seletor de derivação; porém os demais itens devem ter seu funcionamento assegurado dentro dos limites aceitáveis como dita a norma, uma vez que para o programa de análise de ECG funcionar corretamente, todos os passos anteriores devem ter ocorrido satisfatoriamente.

Dentre esses blocos, sempre estão presentes os filtros elétricos, de forma a ressaltar os complexos QRS que determinam a frequência cardíaca e fornecem um primeiro indício de alguma anormalidade cardíaca. A Figura 3.8 mostra o espectro de energia de um sinal típico de ECG,

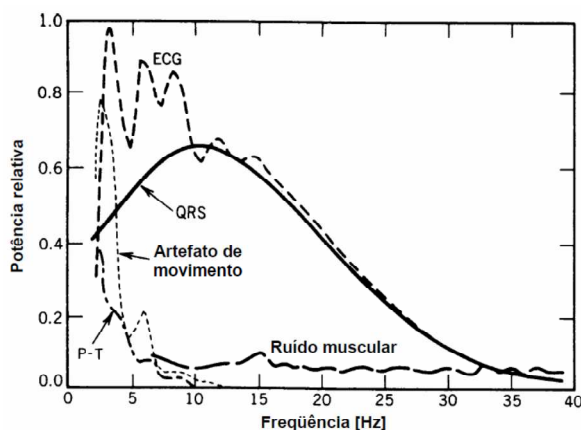


Figura 3.8 - Espectro de energia de um ECG[48].

Existem diversos ruídos que podem contaminar o sinal de ECG. Os artefatos oriundos de movimento são produzidos pelo movimento relativo entre pele e eletrodo, com modificação da linha de base ou ruído no traçado, dificultando sua interpretação.

Além dos artefatos de movimento, o corpo humano conduz vários outros sinais elétricos, como vemos na Figura 3.9. Os dois de menores amplitudes, os sinais de Eletroculografia (EOG) e o Eletroencefalograma (EEG) não trazem grandes problemas, uma vez que são medidos na cabeça. Já a Eletromiografia (EMG), que é o ruído muscular proveniente dos potenciais de ação da musculatura esquelética, propaga-se pela mesma região do ECG, tendo também a mesma faixa de amplitude e de frequência comum ao ECG, dificultando assim seu processamento.

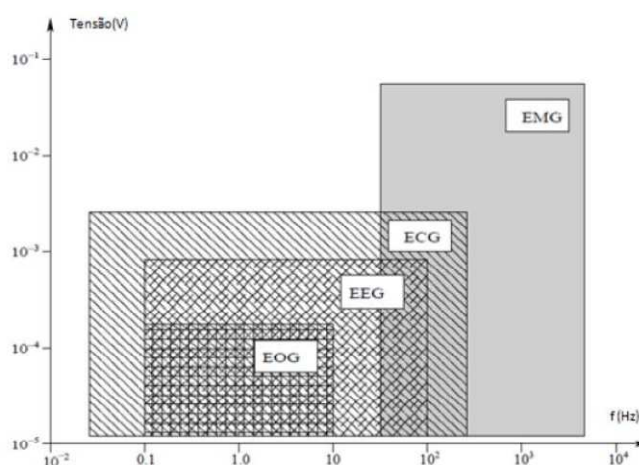


Figura 3.9 - Sinais elétricos conduzidos pelo corpo humano. [49]

Ainda temos a interferência da rede elétrica, que pode ser 50 ou 60 Hz, dependendo da localidade onde o exame é realizado. É produzida pelo acoplamento capacitivo e indução eletromagnética. Reduz-se pela blindagem aterrada dos cabos

das derivações e redução do laço de captação eletromagnético. Os filtros analógicos não têm, para uma ordem razoável, capacidade de retirar essas interferências sem alterar significativamente o sinal de ECG. Na Figura 3.10 [48] temos os efeitos visuais das interferências citadas.

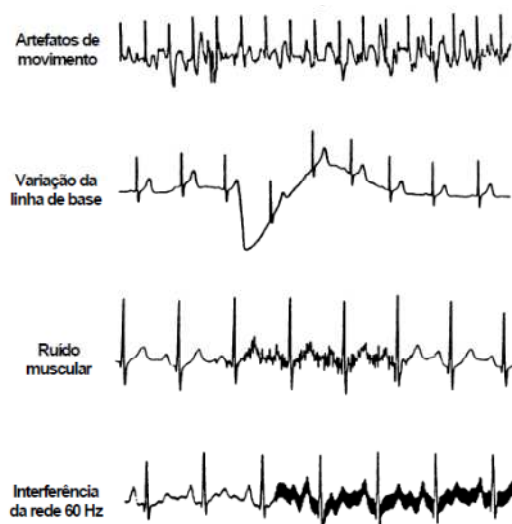
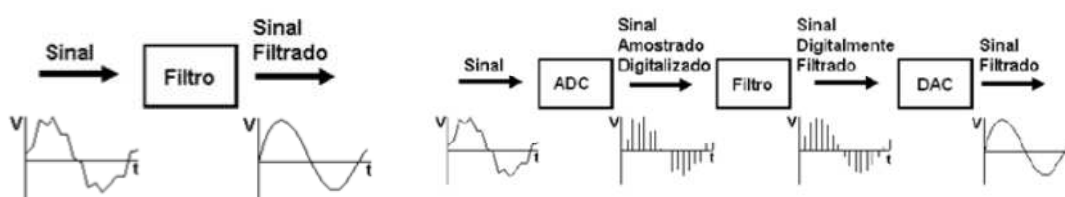


Figura 3.10 - Interferências comuns no ECG[48].

3.3.2. Filtros Elétricos

Os filtros podem ser descritos como sistemas com malha seletiva a frequência, portanto podem ser utilizados para selecionar uma determinada faixa de frequência ou ainda eliminar sinais indesejáveis, tais como os ruídos. Classificam-se, dentre outras formas, de acordo com a implementação, com a banda passante, tipos de resposta ao impulso e ainda com relação a sua adaptabilidade no tempo.

De acordo com a forma de implementação são classificados em analógicos e digitais. Os filtros analógicos são circuitos eletrônicos enquanto os digitais são implementados através de algoritmos. O funcionamento básico destes filtros encontra-se na Figura 3.11 [50].



a) Filtro Analógico

b) Filtro Digital

Figura 3.11 - Funcionamento dos filtros elétricos.

A classificação com a banda passante diz respeito a quais frequências são atenuadas e quais não deveriam ser alteradas. Os principais são:

- Filtros passa-altas: que seleciona a faixa de frequência superior a uma certa frequência de corte, conforme gráfico a) da Figura 3.12 [50], atenuando as frequências abaixo dela;
- Filtros passa-baixas: que seleciona a faixa de frequência inferior a uma certa frequência de corte, conforme gráfico b) da Figura 3.12, atenuando as frequências acima dela;
- Filtros passa-faixa: que seleciona a faixa de frequência entre uma certa frequência de corte superior e uma inferior, conforme gráfico c) da Figura 3.12, atenuando as frequências fora desta faixa;
- Filtros rejeita-faixa: que atenua a faixa de frequência contida entre uma frequência de corte superior e uma inferior, conforme gráfico d) da Figura 3.12, permitindo a passagem fora desta faixa.

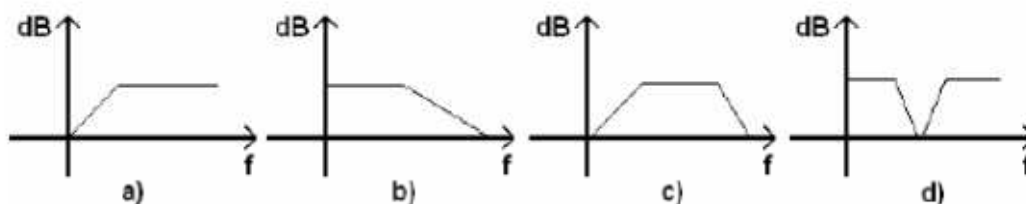


Figura 3.12 - Tipos de filtro de acordo com a faixa de passagem no domínio da frequência[50]

Além desses, existem ainda os filtros passa-tudo que permitem todas as frequências passarem sem atenuação.

A respeito da resposta ao impulso, os filtros digitais podem ser classificados como Finite Impulse Response (FIR) e Infinite Impulse Response (IIR). A resposta ao impulso é obtida quando se aplica um impulso na entrada do sistema observando sua saída. Outras representações dos filtros são a resposta em frequência e a resposta ao degrau. Cada uma das representações pode fornecer as demais, como podemos observar na Figura 3.13.

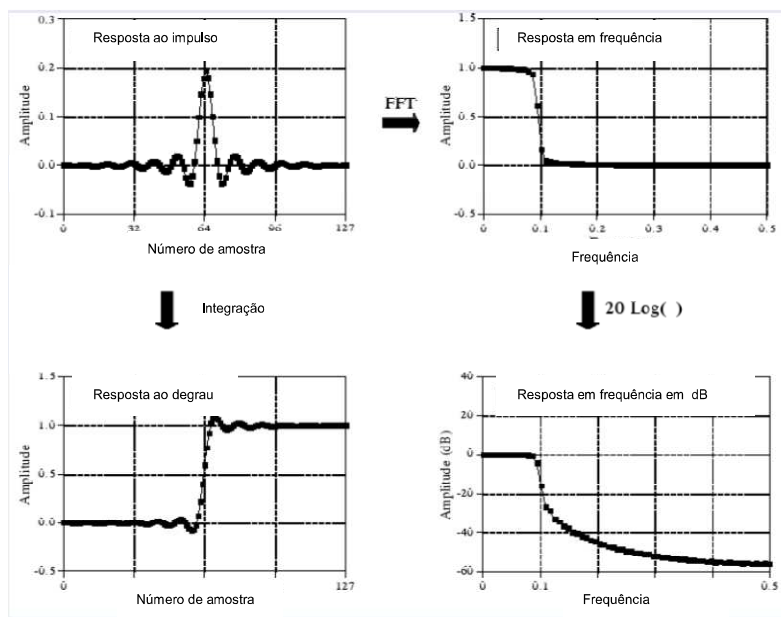


Figura 3.13 - Tipos de representação de filtros digitais[50].

A principal diferença entre os filtros FIR e IIR é quanto ao fluxo de informação na estrutura. Essa característica define grande parte das outras diferenças entre os tipos de filtro. Enquanto o filtro FIR possui, em geral, fluxo direto da entrada para saída, o filtro IIR é implementado em estruturas recursivas. Sendo assim, os filtros FIR são intrinsecamente estáveis, enquanto os IIR, para serem estáveis, devem possuir todos os polos dentro do círculo unitário no plano-z [51].

Em realizações práticas, a estabilidade do IIR está condicionada à precisão da fabricação, no caso de circuitos integrados; ou ao comprimento da palavra digital, no caso de DSP's, FPGA's ou similares. Isto apresenta uma maior seletividade dos filtros IIR quanto a variações dos coeficientes [51].

Os filtros FIR podem ser projetados de forma a possuir a resposta em fase perfeitamente linear. Já os IIR naturalmente distorcem a fase, fato que pode ser reduzido projetando-se adequadamente ou inserindo equalizadores de fase/atraso em grupo. Para aplicações em que sejam toleradas pequenas distorções na fase, filtros IIR podem ser usados [51].

Por outro lado, filtros FIR tendem a possuir ordem extremamente elevada para atender a um conjunto de especificações de módulo, quando comparados a seus correspondentes IIR. Isto se deve a características do módulo da resposta em frequência atribuídas a zeros e pólos. Ordem elevada acarreta em maior complexidade computacional, consumo de potência e elevado atraso total das componentes do sinal processado [51].

Os filtros FIR apresentam a seguinte função de transferência discreta conforme

$$H Z = \frac{Y Z}{X Z} = \frac{\sum_{k=0}^M a_k z^{M-k}}{z^M} \quad 3.3$$

Que pode ser reescrita como uma função polinomial com potências negativas de Z, conforme

$$H Z = \sum_{i=0}^n b_i z^{-i} = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n}. \quad 3.4$$

Tal função de transferência pode ser descrita pelo diagrama de blocos a seguir da Figura 3.14 [51]:

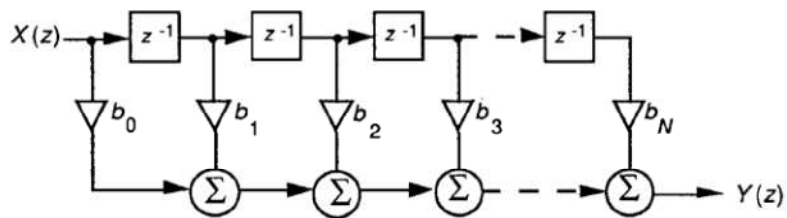


Figura 3.14- Diagramas de blocos de um filtro FIR. [51]

Já os filtros IIR possuem uma função de transferência genérica como mostrado na Equação

$$H Z = \frac{\sum_{k=0}^M a_k z^{M-k}}{\sum_{k=0}^N b_k z^{N-k}} \quad 3.5$$

Que pode ser reescrita como

$$H Z = \frac{\sum_{i=0}^n a_i z^{-i}}{1 - \sum_{i=1}^n b_i z^{-i}} = \frac{a_0 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_n z^{-n}}{1 - b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_n z^{-n}} \quad 3.6$$

Tal função de transferência pode ser descrita pelo diagrama de blocos a seguir, da Figura 3.15 [51].

