

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DA PRODUÇÃO**

**APOIO À DECISÃO NA DETECÇÃO
DE FLUTTER E FIBRILAÇÃO VENTRICULAR EM
ELETROCARDIOGRAMA**

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Edgar Camilo Volpato

**Santa Maria, RS, Brasil
2008**

APOIO À DECISÃO NA DETECÇÃO DE FLUTTER E FIBRILAÇÃO VENTRICULAR EM ELETROCARDIOGRAMA

por

Edgar Camilo Volpato

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Área de Concentração em Tecnologia da Informação, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre em Engenharia de Produção.**

Orientador: Prof. Dr. Raul Ceretta Nunes.

Santa Maria, RS, Brasil

2008

**Universidade Federal de Santa Maria
Centro de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção**

A Comissão Examinadora, abaixo assinada,
aprova a Dissertação de Mestrado

**APOIO À DECISÃO NA DETECÇÃO DE FLUTTER E FIBRILAÇÃO
VENTRICULAR EM ELETROCARDIOGRAMA**

elaborada por
Edgar Camilo Volpato

como requisito parcial para obtenção do grau de
Mestre em Engenharia de Produção

COMISSÃO EXAMINADORA:

Raul Ceretta Nunes, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)

Alice de Jesus Kozakevicius, Dra. (UFSM)

Eduardo Augusto Bezerra, Dr. (PUCRS)

Santa Maria, 15 de Abril de 2008.

AGRADECIMENTOS

Ao Prof. Dr. Raul Ceretta Nunes e à Prof. Dra. Alice Kozakevicius, cujo trabalho precursor em processamento de eletrocardiograma no Grupo de Microeletrônica GMICRO inspirou a concepção deste. Novamente ao professor Raul pela orientação. Ao Dr. Eduardo Augusto Bezerra pelas correções e sugestões.

RESUMO

Dissertação de Mestrado
Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção
Universidade Federal de Santa Maria

APOIO À DECISÃO NA DETECÇÃO DE FLUTTER E FIBRILAÇÃO VENTRICULAR EM ELETROCARDIOGRAMA

Autor: Edgar Camilo Volpato

Orientador: Raul Ceretta Nunes

Data e Local da Defesa: Santa Maria, 15 de abril de 2008.

O apoio à decisão com o uso de computadores é uma importante ferramenta em áreas de planejamento estratégico, controle gerencial e controle operacional, sendo hoje essencial como apoio ao diagnóstico médico. A presente dissertação apresenta um novo algoritmo detector de *flutter* e fibrilação ventricular (FV) em eletrocardiograma (ECG), chamado DALUZ, e expõe sua qualidade comparada à de sete outros algoritmos detectores de FV. Para avaliá-lo, foram utilizadas duas das três bases de eletrocardiogramas padrão para este fim. Os resultados demonstram que DALUZ é útil para o auxílio ao diagnóstico desta arritmia em equipamentos biomédicos tais como monitores e desfibriladores.

Palavras-chave: Engenharia Biomédica; qualidade; apoio à decisão; eletrocardiograma; fibrilação ventricular.

ABSTRACT

Master Dissertation
Production Engineering Post-Graduate Program
Santa Maria Federal University

DECISION SUPPORT TO ELETROCARDIOGRAM VENTRICULAR FLUTTER AND FIBRILLATION DETECTION

Author: Edgar Camilo Volpato

Advisor: Raul Ceretta Nunes

Presentation Date and Place: Santa Maria, April 15, 2008.

Computer-based decision support is an important tool in business and management areas, being today essential for medical diagnosis. This dissertation presents a new electrocardiogram ventricular flutter and fibrillation detector algorithm, named DALUZ, and comparing its quality evaluation with seven other ventricular fibrillation detection algorithms. The evaluation was based on two of the three recommended electrocardiogram standard databases for this purpose. The results show that it is useful to provide decision support for biomedical equipment such as defibrillators and heart monitors to ventricular fibrillation diagnoses.