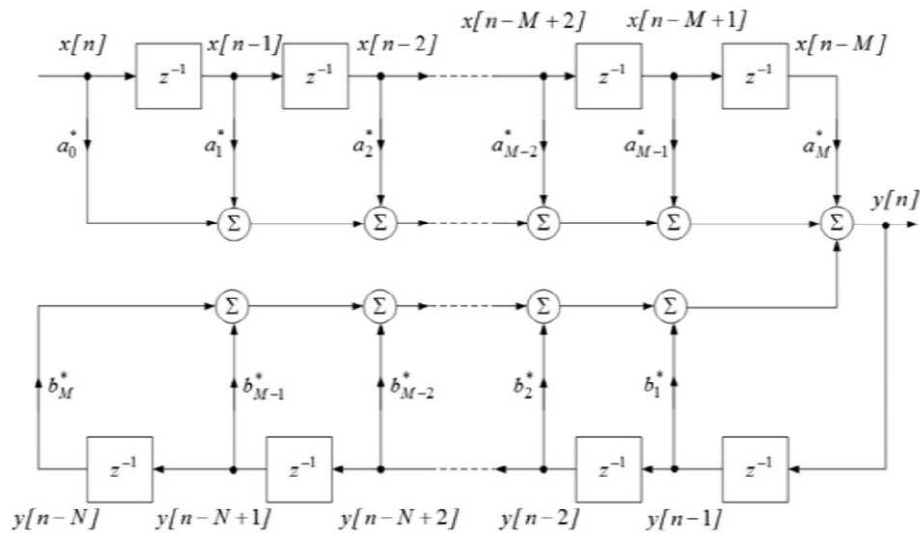


Figura 3.15- Diagrama de blocos do filtro FIR

Os filtros abordados até agora possuem seus coeficientes fixos e não possuem desempenhos ótimos em ambientes onde a estatística é desconhecida e variável ao longo do tempo. Para contornar este problema utilizam-se filtros adaptativos, que atualmente são aplicados com sucesso em diversos campos como as comunicações, controle, radar, sismologia e engenharia biomédica.

Os filtros adaptativos têm coeficientes que se ajustam com o tempo, adaptando-se automaticamente a alterações nos sinais de entrada e baseiam-se em algoritmos de minimização de erro, tendo como critério, tipicamente, a minimização do valor médio quadrático do sinal de erro e desempenhando funções de filtragem, alisamento e/ou predição de sinais [51].

Para entradas estacionárias e utilizando o critério dito, o filtro ótimo é o de Wiener. Já para entradas não estacionárias, os filtros de Kalman são mais adequados, porém elevam a complexidade da implementação. Estes filtros podem ser FIR ou IIR, porém normalmente são utilizadas estruturas FIR, uma vez que são intrinsecamente estáveis [51]. Um esquema desse tipo de filtro está na Figura 3.16 [52].

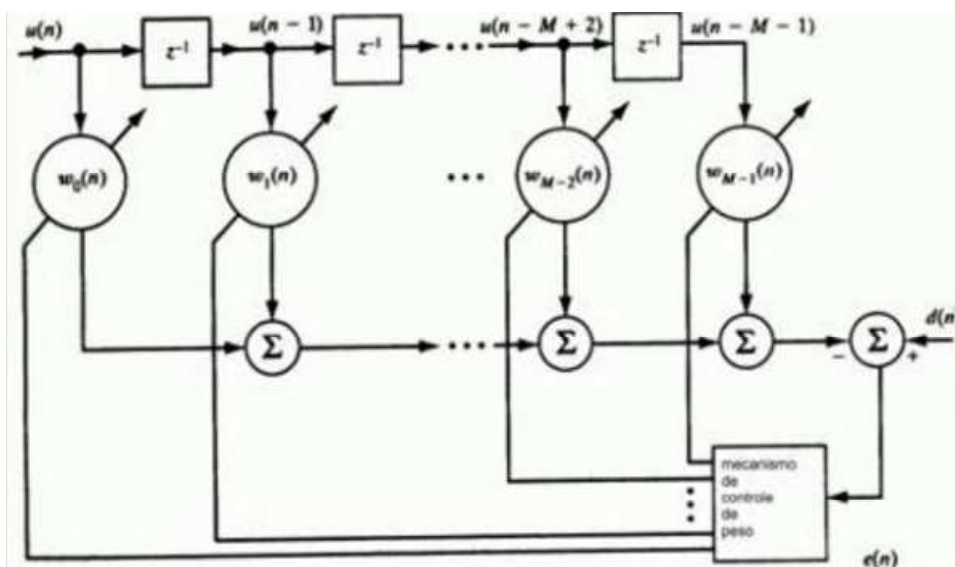


Figura 3.16 - Esquema de filtro adaptativo [53].

A caracterização dos algoritmos adaptativos dá-se através da lista de parâmetros a seguir [53]:

- Taxa de convergência: é a velocidade com que atinge uma aproximação da solução ótima;
- Desajustamento: diferença entre o erro cometido e o erro da solução ótima;
- Seguimento: Capacidade de seguir as variações estatísticas em ambientes não estacionários;
- Robustez: pequenas perturbações produzem pequenos erros de estimação;
- Requisitos computacionais: número de operações;
- Estrutura: o fluxo de informações do algoritmo pode permitir realizações paralelas;
- Características numéricas: sensibilidade a erros de quantificação e a precisão finita nos cálculos.

3.3.3. Filtro de Kalman

Rudolf Emil Kalman desenvolveu em 1960 o filtro que leva seu nome, publicando o artigo [54] no qual descreve uma solução recursiva para o problema de filtragem linear de dados discretos. Desde então, devido aos grandes avanços da computação digital, o filtro de Kalman tem sido utilizado constantemente em áreas como navegação, monitoração de processos, biomédica, astronomia, economia e reconstrução de sinais degradados por ruído em geral.

Sendo um conjunto de equações recursivas que tem como objetivo estimar de forma eficiente (através da minimização do erro quadrático) uma “variável de estado” através da observação de uma “variável de observação”. Com isso poder ser estimados estados passados, presentes ou mesmo futuros. Para tanto é necessário um modelo matemático do processo, que deve estar na forma espaço-estado.

Pode-se dizer ainda que o filtro de Kalman é um algoritmo para o cálculo de estimativa de estados instantâneos de um sistema dinâmico perturbado por ruído branco usando-se medidas linearmente relacionadas aos estados que também podem estar corrompidos. Ou seja, através das equações de estados, que contém informações necessárias sobre o comportamento do sistema, consegue estimar o próximo estado através do método dos mínimos quadrados e da propagação de estados.

Neste trabalho utilizaremos a versão discreta do filtro de Kalman, considerando a natureza digital do sinal de ECG disponível para o algoritmo. Na Figura 3.17 [55] temos um diagrama de blocos que representa as equações que regem a teoria do filtro de Kalman no tempo discreto.

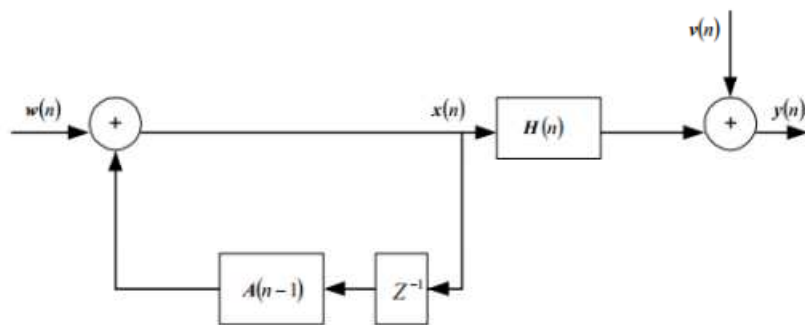


Figura 3.17 - Diagrama de blocos do filtro de Kalman [55].

No qual temos:

- $\mathbf{x}(n)$ é um vetor de estado com dimensão $P \times 1$ no instante n ;
- $\mathbf{A}(n-1)$ é a matriz transição de estados com dimensão $P \times P$, que relaciona os instantes atuais n com os instantes passados $n - 1$, variante no tempo;
- $\mathbf{w}(n)$ é um vetor de excitação de entrada da equação de estados de ordem $P \times 1$, modelado por um ruído branco;
- $\mathbf{y}(n)$ é o vetor de observação de dimensão $M \times 1$;
- $\mathbf{H}(n)$ é uma matriz variante no tempo de ordem $M \times P$;
- $\mathbf{v}(n)$ é um vetor ruído branco aditivo de dimensão $M \times 1$.

O filtro de Kalman pode ser demonstrado utilizando-se conhecimentos probabilísticos ou computacionais chegando ao conjunto de equações clássicas que são a de atualização de tempo ou projeção e equações de atualização da medida ou correção. Com isso, o filtro estima o estado do processo em algum momento e obtém a realimentação na forma de uma nova medida a qual é acrescentada ao algoritmo.

As equações de atualização do tempo são responsáveis pela projeção do estado atual. O estimado de covariância do erro é responsável por obter um estimador a priori para o próximo instante. Já as equações de atualização da medida são responsáveis pela realimentação, ou seja, incorporar uma medida nova para estimar a priori o estimador a posteriori.

Desta forma, a cada instante de tempo n , o par projeção (predição) e atualização (correção) é repetido utilizando as estimativas anteriores para determinar o valor da estimativa atual. Estes pares são descritos pelas equações

Equações de atualização do tempo

$$\mathbf{x}^-_n = \mathbf{A}_{n-1} \mathbf{x}_{n-1} \quad (a) \quad 3.7$$

$$\mathbf{P}^-_n = \mathbf{A}_{n-1} \mathbf{P}_{n-1} \mathbf{A}^T_{n-1} + \mathbf{Q}(n) \quad (b)$$

Equações de atualização de medida

$$\mathbf{K}_n = \mathbf{P}^-_n \mathbf{H}^T_n (\mathbf{H}_n \mathbf{P}^-_n \mathbf{H}^T_n + \mathbf{R}_n)^{-1} \quad (a)$$

$$\mathbf{x}_n = \mathbf{x}^-_n + \mathbf{K}_n (\mathbf{y}_n - \mathbf{H}_n \mathbf{x}^-_n) \quad (b) \quad 3.8$$

$$\mathbf{P}_n = \mathbf{I} - \mathbf{K}_n \mathbf{H}_n \mathbf{P}^-_n \quad (c)$$

Então, para atualizar a medida a primeira tarefa é calcular o ganho de Kalman. Em seguida deve-se medir o processo para gerar um estimador de estado a posteriori incorporando a medida. Finalmente deve-se obter um estimador de covariância de erro posteriori. Após isso, o processo é repetido com a estimativa a posteriori anterior usada para predizer a nova estimativa a priori. Tal operação é mostrada na Figura 3.18 [55].

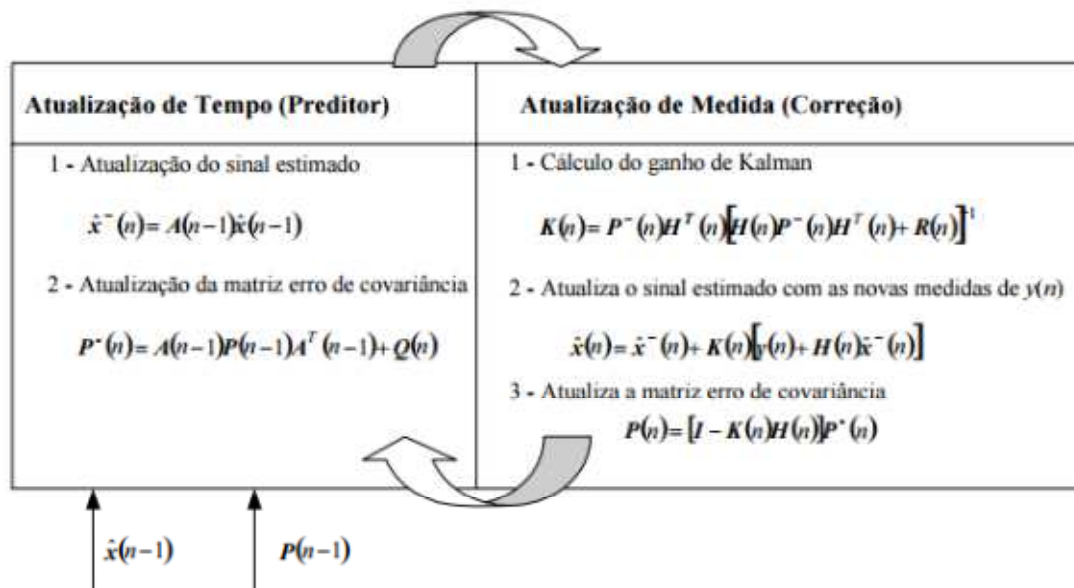


Figura 3.18 - Esquema de funcionamento do filtro de Kalman [55].

O algoritmo computacional para este filtro pode ser representado como segue:

1. Cálculo das estimativas iniciais: $\mathbf{x}(0)$ e $\mathbf{P}^-(0)$.
2. Para $n = 1, 2, 3, \dots$ Faça
 - a. $\mathbf{x}^-_n = \mathbf{A}_{n-1} \cdot \mathbf{x}_{n-1}$
 - b. $\mathbf{P}^-_n = \mathbf{A}_{n-1} \cdot \mathbf{P}_{n-1} \cdot \mathbf{A}^T_{n-1} + \mathbf{Q}(n)$
 - c. $\mathbf{K}_n = \mathbf{P}^-_n \cdot \mathbf{H}^T_n \cdot [\mathbf{H}_n \cdot \mathbf{P}^-_n \cdot \mathbf{H}^T_n + \mathbf{R}_n]^{-1}$
 - d. $\mathbf{x}_n = \mathbf{x}^-_n + \mathbf{K}_n \cdot [\mathbf{y}_n - \mathbf{H}_n \cdot \mathbf{x}^-_n]$
 - e. $\mathbf{P}_n = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_n \mathbf{H}_n] \cdot \mathbf{P}^-(n)$

Fim.

4. SOLUÇÃO PROPOSTA

Para implementação do FKE é necessário que exista um modelo matemático na forma de um espaço de estados, tanto do sinal de entrada, quanto do sinal que se pretende extrair (ruído) do sinal medido. Para isso, foi escolhido o modelo demonstrado em [6] e utilizado por [7], [8] e diversos outros autores para este mesmo fim.

4.1. MODELOS UTILIZADOS

4.1.1. Modelo de ECG

O ECG tem como finalidade registrar a medição da atividade elétrica cardíaca, através de medições de campo elétrico na superfície do corpo. Para seu modelamento adotou-se o modelo de dipolo simples para a geração de eletricidade pelo coração, como explicado em [9], no qual se considera que a atividade elétrica do coração é gerada por um dipolo elétrico localizado na origem dos eixos mostrados na Figura 4.1, e propagam-se pelo volume corporal até a superfície, no qual são medidos pelos eletrodos de acordo com as derivações utilizadas.

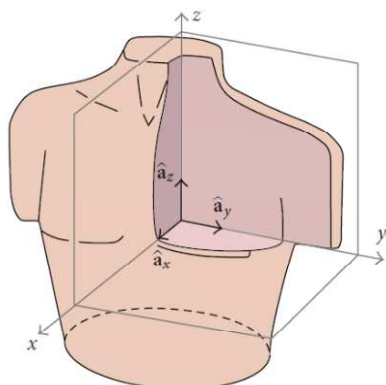


Figura 4.1 - Eixos corporais utilizados pelo modelo de dipolo elétrico cardíaco.[6]

Utilizando esses eixos, define-se o vetor dipolo elétrico como

$$\mathbf{d} t = x t \cdot \mathbf{a}_x + y t \cdot \mathbf{a}_y + z t \cdot \mathbf{a}_z \quad \text{Equação 4.1}$$

sendo:

- \mathbf{a}_x , \mathbf{a}_y e \mathbf{a}_z são os vetores unitários nas respectivas direções;
- $x t$, $y t$ e $z t$ são as intensidades do campo elétrico gerado pelo dipolo nas respectivas direções.

De acordo com [10,11], o corpo humano é um volume que atenua o campo elétrico de origem sem provocar maiores distorções. Então, um sinal de ECG que seja obtido na superfície do corpo será uma projeção linear do vetor dipolo elétrico na direção dos eletrodos utilizados, dada pela Equação 4.2, de acordo com a Equação 4.3.

$$\mathbf{v} = a, \mathbf{a}_x + b, \mathbf{a}_y + c, \mathbf{a}_z \quad 4.2$$

sendo a, b e c são os módulos das distâncias do eletrodo utilizado ao coração.

$$ECG t = \mathbf{d} t, \mathbf{v} = a, x t + b, y t + c, z t \quad 4.3$$

Dessa forma, se considerarmos o coração como sendo uma fonte dipolo, inserida dentro de um corpo condutor homogêneo, o potencial gerado por esse dipolo a uma distância r será dado pela Equação 4.4.

$$\phi t - \phi_0 = \frac{\mathbf{d} t, \mathbf{r}}{4, \pi, \sigma r^3} = \frac{1}{4, \pi, \sigma} [x t, \frac{r_x}{r^3} + y t, \frac{r_y}{r^3} + z t, \frac{r_z}{r^3}] \quad 4.4$$

sendo

- ϕ_0 é o potencial de referência;
- r é o vetor que conecta o centro do dipolo ao ponto de observação;
- σ é a condutividade elétrica do volume condutor considerado.

Lembrando que o sinal de ECG medido na superfície corporal é uma diferença de potencial entre dois pontos, a Equação 4.4 indica os coeficientes a, b e c da Equação 4.3 que são relacionados com a distância radial do eletrodo ao coração e ao volume corporal. Mesmo sabendo que o volume corporal não é homogêneo, essa aproximação não perde a característica que o sinal obtido pelos eletrodos na pele é uma mistura linear instantânea dos potenciais cardíacos. [10]

Uma representação em três dimensões, chamada de vectocardiograma (VCG) é possível de se construir caso se tenha qualquer combinação de 3 derivações linearmente independentes. Porém, de forma a se garantir uma ortonormalidade que se assemelhe o máximo possível ao vetor $\mathbf{d} t$, seleciona-se um conjunto de derivações correspondentes aos três eixos do corpo.

Tal normalidade da representação é conseguida mais precisamente a partir do conhecimento prévio do volume do corpo, uma vez que assim consegue-se atenuar as diferentes derivações, compensando a não homogeneidade do tórax [12]. O

sistema de derivações Frank [13] e o sistema de derivações Frank corrigidas [14] podem ser utilizados satisfatoriamente para isso.

Baseado no modelo de dipolo simples do coração, Dower et al, desenvolveram uma transformação para obter as 12 derivações padrões de ECG a partir dos eletrodos Frank. [15] A transformação de Dower é uma transformação linear simples, de ordem 12x3 entre as 12 derivações padrões de ECG e as três derivações de Frank, que pode ser encontrada a partir do mínimo erro médio quadrático (MMSE) para a estimativa de uma matriz de transformação entre os dois conjuntos de eletrodos.

A transformação é influenciada pela localização dos eletrodos das gravações e da atenuação do volume do corpo condutor, com respeito a cada eletrodo [16]. A transformação de Dower e sua inversa [17] têm resultados evidentes do modelo de dipolo único do coração com um modelo de propagação linear do volume condutor do corpo. No entanto, uma vez que o modelo do dipolo único do coração não é uma representação perfeita da atividade cardíaca, cardiologistas geralmente usam mais de três eletrodos de ECG (entre seis a doze) para estudar a atividade cardíaca [12].

A partir do modelo do dipolo único do coração, é evidente que as diferentes derivações podem ser assumidas como sendo projeções do vetor de dipolo do coração para os eixos dos eletrodos de registro. Todas as ligações são, portanto, sincronizadas no tempo e têm uma forma quase periódica. Com base no modelo de ECG de canal simples proposto em [18], posteriormente atualizados em [7] e [19-20], o modelo dinâmico utilizado para o vetor dipolo está na Equação

$$\begin{aligned}
 \theta &= w \\
 \mathbf{d} \ t = \begin{cases} x = - \frac{\alpha_i^x, w}{(b_i^x)^2} \cdot \Delta\theta_i^x \exp - \frac{\Delta\theta_i^x}{2 \cdot (b_i^x)^2} \\ y = - \frac{\alpha_i^y, w}{(b_i^y)^2} \cdot \Delta\theta_i^y \exp - \frac{\Delta\theta_i^y}{2 \cdot (b_i^y)^2} \\ z = - \frac{\alpha_i^z, w}{(b_i^z)^2} \cdot \Delta\theta_i^z \exp - \frac{\Delta\theta_i^z}{2 \cdot (b_i^z)^2} \end{cases} & \quad 4.5
 \end{aligned}$$

Sendo

- $\Delta\theta_i^{x,y,z} = \theta - \theta_i^{x,y,z} \text{ mod}(2\pi)$ são os ângulos de rotação;
- $w = 2\pi \cdot f$ no qual f é a taxa cardíaca batimento por batimento;
- $\alpha_i^{x,y,z}$ são as amplitudes das funções gaussianas cuja soma modela as coordenadas do vetor dipolo;
- $b_i^{x,y,z}$ são as larguras de cada função gaussiana.

A primeira dessas equações gera uma trajetória circular que rotaciona a uma frequência igual à frequência cardíaca. Cada uma das 3 coordenadas do vetor dipolo é modelada como uma soma de funções gaussianas com amplitudes $\alpha_i^{x,y,z}$ e larguras $b_i^{x,y,z}$ localizadas nos ângulos rotacionais $\theta_i^{x,y,z}$ [20-22].

A ideia por trás dessas equações é que a linha de base de cada uma das coordenadas do dipolo é empurrada para cima e para baixo, como a trajetória mais próxima dos centros das funções gaussianas, gerando um vetor de movimento de comprimento variável no espaço. Tal modelo pode ser tornado mais realista, caso se adicione variáveis aleatórias aos parâmetros das equações 4.5, gerando dipolos cardíacos mais realistas com variações entre os batimentos.

Esse modelo de vetor dipolo rotativo é bastante geral, uma vez que devido à propriedade de aproximação universal das misturas gaussianas, qualquer função contínua (como o vetor dipolo é assumido) pode ser modelada através de um número suficiente de funções gaussianas para deixar a aproximação arbitrariamente adequada [23].

As equações 4.5 podem ser utilizadas como um modelo para estimar as coordenadas ortogonais do VCG, com um fator de escalonamento adequado devido às atenuações do volume do condutor. Essa analogia pode estimar os parâmetros das equações 4.5 a partir das três derivações de Frank de VCG. Como ilustração, os sinais gravados a partir das derivações de Frank e o vetor dipolo modelado pelas equações 4.5, estão representados graficamente nas Figuras 4.2 e 4.3, utilizando os parâmetros da Tabela 4.1.

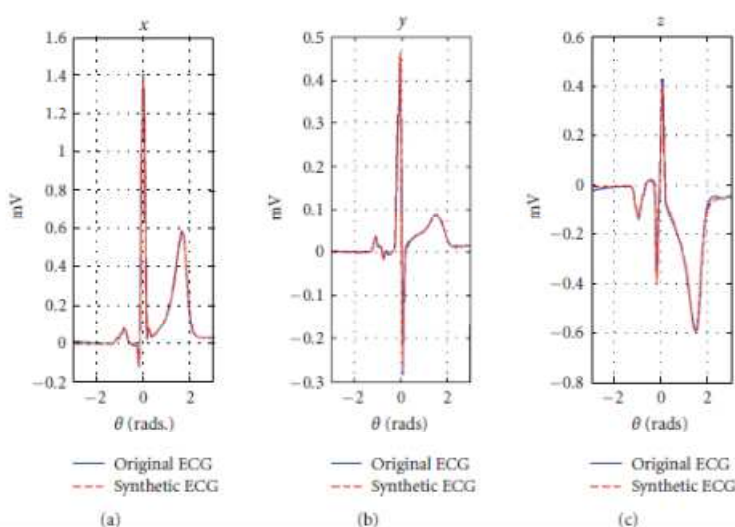


Figura 4.2- Sinal de ECG sintético obtido pelos eletrodos nas derivações de Frank

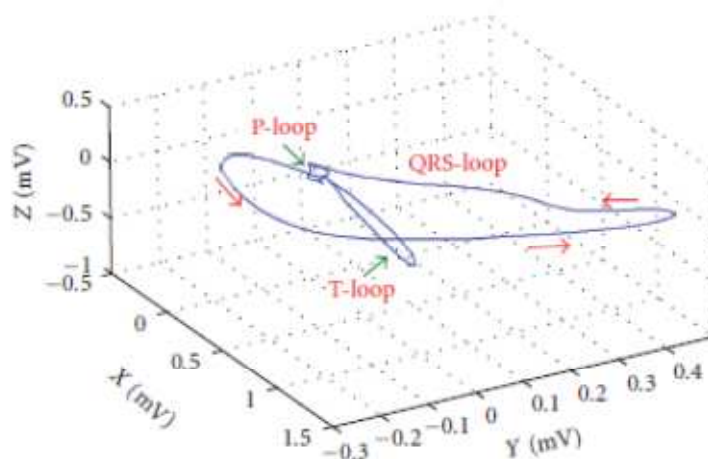


Figura 4.3 - Trajetória típica de um VCG sintético. AS setas indicam o sentido de rotação. Cada derivação clínica é produzida pelo mapeamento dessa trajetória para um vetor unidimensional no espaço 3D.