Keywords: Biomedical Engineering; quality; decision support; eletrocardiogram; ventricular fibrillation.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|---|----|
| FIGURA 1 - Caminhos da despolarização do miocárdio | 14 |
| FIGURA 2 - Medidas e grandezas na inscrição de ECG..... | 15 |
| FIGURA 3 - Ondas e intervalos característicos segundo a Derivação Bipolar do Plano Frontal II..... | 16 |
| FIGURA 4 - Inscrição das Derivações do Plano Frontal..... | 17 |
| FIGURA 5 - Triângulo de Einthoven. Disposição de eletrodos para aquisição das Derivações Bipolares do Plano Frontal (I, II, III)..... | 18 |
| FIGURA 6 - Disposição de eletrodos para aquisição das Derivações Unipolares do Plano Frontal (aV_L , aV_R e aV_F)..... | 19 |
| FIGURA 7 - Disposição de eletrodos para aquisição das Derivações do Plano Horizontal (V_1 , V_2 , V_3 , V_4 , V_5 , e V_6)..... | 19 |
| FIGURA 8 - Inscrição das Derivações do Plano Horizontal. (legendas no topo de cada coluna, de cima para baixo)..... | 20 |
| FIGURA 9 - <i>Flutter</i> (acima) e fibrilação ventricular em ECG. | 21 |
| FIGURA 10 - Oscilações de linha base em ECG..... | 22 |
| FIGURA 11 - Espectro de ECG para ritmo cardíaco normal..... | 23 |
| FIGURA 12 - Filtros seletivos de frequência..... | 24 |
| FIGURA 13 - Especificações para o projeto de filtros digitais passa-faixa Parks-McClellan | 25 |
| FIGURA 14 - Algoritmo TCI..... | 31 |
| FIGURA 15 - Variáveis para o cálculo de TCI para S. | 32 |
| FIGURA 16 - Comparação de segmento de ECG normal com o segmento pré-definido do SCA para FV. | 33 |
| FIGURA 17 - Diagrama do algoritmo PSR; à esquerda diagramação de Complexo QRS e à direita de FV (a.u.: unidades arbitrárias)..... | 34 |
| FIGURA 18 - MQC para TVSM, TVSP e FV. | 36 |
| FIGURA 19 - Início de registro de ECG da MIT-BIH em formato “.txt”..... | 39 |
| FIGURA 20 - Trecho de arquivo de anotações da CUDB em formato “.txt”..... | 40 |
| FIGURA 21 - Exemplo de vetores de anotações para segmentos de ECG de 4s..... | 42 |
| FIGURA 22 - Exemplo de curva de sensibilidade% em função de 100%-especificidade para algoritmo detector de FV..... | 43 |
| FIGURA 23 - Diagrama de Contexto para programas DALUZ. | 44 |
| FIGURA 24 – Diagrama de Fluxo de Dados para programas DALUZ. | 45 |
| FIGURA 25 - Especificações e gráfico do filtro Parks-McClellan passa-faixa 3-35Hz (taxas de amostragem de 250Hz)..... | 46 |
| FIGURA 26 - Pré-processamento e tratamento de ECG do algoritmo DALUZ..... | 47 |
| FIGURA 27 - FLUV e TVSM..... | 49 |

| | |
|--|----|
| FIGURA 28 - Interface AlgoritmoDALUZ. | 51 |
| FIGURA 29 - Decisões corretas e errôneas na CUDB. | 52 |
| FIGURA 30 - Decisões corretas e errôneas na MIT-BIH..... | 53 |
| FIGURA 31 - Decisões corretas e errôneas na VFDB. | 53 |
| FIGURA 32 - Curvas ROC do algoritmo DALUZ. | 57 |
| FIGURA 33 - Curvas ROC dos algoritmos comparados com DALUZ. | 57 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|----|
| TABELA 1 - Resultados do teste dos ajustes iniciais das configurações de DALUZ. | 48 |
| TABELA 2 - Variação de sensibilidade x especificidade e acurácia em função da porcentagem de pontos ultrapassantes do limiar de amplitude. | 50 |
| TABELA 3 - Resultados de acurácia do teste das configurações finais. | 50 |
| TABELA 4 - Probabilidades CUDB e VFDB. | 54 |
| TABELA 5 - Probabilidades CUDB. | 55 |
| TABELA 6 - Probabilidades MIT-BIH. | 55 |
| TABELA 7 - Sensibilidade % para especificidades 99% e 95%. | 56 |

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

| | |
|---------|---|
| ACC | <i>American College of Cardiology</i> (Colégio Americano de Cardiologia) |
| AHA | <i>American Heart Association</i> (Associação Americana do Coração) |
| BD | Banco de Dados |
| bpm | batimentos por minuto |
| BIH | <i>Beth Israel Hospital</i> (Hospital Israelita Beth) |
| CIT | <i>Carnegie Institute of Technology</i> (Instituto de Tecnologia de Carnegie) |
| CPLX | <i>Complexity Measure Algorithm</i> (algoritmo de medida de complexidade) |
| CUDB | <i>Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database</i> (base de dados de taquiarritmias ventriculares da Universidade de Creighton) |
| DAE | desfibrilador automático externo |
| DEP | densidade espectral de potência |
| dB | decibel |
| ECG | Eletrocardiograma |
| EIS | <i>Executive Information Systems</i> – (Sistemas de Informação para Executivos) |
| ESC | <i>European Society of Cardiology</i> |
| FFT | <i>Fast Fourier Transform</i> (Transformada Rápida de Fourier) |
| FIBV | Fibrilação Ventricular |
| FIR | <i>Finite Impulse Response</i> (Resposta de Impulso Finita) |
| FLUV | <i>Flutter</i> Ventricular |
| FN | Falso Negativo |
| FP | Falso Positivo |
| FV | fibrilação ventricular/ <i>flutter</i> ventricular |
| Hz | Hertz |
| hs | horas |
| IIR | <i>Infinite Impulse Response</i> (Resposta de Impulso Infinita) |
| MIT | <i>Massachusetts Institute of Technology</i> (Instituto de Tecnologia de Massachusetts) |
| MIT-BIH | <i>MIT-BIH Arrhythmia Database</i> (base de dados de arritmias MIT-BIH) |
| ms | milissegundos |
| mV | miliVolt |
| OLAP | <i>Online Application Process</i> |
| PSR | <i>Phase Space Reconstruction</i> – reconstrução do espaço de fase |
| ROC | <i>Receiver Operating Characteristic</i> (característica operante receptora) |
| s | segundos |
| SAD | Sistema de Apoio à Decisão |

| | |
|------------------|--|
| SCA | <i>signal comparison algorithm</i> (algoritmo de comparação de sinal) |
| SGDB | Sistema Gerenciador de Banco de Dados |
| SPEC | <i>Spectral algorithm</i> (Algoritmo Espectral) |
| TCI | <i>Threshold Crossing Intervals</i> (intervalos de cruzamentos de limiar) |
| TVNS | Taquicardia Ventricular Não Sustentada |
| TVNSM | Taquicardia Ventricular Não Sustentada Monomórfica |
| TVNSP | Taquicardia Ventricular Não Sustentada Polimórfica |
| TVS | Taquicardia Ventricular Sustentada- 1.3.1 TVNS FIBV FLUV |
| TVSM | Taquicardia Ventricular Sustentada Monomórfica |
| TVSP | Taquicardia Ventricular Sustentada Polimórfica |
| <i>VF filter</i> | <i>ventricular fibrillation filter</i> (filtro de fibrilação ventricular) |
| VFDB | <i>MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database</i> (base de dados de arritmias ventriculares malignas MIT-BIH) |
| VN | verdadeiro negativo |
| VP | verdadeiro positivo |
| WFDB | <i>Wave Form Data Base</i> (banco de dados de formas de onda) |

SUMÁRIO

| | |
|--|----|
| INTRODUÇÃO | 11 |
| 2 REVISÃO TEÓRICA - O ELETROCARDIOGRAMA | 13 |
| 1.1 O coração | 13 |
| 1.2 ECG e derivações padrão de aquisição | 14 |
| 1.2.1 O ECG | 14 |
| 1.2.2 Derivações | 15 |
| 1.2.2.1 Derivações do Plano Frontal..... | 16 |
| 1.2.2.1.1 Derivações Bipolares do Plano Frontal | 17 |
| 1.2.2.1.2 Derivações Unipolares do Plano Frontal | 17 |
| 1.2.2.2 Derivações do Plano Horizontal | 19 |
| 1.3 Taquicardias ventriculares em ECG | 20 |
| 1.3.1 TVNS - Taquicardia ventricular não sustentada..... | 20 |
| 1.3.2 TVS - Taquicardia ventricular sustentada | 21 |
| 1.3.3 FLUV - <i>Flutter</i> ventricular | 21 |
| 1.3.4 FIBV - Fibrilação ventricular | 21 |
| 2 REVISÃO TEÓRICA - TRATAMENTO DIGITAL DE ECG | 22 |
| 2.1 Aquisição | 22 |
| 2.2 Remoção de oscilações de linha base | 23 |
| 2.2.1 Filtragem linear | 24 |
| 2.2.2 Filtragem adaptativa | 25 |
| 2.2.3 Interpolação polinomial..... | 26 |
| 2.3 Remoção de ruídos | 27 |
| 2.3.1 Filtro mediana | 27 |
| 2.3.2 Filtro wavelet | 27 |
| 2.4 Algoritmos detectores de FV | 28 |
| 2.4.1 Algoritmo <i>VF filter</i> | 28 |
| 2.4.2 Algoritmo SPEC | 29 |
| 2.4.3 Algoritmo WVL ₁ | 30 |
| 2.4.4 Algoritmo TCI | 31 |
| 2.4.5 Algoritmo CPLX..... | 32 |
| 2.4.6 Algoritmo SCA | 33 |
| 2.4.7 Algoritmo PSR..... | 34 |
| 2.4.8 Algoritmo de Pan-Tompkins | 35 |