Índice(<i>i</i>)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
α_i^x (mV)	0,03	0,08	-0,13	0,85	1,11	0,75	0,06	0,10	0,17	0,39	0,03
b_i^x (rads)	0,09	0,11	0,05	0,04	0,03	0,03	0,04	0,60	0,30	0,18	0,50
θ_i (rads)	-1,09	-0,83	-0,19	-0,07	0,00	0,06	0,22	1,20	1,42	1,68	2,90
α_i^y (mV)	0,04	0,02	-0,02	0,32	0,51	-0,32	0,04	0,08	0,01	-	-
b_i^y (rads)	0,07	0,07	0,04	0,06	0,04	0,06	0,45	0,30	0,50	-	-
θ_i (rads)	-1,10	-0,90	-0,76	-0,11	-0,01	0,07	0,80	1,58	2,90	-	-
α_i^z (mV)	-0,03	-0,14	-0,04	0,05	-0,40	0,46	-0,12	-0,20	-0,35	-0,04	-
b_i^z (rads)	0,03	0,12	0,04	0,40	0,05	0,05	0,80	0,40	0,20	0,40	-
θ_k (rads)	-1,10	-0,93	-0,70	-0,40	-0,15	0,10	1,05	1,25	1,55	2,80	-

Tabela 4.1 - Parâmetros do modelo sintético apresentado na Equação 5 para os ECG e VCG mostrado nas Figuras 4.4 e 4.5

Esses parâmetros foram estimados a partir do melhor ajuste do MMSE entre as N funções gaussianas e o sinal das derivações de Frank. E como podemos ver na Tabela 4.1, o número de funções gaussianas não é necessariamente o mesmo para todos os canais, e pode ser selecionado de acordo com a forma do canal desejado.

As Equações 4.5 representam o modelo dinâmico de um vetor dipolo do coração, ou equivalentemente os registros de VCG ortogonais. Com relação à utilização deste modelo em gravações realísticas de sinais de ECG multicanais, medidos a partir da superfície do corpo, é necessário um modelo adicional que considere a propagação do sinal pelo volume condutor, possíveis rotações, atenuações e ainda os ruídos inerentes à medição do ECG. Assim, temos a Equação

$$ECG_t = H, R, \Lambda, s_t + W(t) \quad 4.6$$

Sendo

- ECG_t $_{NX1}$ contém os canais de ECG gravados das N derivações;
- $s(t)$ contém as 3 componentes x_t, y_t, z_t T do vetor dipolo $\mathbf{d}(t)$;

- $H_{N \times 3}$ corresponde ao volume condutor do corpo(como uma matriz de transformação de DOWER);
- $\Lambda_{3 \times 3} = \text{diag}(\lambda_x, \lambda_y, \lambda_z)$ é uma matriz diagonal para redimensionar o dipolo em cada uma das direções;
- $R_{3 \times 3}$ é a matriz de rotação do vetor dipolo.
- $W(t)$ é o ruído para cada uma das derivações.

Observação: H, R e Λ são funções do tempo.

A representação na Equação 4.6 tem a vantagem que as características estacionárias da condução pelo volume corporal, que dependem da localização dos eletrodos de ECG e da condutividade dos tecidos do corpo podem ser consideradas em H , enquanto os movimentos entre as batidas do coração podem ser considerados em R e Λ , o que significa que em um estudo a longo prazo os valores esperados dessas grandezas podem ser considerados como a identidade.

Para ajustar o modelo a gravações reais de ECG recorreu-se à analogia entre o vetor dipolo e as gravações ortogonais de VCG, determinando assim o número e forma das funções gaussianas a serem usadas. Essa estimativa exige um conjunto de derivações ortogonais como as de Frank, para calibração dos parâmetros.

Existem diferentes abordagens para a estimativa dos parâmetros das funções gaussianas. O método dos mínimos erros quadrados não linear foi sugerido em [20,22] e tem se mostrado uma abordagem eficaz. Por outro lado, alguns usam a abordagem do A^* optimization, adotada em [23] ou o benefício dos algoritmos desenvolvidos por *funções bases radiais* no contexto das redes neurais. [24]

Considerando que as equações 4.5 são um tipo de representação canônica de vetor dipolo do coração no qual as amplitudes dos termos das gaussianas não são os mesmos que os registrados na superfície do corpo, sua utilização para geração de ECG's sintéticos possui uma indeterminação entre as escalas das entradas de $s(t)$ e a matriz H , uma vez que só se poderia medir o verdadeiro vetor dipolo invasivamente.

Para resolver isso, sem perder a generalidade, sugere-se assumir que o vetor dipolo tem amplitudes específicas, baseando-se em conhecimentos a priori da forma de onda dos VGC em cada uma de suas três coordenadas, utilizando um modelo realista do torso. [25]

A matriz H da Equação 4.6 depende da posição desses eletrodos, portanto, para estimá-la, primeiro calculam-se os parâmetros ótimos das derivações de Frank de uma dada base de dados. Em seguida, a matriz H é estimada usando o MMSE

entre o vetor dipolo sintético e o ECG da base. E, utilizando as premissas que $E_t R = I e E_t \Lambda = I$, a solução do problema MMSE é dada por

$$H = E_{ECG t, s t^T} E_{s t, s t^T}^{-1} \quad 4.7$$

O termo w inserido na Equação 4.5 é um parâmetro que varia no tempo, e depende de fatores fisiológicos, como a velocidade de propagação da onda elétrica no músculo cardíaco ou da variabilidade da frequência cardíaca (HRV)[18]. Além disso, como a fase do ciclo respiratório pode ser derivada a partir do ECG (ou de amplificação da alteração de impedância no tórax) e Λ é passível de variar por causa da respiração, é lógico que uma estimativa de Λ ao longo do tempo pode ser feita a partir de tais medições.

Uma questão importante que deve ser considerada na modelagem de sinais de ECG mais próximos dos reais é o modelamento do ruído. De acordo com [26] os ruídos mais comuns de alta amplitude que não podem ser removidos por uma filtragem simples por banda de frequência são:

- Variação da linha de base – *Baseline Wander* (BW);
- Artefatos musculares – *Muscle Artifact* (MA);
- Movimento dos eletrodos – *Electrode Movement* (EM);

Esses ruídos são tipicamente não estacionários no tempo e coloridos no espectro (possuem termos longos de correlação). Isso significa que um ruído branco ou um ruído colorido estacionário no tempo são insuficientes para modelar o ruído do ECG. Por isso, na prática, os pesquisadores utilizam os ruídos reais, como os encontrados nos bancos de dados do MIT-BIH [27,28], com diferentes relações sinais-ruídos.

No entanto, modelos paramétricos como os modelos AR variantes no tempo podem ser usados para gerar ruídos no sinal de ECG realistas que seguem a não estacionariedade no tempo e a forma espectral do ruído verdadeiro.

Existem várias abordagens para a estimação dos parâmetros AR variantes no tempo. A abordagem que foi utilizada nesse trabalho é a de reformular o problema da estimação AR na forma padrão de um filtro de Kalman [29], como foi feito em uma abordagem semelhante utilizada eficazmente para análise da variação da HRV [31].

Para a série de tempo y_n , um modelo variante no tempo AR de ordem p pode ser descrito como

$$y_n = -y_{n-1}, y_{n-2}, \dots, y_{n-p} \cdot \begin{matrix} a_{n1} \\ \vdots \\ a_{np} \end{matrix} + v_n \quad 4.8$$

Na qual v_n contém a entrada de ruído branco e os a_{ni} ($i = 1, \dots, P$) são os coeficientes dos P parâmetros variantes no tempo da instância de n ;

E definindo $\mathbf{x}_n = a_{n1}, a_{n2}, \dots, a_{np}$ ^T como sendo o vetor de estados e $\mathbf{h}_n = -y_{n-1}, y_{n-2}, \dots, y_{n-p}$ ^T podemos reformular o problema da estimação dos parâmetros AR na forma de Kalman como

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{n+1} &= \mathbf{x}_n + \mathbf{w}_n \\ \mathbf{y}_n &= \mathbf{h}_n^T \mathbf{x}_n + v_n \end{aligned} \quad 4.9$$

sendo \mathbf{w}_n um vetor gaussiano branco.

Nas Equações 4.9, assumimos que a evolução temporal dos parâmetros AR variante no tempo segue um modelo de caminho aleatório com o ruído de gaussiano branco \mathbf{w}_n . Essa abordagem é um pressuposto convencional e prático no contexto do filtro de Kalman, quando não há uma informação a priori sobre a dinâmica do vetor de estados [29].

Para resolver as equações padrões do filtro de Kalman [29] precisamos de uma estimativa inicial do vetor de estados $\mathbf{x}_0 = E\{\mathbf{x}_0\}$, da matriz de covariância $P_0 = E\{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_0^T\}$, da matriz de covariância do processo $Q_n = E\{\mathbf{w}_n, \mathbf{w}_n^T\}$ e da matriz de covariância do ruído $r_n = E\{v_n, v_n^T\}$.

A variável \mathbf{x}_0 pode ser estimada a partir de modelo global apropriado (variante no tempo) com todas as amostras de y_n e sua matriz de covariância (P_0) pode ser selecionada suficientemente grande para indicar a imprecisão da estimativa inicial. Os efeitos desses estados iniciais possuem importância menor e geralmente desaparecem com o tempo, de acordo com algumas propriedades gerais de convergência dos KF.

Ao considerar que os parâmetros AR não são correlacionados, a matriz de covariância de Q_n pode ser selecionada como uma matriz diagonal. A seleção das entradas desta matriz depende da extensão da não estacionariedade de y_n . Para ruídos quase estacionários, as entradas diagonais de Q_n são bastante pequenas, enquanto que para ruídos altamente não-estacionários, eles são grandes. Geralmen-

te, a seleção dessa matriz é uma solução de compromisso entre a taxa de convergência e estabilidade. Finalmente, r_n é selecionado de acordo com a variação desejada do ruído de saída.

Tendo um modelo AR variável no tempo é possível gerar ruídos com diferentes variações. Como uma ilustração, na Figura 4.4 um segmento de um minuto de BW com taxa de amostragem de 360 Hz, tomadas a partir de do NSTB [27,30] e o ruído BW sintético gerado pelo método proposto estão apresentados.

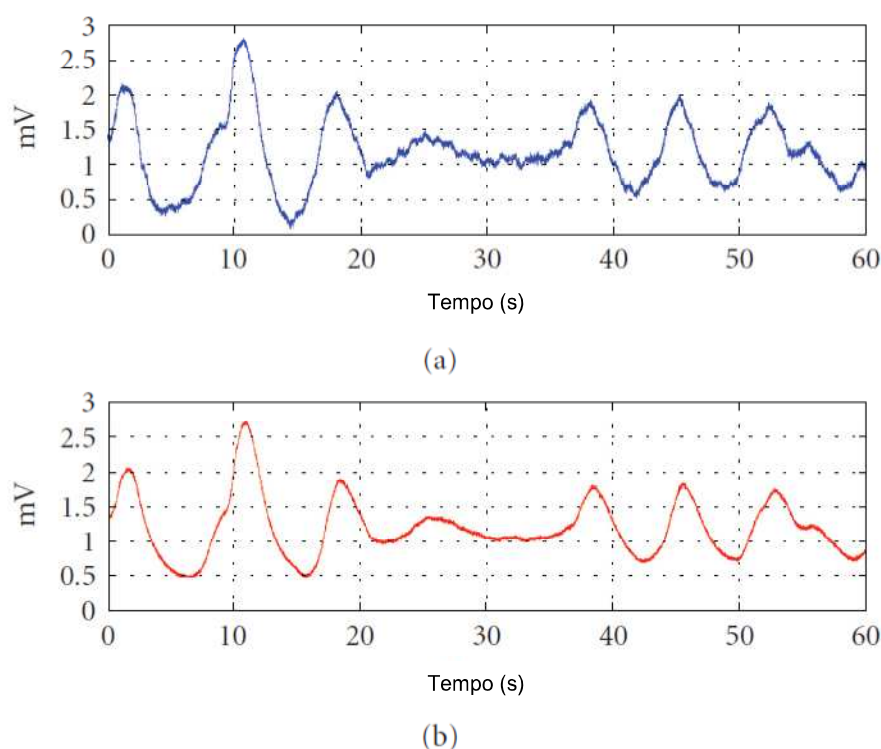


Figura 4.4 - Segmento típico de ruído BW no ECG. (a) original. (b) sintético.

Ao utilizar a estrutura KF também é possível monitorar a estacionariedade dos sinais Y_n e atualizar os parâmetros AR, uma vez que eles tendem a se tornar não estacionários. Para isso, deve-se monitorar a variância do sinal de inovação e os vetores de estado do KF (ou os parâmetros AR) devem ser atualizados sempre que a variância dos aumentos da inovação passarem de um valor pré-definido [31].

Para os estudos nos quais uma medição contínua do efeito do ruído colorido é requerida, a forma de onda do espectro do ruído de saída também pode ser manipulada através da alteração dos polos do modelo AR variante no tempo sobre o círculo unitário, o qual é idêntico a deformação do eixo da frequência da resposta do filtro AR [33].

Para geração do ECG de uma pessoa adulta, utilizamos os parâmetros da Tabela 4.1 e a frequência cardíaca de 0.9Hz ou 54 BPM. Por simplicidade, utiliza-se, na Equação 4.4, $\sigma = \frac{1}{4.\pi}$. Na Tabela 4.2 temos a posição dos eletrodos e do coração utilizados no modelo. Utilizando as equações 4.3 e 4.4, a Tabela 4.2 e a condutividade, calcula-se os coeficientes da transformação do vetor dipolo em cada eixo do ECG, como mostrado na Tabela 4.3.

Index	Derivações abdominais					Pares de derivações torácicas						Localização do coração
	1	2	3	4	5	6+	6-	7+	7-	8+	8-	
x(cm)	-5	-5	-5	-5	-5	-10	-35	-10	-10	-10	-10	-25
y(cm)	-7	-7	7	7	-1	10	10	0	10	10	10	7
z(cm)	7	-7	7	-7	-5	18	18	15	15	17	24	20

Tabela 4.2 - Posição dos eletrodos e do coração utilizadas.

$$H_m^T = 10^{-3} \begin{bmatrix} 0,23 & -0,30 & 0,76 & -0,18 & -0,15 & 12,41 & -0,70 & -0,20 \\ -0,46 & -0,09 & 0,20 & 0,20 & -0,02 & -1,68 & -2,07 & -0,04 \\ -0,05 & 0,01 & -0,39 & -0,14 & -0,13 & 1,12 & 0,23 & -2,21 \end{bmatrix}$$

Tabela 4.3 - Valores da matriz H_m

O próximo passo é a geração de um sinal de ruído de ECG realístico. Para isso, uma mistura de ruídos de um minuto foi produzida pela soma normalizada de variações da linha de base reais, artefatos musculares e ruídos de movimento de eletrodo do NSTDB [27,31]. Os coeficientes AR variantes no tempo descritos anteriormente podem ser calculados para essa mistura.

Pode-se agora gerar diferentes instâncias do ruído sintético de ECG usando diferentes instâncias de ruído branco na entrada do modelo variante no tempo AR. Porções normalizadas desse ruído podem ser adicionadas ao ECG sintético para alcançar a relação sinal ruído desejada.

4.1.2. Modelo do Desfibrilador Externo Automático

O modelo proposto é composto por três módulos funcionais: o analisador de sinal, o de carga e o de descarga. A interface é feita através da área de trabalho do Matlab, no qual é solicitado o nome do arquivo de ECG. Após o recebimento dos dados, o analisador de sinal aplica o algoritmo de Pan-Tompkins [35] de forma a extrair a frequência cardíaca do paciente.

Após isso, será utilizado o algoritmo CPLX [36] para detecção de taquicardia/fibrilação ventricular que extrai a complexidade do sinal de ECG. Caso o valor desta complexidade seja maior que o proposto em [37] e a frequência cardíaca esteja acima do considerado normal para a idade e condição do paciente, o analisador de sinal envia o sinal para o módulo de carga iniciar o processo de obtenção da energia necessária.

O analisador de sinal foi implementado através de código Matlab estruturado segundo o padrão de design *Pipes and Filters*, conforme mostrado na Figura 4.5. Cada fase do processamento foi dividida em um filtro e um módulo *ErrorHandler* que captura, relata e processa cada erro existente durante o processamento do sinal.

Todas as fases do processamento do sinal, desde normalização do sinal até a obtenção dos intervalos RR pode ser visualizada com gráficos gerados automaticamente.

Após o processamento do sinal ter sido acabado, sua complexidade é calculada através do algoritmo de Lempel-Ziv. Quão maior o valor da complexidade, mais caótico é o sinal de ECG, sendo mais próximo do sinal típico de uma das arritmias de interesse para o tratamento utilizando o DEA.

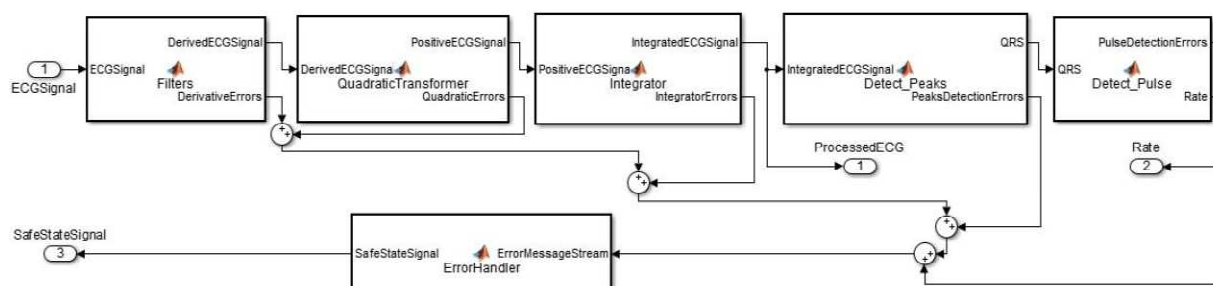


Figura 4.5 - Decomposição do módulo do analisador de sinal.

Caso o módulo do analisador de sinal solicite o início da obtenção da energia para a desfibrilação, o módulo de carga descrito na Figura 4.6 inicia o carregamento do capacitor C1, feito através de um conversor Flyback controlado por um PWM (Pulse Width Modulation – modulação por largura de pulso) e o fechamento da chave S1 e mantendo-se a chave S2 em aberto. Devido à natureza indutiva do circuito fez-se necessário o projeto de um snubber dissipativo a fim de diminuir os picos de tensão que reduzem a vida útil do circuito.

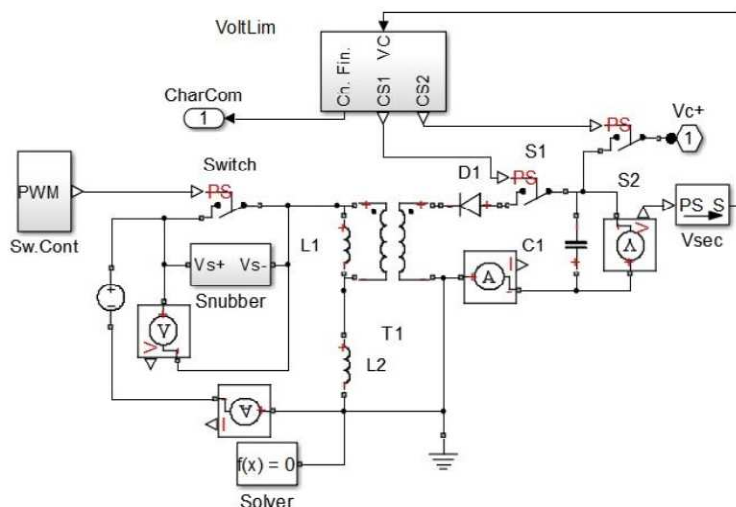


Figura 4.6 - Módulo de carga

Na parte superior da Figura 4.6 tem-se o bloco VoltLim que é apresentado em detalhes na Figura 4.7. Esse bloco é o responsável pela quantidade de energia disponibilizada pelo módulo de carga ao módulo de descarga. Ele recebe como parâmetro a variável Vcin da área de trabalho do Matlab e compara com tensão Vsec, medida do capacitor de carga C1.

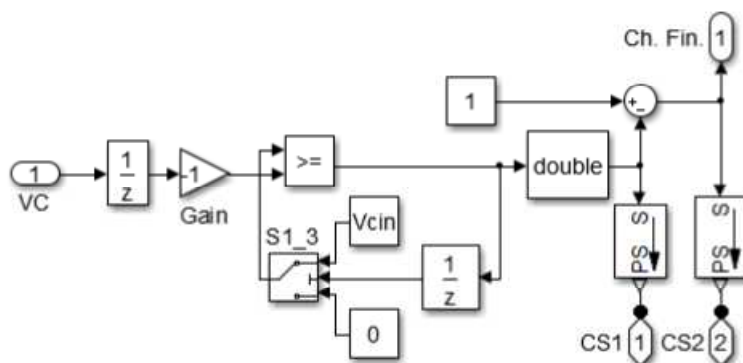


Figura 4.7 - Controlador da tensão de carga.

De forma a diminuir as correntes que circulam pelo circuito, e consequentemente as perdas por efeito Joule e diminuição dos esforços elétricos dos componentes, dividiu-se a tensão necessária em quatro módulos de carga idênticos. Além dessa motivação, também se levou em conta a possibilidade de falha de algum dos componentes, de forma a não impedir o funcionamento imediato do aparelho. Esta divisão aparece na Figura 4.8, no qual também se observa o envio do sinal Charge_Finished.

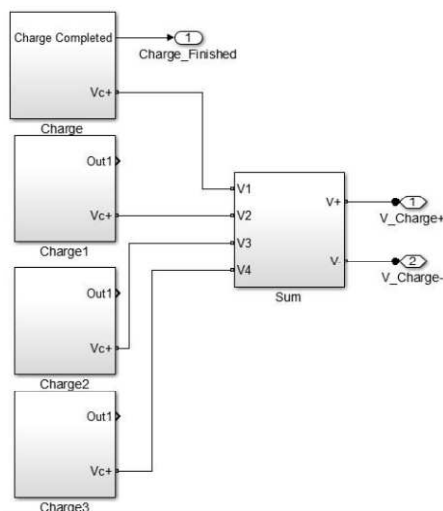


Figura 4.8 - Arquitetura utilizada para obtenção da tensão necessária.

O sinal *Charge_Finished* é utilizado para iniciar a descarga no último dos módulos do modelo, o módulo de descarga constante na Figura 4.9. Esse módulo tem como função entregar a energia necessária ao tórax do paciente em fibrilação/taquicardia ventricular. A forma de onda utilizada é a exponencial bipolar truncada, devido a sua maior eficiência, conforme [38]. Para isso deve-se garantir que os dois braços da ponte H utilizada nunca conduzam simultaneamente, o que levaria a um curto-circuito sobre o paciente.

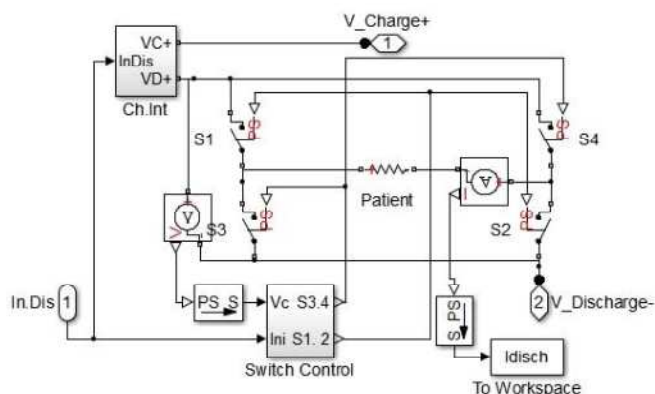


Figura 4.9 - Módulo de descarga

Para garantir esse funcionamento, projetou-se o bloco *Switch Control* que recebe o sinal *Charge_Finished*. Este sinal é utilizado para garantir que a descarga só seja iniciada quando o processo de carga terminar. A configuração interna desse bloco aparece na Figura 4.10 no qual estão presentes comparadores, para fornecimento do nível de tensão o mais próximo possível do desejado, e um Latch DQ, utilizado para manter o estado da chave durante o processo de descarga.

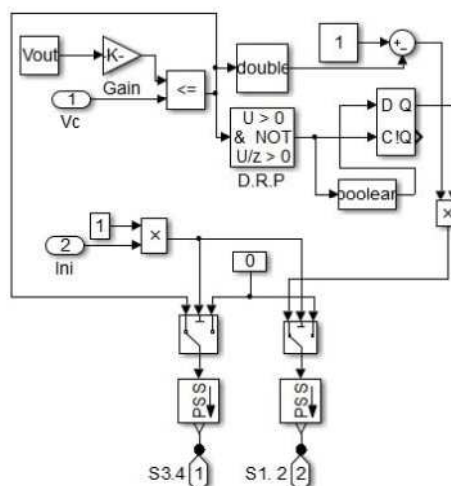


Figura 4.10 - Controlador das chaves do módulo de descarga.

O ganho K é responsável pela quantidade de energia entregue durante cada polaridade da onda bipolar. Nessa aplicação, optou-se por entregar metade da energia no ciclo positivo da onda, quando invertemos os braços da ponte H que conduzem a corrente, trocando assim a polaridade da onda bipolar. A forma de onda da corrente entregue ao paciente, bem como a tensão no capacitor de descarga estão representadas na Figura 4.11.

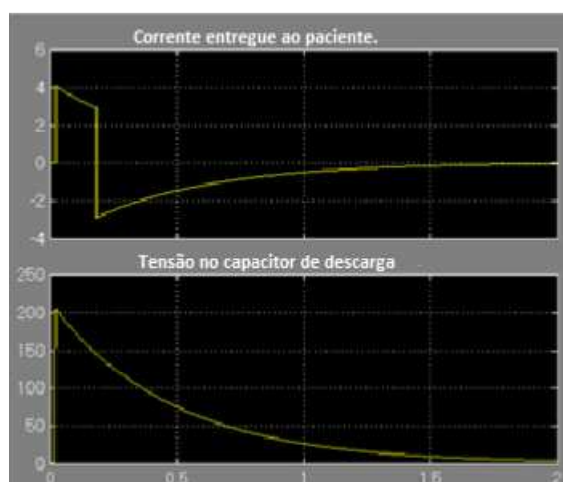


Figura 4.11 - Formas de onda da corrente entregue ao paciente e da tensão sobre o capacitor de descarga.

5. RESULTADOS OBTIDOS.

Mediu-se a acurácia e a seletividade do filtro com relação à detecção dos complexos QRS, com o sinal puro e após a contaminação com ruído, antes e depois da filtragem. Considerou-se um verdadeiro positivo, um batimento que tenha sido detectado dentro de um intervalo de confiança de 5% da frequência de operação do filtro (250 Hz). Os falsos negativos são a diferença entre o número de batimentos do gabarito e os verdadeiros positivos, enquanto os falsos positivos são a diferença entre o número de batimentos detectados e os verdadeiros positivos.

Com esses valores, calculou-se a seletividade da detecção de acordo com a Equação

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \quad 5.1$$

Após isso, calculou-se a acurácia da detecção de acordo com a definição da predição positiva (PPV) constante na Equação 5.2a, e em seguida utilizou-se a Equação 5.2b

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad 5.2a$$

$$Acc = \frac{2 \cdot Se \cdot PPV}{Se + PPV} \quad 5.2b$$

Com isso, obteve-se a Tabela 5.1 relativa à seletividade da detecção para os sinais oriundos da base de dados.

Seletividade da detecção (em porcentagem)			
Sinal	No sinal puro	No sinal contaminado pelo ruído	No sinal filtrado
100	99,21	99,21	99,21
101	99,47	99,47	99,47
102	96,85	96,76	96,85
103	99,71	99,71	99,71
104	93,42	92,98	94,85
105	92,26	91,93	93,27
106	73,38	73,43	73,19
107	98,50	94,15	99,67

108	57,57	51,81	68,06
109	98,38	97,95	98,86
111	98,17	97,28	98,83
112	99,49	99,45	99,57
113	99,67	99,67	99,67
114	98,09	93,11	98,25
115	99,59	99,59	99,59
116	94,25	94,25	94,34
117	98,57	98,57	98,70
118	96,82	96,48	96,82
119	61,81	63,10	76,00
121	98,99	97,60	99,31
122	99,92	99,92	99,92
123	99,80	99,80	99,80
124	98,59	98,35	97,61
200	63,37	61,36	62,97
201	80,22	78,30	79,82
202	79,20	78,03	78,50
203	58,15	56,54	56,79
205	96,70	96,78	97,34
207	70,25	68,65	71,93
208	45,36	44,70	50,86
209	75,90	75,25	75,28
210	82,37	82,30	81,92
212	94,42	93,92	94,24
213	39,03	34,51	37,79
214	87,71	87,45	87,67
215	37,37	32,40	35,55
217	91,88	91,48	93,11
219	86,71	86,71	86,67
220	96,47	96,22	96,13
221	80,53	80,41	80,49
222	70,48	69,64	70,17

223	84,02	83,91	83,79
228	84,43	82,42	85,13
230	91,48	91,48	91,48
231	78,10	78,10	78,10
232	97,79	97,46	98,13
233	47,56	45,56	49,24
234	98,33	98,33	98,33

Tabela 5.1 - Seletividade da detecção dos complexos QRS

Obteve-se também a Tabela 5.2, relativa á acurácia da detecção dos complexos QRS dos sinais da base de dados.

Acurácia da detecção (em percentagem)			
Sinal	No sinal puro	No sinal contaminado pelo ruído	No sinal filtrado
100	99,58	99,58	99,58
101	99,68	99,68	99,65
102	97,00	96,91	97,00
103	99,83	99,83	99,83
104	95,11	94,71	96,56
105	95,53	95,30	96,26
106	84,55	84,58	84,47
107	98,55	94,24	99,77
108	59,02	53,29	69,43
109	98,89	98,47	99,25
111	98,40	97,58	98,99
112	99,71	99,67	99,76
113	99,80	99,80	99,80
114	98,85	93,86	99,09
115	99,77	99,77	99,77
116	96,94	96,94	97,02
117	98,66	98,66	98,76
118	98,37	97,99	98,34
119	69,89	71,41	84,91

121	99,22	98,02	99,60
122	99,86	99,94	99,94
123	99,87	99,87	99,87
124	98,98	98,80	98,03
200	76,50	74,31	74,26
201	88,88	87,16	88,73
202	88,37	87,59	87,93
203	72,30	70,66	71,36
205	97,97	97,99	98,63
207	79,04	77,28	79,85
208	58,23	57,37	64,73
209	86,28	85,86	85,88
210	90,19	89,98	89,90
212	97,11	96,84	97,02
213	56,05	51,21	54,81
214	93,26	92,98	93,32
215	54,40	48,92	52,44
217	94,81	94,43	96,08
219	92,86	92,86	92,84
220	98,15	98,03	97,98
221	88,93	88,82	89,15
222	82,66	82,09	82,46
223	91,20	91,10	91,13
228	90,87	88,88	91,65
230	95,53	95,53	95,53
231	87,68	87,68	87,68
232	98,72	98,14	98,92
233	62,40	60,81	65,36
234	99,14	99,14	99,14

Tabela 5.2 - Acurácia da detecção dos complexos QRS

De forma a sumarizar melhor esses resultados, a Figura 5.1 mostra graficamente a variação percentual da seletividade da detecção, utilizando os sinais de ECG antes e depois da filtragem.

Variação da Seletividade da detecção

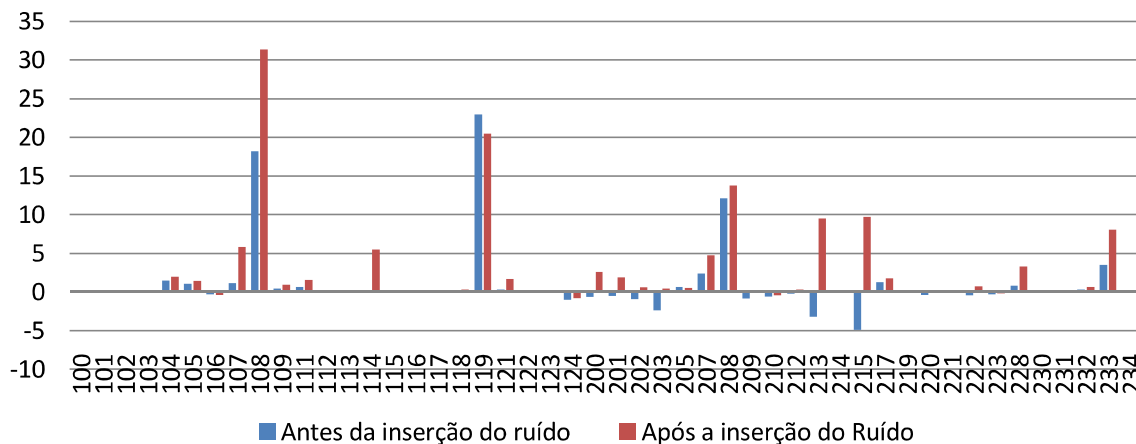


Figura 5.1 - Variação percentual da seletividade da detecção

Da mesma maneira, a Figura 5.2 demonstra a variação da acurácia da detecção dos complexos QRS, antes e depois da filtragem.

Variação da Acurácia da detecção

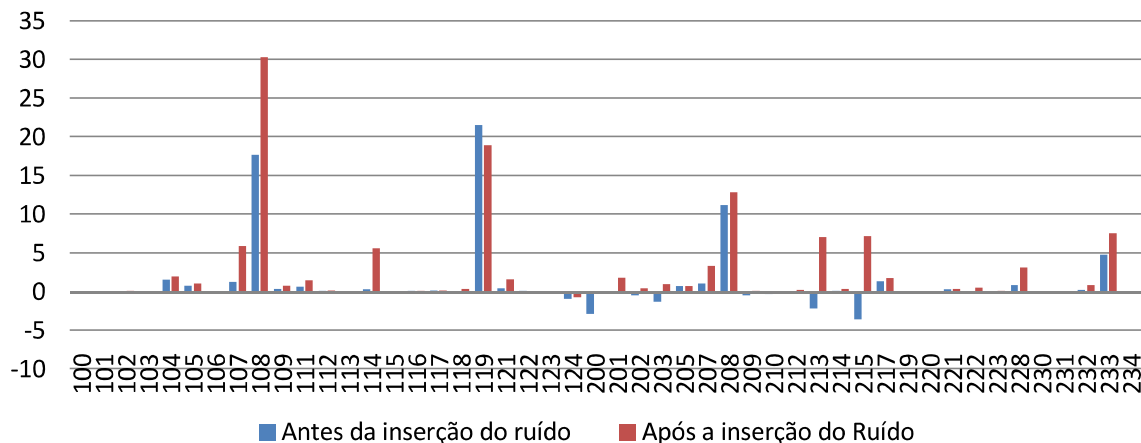


Figura 5.2 - Variação percentual da acurácia da detecção

Nestas Figuras verifica-se que, referindo-se à seletividade, temos uma melhoria média de 2% entre o sinal puro e o filtrado em aproximadamente 70% dos casos, e de 3,04% em média com relação ao sinal contaminado e o filtrado, em 89% dos casos. Referindo-se à acurácia, temos com relação ao sinal puro e o filtrado uma melhora de 1,75% em 77% dos casos, e entre o sinal contaminado e o filtrado, um aperfeiçoamento de 2,54% em 96% dos casos.

Na Figura 5.3 temos a apresentação gráfica dos resultados com relação à seletividade da detecção. À esquerda, a relação entre o sinal puro e o filtrado, e à direita, a relação entre o sinal contaminado e o filtrado.

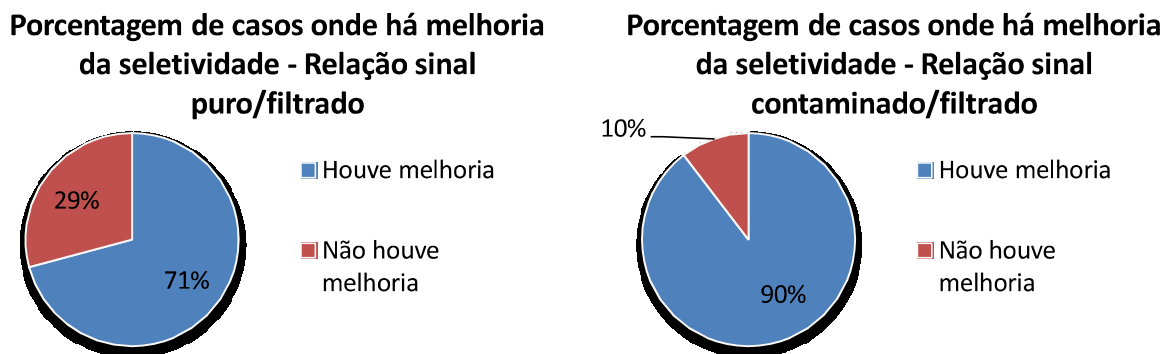


Figura 5.3 - Seletividade da seleção dos complexos QRS

Na Figura 5.4 temos a apresentação gráfica dos resultados com relação à acurácia da detecção. À esquerda, a relação entre o sinal puro e o filtrado e à direita, a relação entre o sinal contaminado e o filtrado.

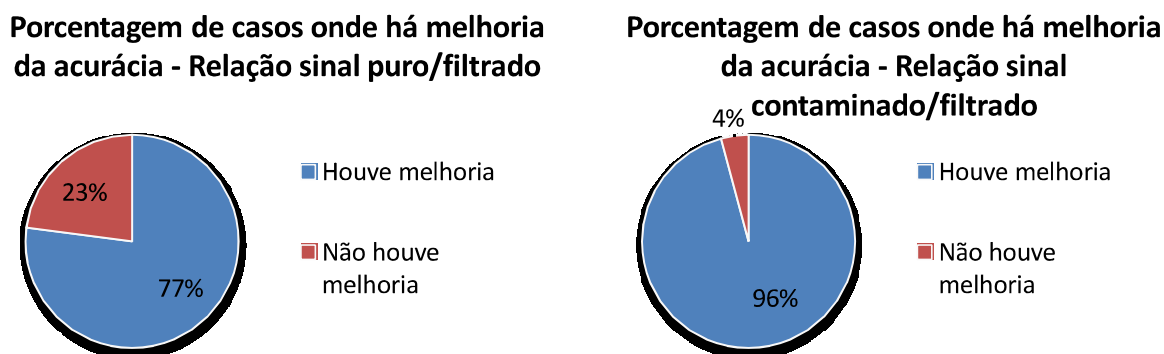


Figura 5.4 - Acurácia da seleção dos complexos QRS

Todas essas estatísticas são referentes à detecção dos complexos QRS. Seguem ainda alguns gráficos que explicitam como é feita essa detecção. Escolhemos o sinal 108, no qual houve um desempenho muito bom; o sinal 100, no qual praticamente não houve variação no desempenho e o sinal 200, no qual houve uma redução no desempenho.

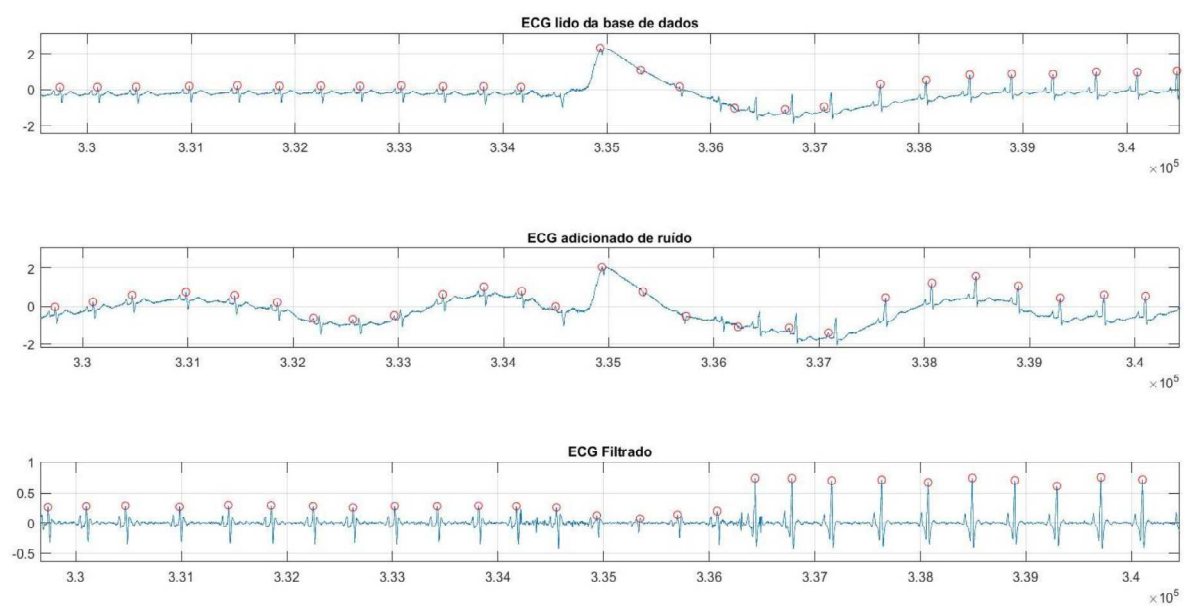


Figura 5.5 – Detecção dos complexos QRS do ECG 108.

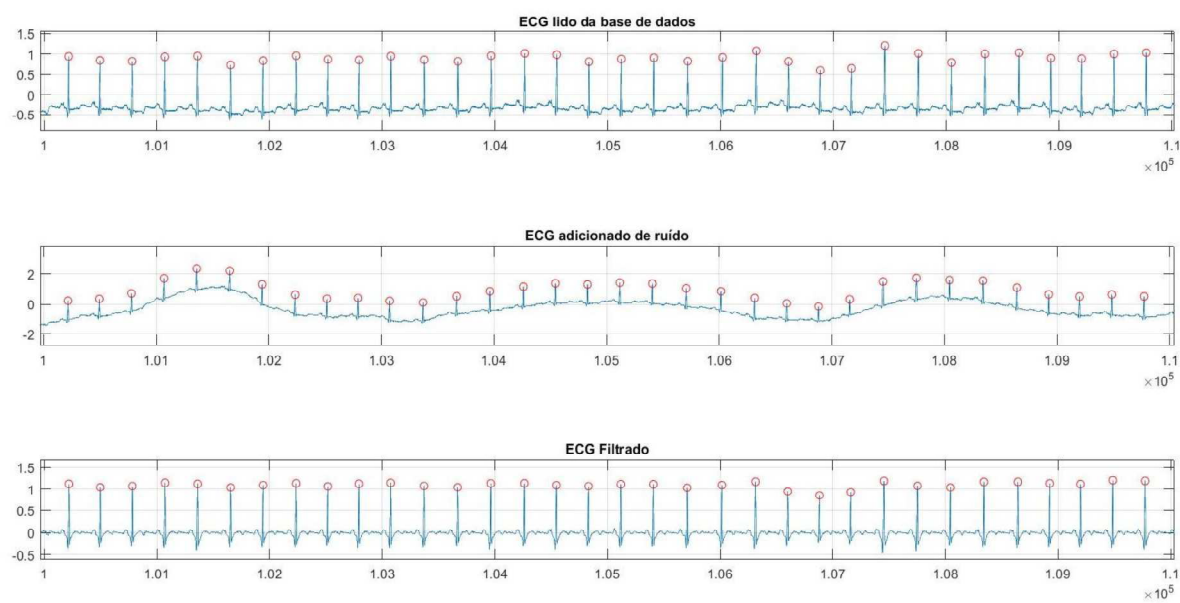


Figura 5.6 - Detecção dos complexos QRS do ECG 100

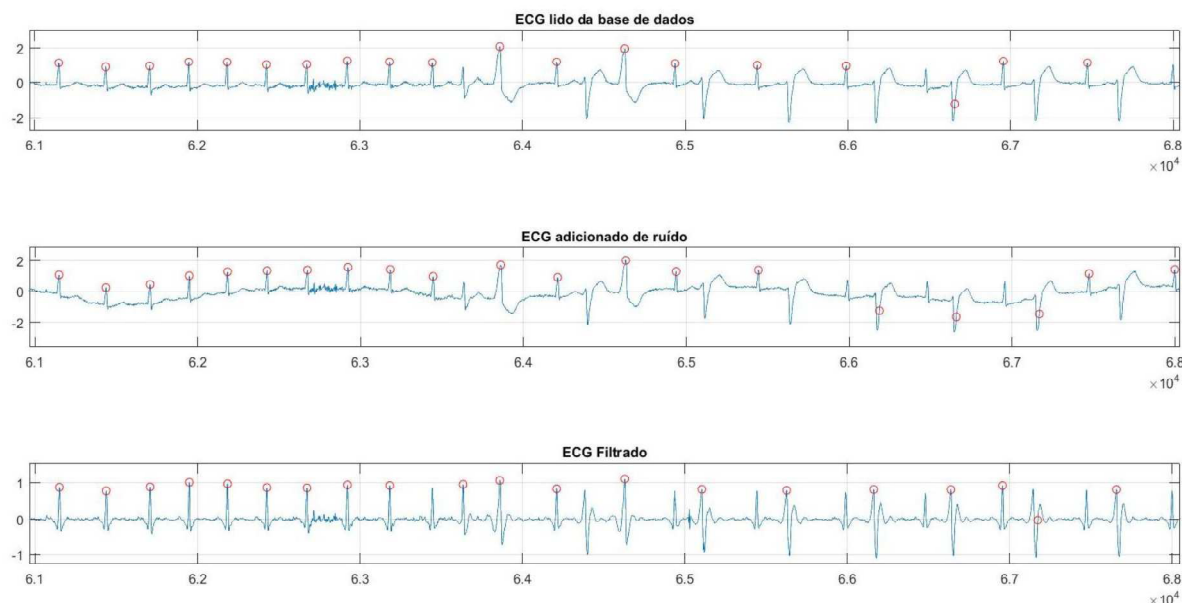


Figura 5.7 - Detecção dos complexos QRS do ECG 200

Nas Figuras fica evidenciado o comportamento estatístico de cada ECG processado. Na Figura 5.5, referente ao ECG 108, percebemos que não há no segmento escolhido, nenhum complexo QRS que foi detectado em algum dos dois gráficos superiores e não foi detectado no ultimo gráfico, como também, que o sinal filtrado ficou mais próximo do ideal.

Na Figura 5.6, relativa ao ECG 100, também não se percebe complexos QRS que tinham sido detectados e não o foram após a filtragem, porém já não vemos grande melhoria entre o ECG original e após a filtragem.

Na Figura 5.7, no qual é apresentado o ECG 200, verifica-se o melhor condicionamento do sinal, porém percebe-se no trecho da amostra 6.3 a 6.6×10^4 que dois complexos QRS foram localizados antes da filtragem e não o foram depois dela, acarretando piores parâmetros de qualidade.

Tentando-se estabelecer um motivo para a variação de desempenho, buscou-se na base de dados os tipos de batimentos existentes em cada sinal. Existe a descrição de vários tipos de problemas com os batimentos e sua localização. Com esses dados foi construída a Tabela 5.3.

Amostra	Batimentos normais	% de Bat. normais	Amostra	Batimentos normais	% de Bat. normais
100.xlsx	2238	98,50	201.xlsx	1624	79,73
101.xlsx	1859	99,31	202.xlsx	2060	96,08
102.xlsx	2126	97,08	203.xlsx	2528	81,39
103.xlsx	2081	99,62	205.xlsx	2570	96,25
104.xlsx	1542	66,78	207.xlsx	1543	64,75
105.xlsx	2525	93,90	208.xlsx	1585	52,17
106.xlsx	1506	71,85	209.xlsx	2620	85,90
107.xlsx	2077	97,15	210.xlsx	2422	90,27
108.xlsx	1738	95,39	212.xlsx	2747	99,49
109.xlsx	2491	98,34	213.xlsx	2640	80,19
111.xlsx	2122	99,58	214.xlsx	2002	87,23
112.xlsx	2536	99,53	215.xlsx	3194	94,00
113.xlsx	1788	99,67	217.xlsx	1785	78,36
114.xlsx	1819	96,35	219.xlsx	2081	90,09
115.xlsx	1952	99,59	220.xlsx	1952	94,48
116.xlsx	2301	95,12	221.xlsx	2030	82,52
117.xlsx	1533	99,74	222.xlsx	2061	78,31
118.xlsx	2165	94,17	223.xlsx	2028	76,79
119.xlsx	1542	73,71	228.xlsx	1687	78,87
121.xlsx	1860	99,25	230.xlsx	2254	91,48
122.xlsx	2475	99,92	231.xlsx	1567	78,00
123.xlsx	1514	99,80	232.xlsx	397	21,89
124.xlsx	1530	93,75	233.xlsx	2229	70,76
200.xlsx	1742	62,44	234.xlsx	2699	97,72

Tabela 5.3- Porcentagem dos tipos de batimentos existentes no sinal de ECG.

Percebe-se então que para os sinais escolhidos, o sinal 108 tem uma porcentagem de batimentos normais de 95%, o sinal 100 tem uma porcentagem de 98,5% de batimentos normais e o sinal número 200 tem apenas 62,44% de batimentos normais. Expandindo essa relação para os demais sinais, percebe-se que quanto mais batimentos normais no sinal, melhor a detecção.

Outro parâmetro de avaliação disponível nesta análise é o tempo acrescentado devido ao processamento do sinal de ECG utilizando o filtro de Kalman. Para isso, observa-se a Tabela 5.4 no qual a unidade dos tempos medidos está em segundos.

Amostra	Tempo total de processamento	Tempo p/ um minuto	Amostra	Tempo total de processamento	Tempo p/ um minuto
100.xlsx	52,62	0,88	201.xlsx	51,73	0,86
101.xlsx	51,59	0,86	202.xlsx	53,39	0,89
102.xlsx	51,61	0,86	203.xlsx	52,39	0,87
103.xlsx	52,90	0,88	205.xlsx	52,76	0,88
104.xlsx	52,79	0,88	207.xlsx	52,05	0,87
105.xlsx	52,21	0,87	208.xlsx	52,22	0,87
106.xlsx	52,12	0,87	209.xlsx	52,50	0,87
107.xlsx	51,63	0,86	210.xlsx	60,25	1,00
108.xlsx	54,36	0,91	212.xlsx	56,36	0,94
109.xlsx	51,76	0,86	213.xlsx	52,71	0,88
111.xlsx	51,71	0,86	214.xlsx	52,86	0,88
112.xlsx	51,56	0,86	215.xlsx	53,00	0,88
113.xlsx	51,56	0,86	217.xlsx	52,21	0,87
114.xlsx	52,39	0,87	219.xlsx	52,27	0,87
115.xlsx	52,10	0,87	220.xlsx	52,35	0,87
116.xlsx	52,03	0,87	221.xlsx	51,95	0,87
117.xlsx	52,04	0,87	222.xlsx	52,79	0,88
118.xlsx	53,02	0,88	223.xlsx	52,62	0,88
119.xlsx	52,52	0,88	228.xlsx	52,97	0,88
121.xlsx	51,78	0,86	230.xlsx	52,70	0,88
122.xlsx	52,01	0,87	231.xlsx	52,83	0,88
123.xlsx	52,63	0,88	232.xlsx	52,60	0,88
124.xlsx	51,60	0,86	233.xlsx	52,88	0,88
200.xlsx	53,13	0,89	234.xlsx	53,08	0,88

Tabela 5.4 - Tempo acrescentado devido ao processamento utilizando o FKE.

Dessa forma, observa-se que para um tempo médio de processamento do primeiro minuto de 0,88 segundos, provoca-se um decréscimo na chance de sucesso da terapia, considerando uma taxa de diminuição de 8,5% para cada minuto, de $0,88 \cdot 8,5/60 = 0,12\%$.

Calculou-se ainda a energia entregue ao paciente a partir do gráfico da corrente aplicada para avaliação do desempenho do modelo. As normas ANSI / AAMI DF80 de 2003 e IEC 60601-2-4 de 2005 regem aspectos de desempenho da energia

entregue pelos DEA's. De acordo com elas, esse erro não pode ser superior a 15% ou 3 Joules , dependendo do caso .

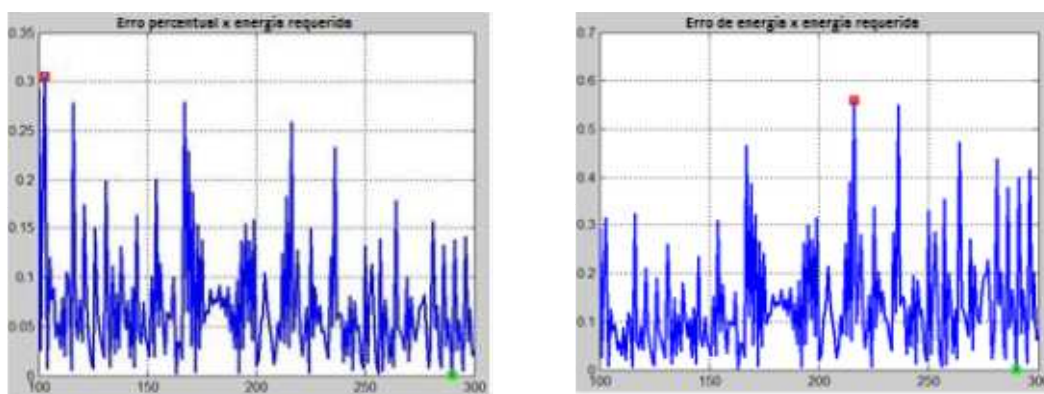


Figura 5.8 - Avaliação do desempenho do modelo. À esquerda, temos o erro relativo, enquanto à direita o erro absoluto.

6. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

A partir dos resultados referentes à acurácia e seletividade da detecção devido ao filtro de Kalman Estendido implementado, percebe-se que a melhoria apresentada relativa à detecção dos complexos QRS, e por consequência, da frequência cardíaca, de 2,54% e de 3,04% respectivamente, é significativa, principalmente quando estão presentes em 96% e 89% dos casos, demonstrando assim que o pulso desfibrilatório será melhor aplicado na grande maioria dos casos.

Com relação à melhoria da acurácia e seletividade da detecção entre o sinal antes da contaminação pelo ruído e o filtrado, de 1,75% em aproximadamente 77% dos casos e de 2% em 70% dos casos respectivamente, verificamos um desempenho um pouco menos significativo, porém ainda relevante, uma vez que o filtro está melhorando esses parâmetros de qualidade mesmo antes da contaminação pelo ruído estudado.

A variação de desempenho do filtro devido à modificação da quantidade de batimentos “normais” no sinal de ECG, como discutido no capítulo anterior, mostra-se satisfatória para os sinais escolhidos, porém não é satisfatória quando observa-se todos os 48 sinais, uma vez que o coeficiente de correlação cruzada entre os valores dos índices de desempenho e a porcentagem de batimentos normais é de aproximadamente 0,42. Esta questão fica proposta para um trabalho futuro.

Com relação ao tempo de processamento quando se compara as melhorias trazidas pelo pré-processamento utilizando-se o filtro de Kalman projetado e o tempo acrescido à tomada de decisão, constata-se que a diminuição na chance de sucesso provocada pelo aumento do tempo, em torno de 0,12%, não é impeditiva frente as melhorias observadas.

Analisando a energia entregue pelo modelo do DEA, pode-se observar à esquerda da Fig. 5.8 que o erro máximo relativo é de 0,3% quando a energia exigida é de 103 Joules, enquanto à direita da mesma Figura observamos que o erro máximo absoluto na energia é de 0,56 Joules, que ocorre quando a energia exigida é de 216 Joules, estando assim dentro das normas reguladoras.

Por fim, deixa-se a sugestão de que trabalhos futuros abordem outros critérios de qualidade, de forma a otimizar a implementação do filtro de Kalman para critérios específicos e aumentar também o número de sinais trabalhados, a fim de aumentar a precisão das estatísticas obtidas.

7. REFERÊNCIAS

- [1] - Newman, Mary. "Sudden Cardiac Arrest: A Healthcare Crisis." *Sudden Cardiac Arrest Foundation* (2014).
- [2] - American Heart Association. "ECC Guidelines – Part 4: The Automated External Defibrillator". *American Heart Association Journals*(2000).
- [3] - Pang, Yu, et al. "Removal Method of Baseline Drift from ECG Signals Based on Morphology Filter." *Applied Mechanics and Materials*. Vol. 427. Trans Tech Publications, 2013.
- [4] - Bhoi, Akash Kumar, Karma Sonam Sherpa, and Bidita Khandelwal. "Baseline Drift Removal of ECG Signal: Comparative Analysis of Filtering Techniques."
- [5] - <http://www.metealpaslan.com/ecg/artef4en.htm>, acesso em 02/08/2016.
- [6] - Sameni, Reza, et al. "Multichannel ECG and noise modeling: application to maternal and fetal ECG signals." *EURASIP Journal on Applied Signal Processing* 2007.1 (2007): 94-94
- [7] - Sameni, Reza, et al. "Filtering noisy ECG signals using the extended Kalman filter based on a modified dynamic ECG model." *Computers in Cardiology, 2005*. IEEE, 2005.
- [8] - Sayadi, Omid, and Mohammad B. Shamsollahi. "Model-based ECG fiducial points extraction using a modified extended Kalman filter structure." *2008 First International Symposium on Applied Sciences on Biomedical and Communication Technologies*. IEEE, 2008.
- [9] - Dössel, O. "Inverse problem of electro-and magnetocardiography: Review and recent progress." *International Journal of Bioelectromagnetism* 2.2 (2000).
- [10] - Geselowitz, David B. "On the theory of the electrocardiogram." *Proceedings of the IEEE* 77.6 (1989): 857-876.
- [11] - Bronzino, Joseph D. *Biomedical engineering handbook*. Vol. 2. CRC press, 1999.
- [12] - Geselowitz, David B. "On the theory of the electrocardiogram." *Proceedings of the IEEE* 77.6 (1989): 857-876.
- [13] - Malmivuo, Jaakko, and Robert Plonsey. *Bioelectromagnetism: principles and applications of bioelectric and biomagnetic fields*. Oxford University Press, USA, 1995.
- [14] - Frank, Ernest. "An accurate, clinically practical system for spatial vectorcardiography." *Circulation* 13.5 (1956): 737-749.

- [15] - Fletcher, Gerald F., et al. "Exercise standards a statement for healthcare professionals from the American Heart Association." *Circulation* 91.2 (1995): 580-615.
- [16] - Dower, Gordon E., et al. "Deriving the 12-lead electrocardiogram from four (EASI) electrodes." *Journal of electrocardiology* 21 (1988): S182-S187.
- [17] - Hadzievski, Ljupco, et al. "A novel mobile transtelephonic system with synthesized 12-lead ECG." *IEEE transactions on information technology in bio-medicine* 8.4 (2004): 428-438.
- [18] - Edenbrandt, Lars, and Olle Pahlm. "Vetorcardiogram synthesized from a 12-lead ECG: superiority of the inverse Dower matrix." *Journal of electrocardiology* 21.4 (1988): 361-367.
- [19] - McSharry, Patrick E., et al. "A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 50.3 (2003): 289-294.
- [20] - Clifford, Gari D., and Patrick E. McSharry. "A realistic coupled non-linear artificial ECG, BP and respiratory signal generator for assessing noise performance of biomedical signal processing algorithms." *Proc. of SPIE*. Vol. 5467. 2004.
- [21] - Clifford, Gari D. "A novel framework for signal representation and source separation: Applications to filtering and segmentation of biosignals." *Journal of Biological Systems* 14.02 (2006): 169-183.
- [22] - J. Ben-Arie and K. R. Rao, "Nonorthogonal signal representation by Gaussians and Gabor functions," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, vol. 42, no. 6, pp. 402–413, 1995.
- [23] - G. D. Clifford, A. Shoeb, P. E. McSharry, and B. A. Janz, "Model-based filtering, compression and classification of the ECG," *International Journal of Bioelectromagnetism*, vol. 7, no. 1, pp. 158–161, 2005.
- [24] - Ben-Arie, Jezekiel, and K. Raghunath Rao. "Nonorthogonal signal representation by Gaussians and Gabor functions." *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing* 42.6 (1995): 402-413.
- [25] - Bishop, Christopher M. *Neural networks for pattern recognition*. Oxford university press, 1995.
- [26] - Weixue, Lu, and Xia Ling. "Computer simulation of epicardial potentials using a heart-torso model with realistic geometry." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 43.2 (1996): 211-217.
- [27] - Friesen, Gary M., et al. "A comparison of the noise sensitivity of nine QRS detection algorithms." *IEEE Transactions on biomedical engineering* 37.1 (1990): 85-98.

- [29] - Moody, George B., W. Muldrow, and Roger G. Mark. "A noise stress test for arrhythmia detectors." *Computers in cardiology* 11.3 (1984): 381-384.
- [30] - Hu, Xiao, and Valeriy Nenov. "A single-lead ECG enhancement algorithm using a regularized data-driven filter." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 53.2 (2006): 347-351.
- [31] - Gelb, Arthur. *Applied optimal estimation*. MIT press, 1974.
- [32] - Moody, G., W. Muldrow, and R. Mark. "The MIT-BIH noise stress test database." (2012).
- [33] - Tarvainen, Mika P., et al. "Time-varying analysis of heart rate variability signals with a Kalman smoother algorithm." *Physiological measurement* 27.3 (2006): 225.
- [34] - Härmä, Aki. *Frequency-warped autoregressive modeling and filtering*. Helsinki University of Technology, 2001.
- [35] - Avendaño Valencia, Luis David, et al. "Reducción de interferencia de línea de potencia en señales electrocardiográficas mediante el filtro dual de Kalman." *Ingeniería e Investigación* 27.3 (2007): 77-88.
- [36] - Sayadi, Omid, and Mohammad Bagher Shamsollahi. "ECG denoising and compression using a modified extended Kalman filter structure." *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 55.9 (2008): 2240-2248.
- [37] - Pan, Jiapu, and Willis J. Tompkins. "A real-time QRS detection algorithm." *IEEE transactions on biomedical engineering* 3 (1985): 230-236.
- [38] - David Arney, Raoul Jetley, Paul Jones, Insup Lee, and Oleg Sokolsky. 2007. Formal Methods Based Development of a PCA Infusion Pump Reference Model: Generic Infusion Pump (GIP) Project. In Proceedings of the 2007 Joint Workshop on High Confidence Medical Devices, Software, and Systems and Medical Device Plug-and-Play Interoperability (HCMDSS-MDPNP '07). IEEE Computer Society, Washington, DC, USA, 23-33.
- [39] - Kewei, H., Jie, L., Ningjun, F., Yuebin, L., Xiaolin, H., & Luo, W. (2009, July). Modeling analysis and simulation of high-voltage flyback DC-DC converter. In *Industrial Electronics, 2009. ISIE 2009. IEEE International Symposium on* (pp. 813-818). IEEE.
- [40] - Fishler, M. G., Sobie, E. A., Tung, L., & Thakor, N. V. (1995). Cardiac responses to premature monophasic and biphasic field stimuli: results from cell and tissue modeling studies. *Journal of electrocardiology*, 28, 174-179.
- [41] - Kohler, B-U., Carsten Hennig, and Reinhold Orglmeister. "The principles of software QRS detection." *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 21.1 (2002): 42-57.

- [42] - GITTENBERGER DE GROOT AC. Elucidating coronary arterial anatomy or simplifying coronary arterial nomenclature. *Int J. cardiol* 1986
- [43] - CHAVES, P.C.; MOREIRA A.L. Eletrocardiografia. Faculdade de Medicina da Universidade do Porto. Porto, 2001.
- [44] - CHEIDA; LUIZ EDUARDO. **Medicina Integrada**. São Paulo, 1997.
- [45] - http://www.nobelprize.org/nobel_prizes/medicine/laureates/1924/ acesso em 31 de outubro de 2016.
- [46] - <https://www.planet-schule.de/wissenspool/meilensteine-der-naturwissenschaft-und-technik/inhalt/unterricht/medizin/willem-einthoven-und-das-ekg.html> , acesso em 31 de outubro de 2016.
- [47] - MALMIVUO, J.; PLONSEY, R. **Bioelectromagnetism – Principles and Applications of Bioelectric and Biomagnetic Field**. Oxford University Press, 1995. Disponível em <http://www.bem.fi/book/in/bembook.zip>
- [48] - BRAUNWALD, EUGENE, ET AL. **"ACC/AHA 2002 guideline update for the management of patients with unstable angina and non–ST-segment elevation myocardial infarction—summary article: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association task force on practice guidelines (Committee on the Management of Patients With Unstable Angina)."** *Journal of the American College of Cardiology* 40.7 (2002): 1366-1374.
- [49] - MINISTÉRIO DA SAÚDE. **"Equipamentos Médico-hospitalares e o gerenciamento da manutenção"**. Brasília – DF, 2002.
- [50] - GUYTON, A. C.; HALL, J. E. **"Tratado de Fisiologia Médica."** 10. ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2002.
- [51] - Volpato, Edgar Camilo. **"Processamento digital de eletrocardiograma: estudo e implementação de um detector de arritmias cardíacas"**. UNIVERSIDADE DE SANTA MARIA, 2005.
- [52] - Ynoguti, Carlos Alberto. **"Introdução aos filtros digitais"**. Inatel, julho de 2015.
- [53] - Oliveira, Luis Caldas, **"Filtragem Adaptativa"**. Instituto superior técnico de Lisboa. Disponível em <https://fenix.tecnico.ulisboa.pt/downloadFile/3779571452099/adapt.pdf> acesso em 07 de março de 16.
- [54] - http://www.teleco.com.br/tutoriais/tutorialsmartant/pagina_4.asp, acesso em 07 de março de 16.
- [55] - R.R. Kalman, **"A New Approach to linear filtering and prediction problems"**. *Transaction of the ASME-Journal of Basic Engineering*, pp.35-45, March 1960.

[56] - Silva, Leandro Aureliano da . **“Filtros de Kalman no tempo e frequência discretos combinados com subtração espectral”**. Dissertação de mestrado apresentada ao Universidade de São Paulo. Agosto de 2007