| | |
|---|-----------|
| 2.4.9 Análise de coerência do espectro | 35 |
| 2.5 Sobre os algoritmos revistos e o projeto de DALUZ..... | 36 |
| 3 METODOLOGIA PARA DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO DO ALGORITMO DALUZ..... | 38 |
| 3.1 Aquisição do conhecimento..... | 38 |
| 3.2 Representação do conhecimento..... | 39 |
| 3.3 Avaliação do conhecimento..... | 43 |
| 4 DALUZ ALGORITMO DETECTOR DE FV | 46 |
| 4.1 Pré-processamento | 46 |
| 4.2 Detecção de FV | 47 |
| 4.3 Síntese do algoritmo DALUZ..... | 51 |
| 5 QUALIDADE DE DALUZ ALGORITMO DETECTOR DE FV | 52 |
| 5.1 Verdadeiros e falsos positivos e negativos | 52 |
| 5.2 Comparação de probabilidades | 54 |
| 5.3 Comparação de curvas ROC | 56 |
| 6 CONCLUSÃO..... | 58 |

INTRODUÇÃO

O apoio à decisão com o uso de computadores surgiu durante os anos 50 e 60 do século passado. Dentre as instituições pioneiras destacaram-se o *Massachusetts Institute of Technology* (MIT), com o desenvolvimento de Sistemas Computacionais Interativos e o *Carnegie Institute of Technology* (CIT), com estudos teóricos sobre o Processo de Tomada de Decisão Organizacional. Nesse período, a ênfase do desenvolvimento de Sistemas de Apoio à Decisão (SAD) nas empresas concentrava-se no suporte ao desenvolvimento de aplicações, e não no processo decisório (COSTA, 1997). Este panorama principiou a ser modificado na década de 80, graças ao surgimento de novas tecnologias de hardware e software: microprocessadores baratos, rápidos e eficientes; Sistemas Gerenciadores de Bancos de Dados (SGBDs) comerciais confiáveis; sistemas operacionais com interface gráfica; planilhas eletrônicas. Este estado de arte viabilizou o desenvolvimento dos primeiros Sistemas de Informação para Executivos (Executive Information Systems - EIS) (WELTON, 1998). Nos anos 90, somaram-se as ferramentas CASE e a Internet, resultando nos SADs de Nova Geração: o *data warehouse*, o *data mining* e o OLAP (BISPO & CAZARINI, 1998).

Define-se SAD como um sistema de informação que apóia qualquer processo de tomada de decisão em áreas de planejamento estratégico e controles gerencial e operacional, fornecendo um ambiente de interação que apresenta informações úteis à tomada de decisão (SPRAGUE e HUGH, 1991). Genericamente, compõe-se um SAD dos seguintes itens:

- a) *Banco de Dados (BD)*: depósito de informações pertinentes ao objeto da decisão;
- b) *SGBD*: programa que insere, remove, altera e recupera informações do BD;
- c) *Ferramentas de Apoio à Decisão*: programas que processam as informações recuperadas pelo SGBD e demonstram-nas ao usuário;
- d) *Ambiente Operacional*: conjunto de recursos de hardware e software necessários à operatividade do SAD.

Cita-se como características essenciais do SAD (AWAD, 1988), (BURCH & GARY, 1989):

- a) *interativo*, de fácil entendimento e utilização;
- b) *pertinente* ao objeto da decisão;
- c) *flexível*, quanto ao processamento das informações;
- d) *personalizável* ao usuário.

Exemplos da utilização de SAD na medicina são equipamentos biomédicos tais como tomógrafo computadorizado e monitor eletrocardiográfico, que apóiam a tomada de decisão quanto ao diagnóstico de enfermidades cardíacas.

Desde sua recente inauguração em 2005, o Grupo de Microeletrônica GMICRO, do Centro de Tecnologia da Universidade Federal de Santa Maria, empenha-se em desenvolver equipamentos biomédicos voltados para doenças cardíacas. Encontra-se atualmente em desenvolvimento um monitor cardíaco baseado na análise de eletrocardiograma (ECG) chamado CardioMonitor. Na sua primeira versão (MAZZUTTI & NUNES, 2003), o CardioMonitor era um software, desenvolvido na linguagem de programação Java, que provia um sistema de visualização de sinais cardíacos útil à instrumentação remota de marcapasso externo. Em (MAZZUTTI, 2006), este aplicativo foi modularizado, possibilitando a agregação ou substituição de novas funcionalidades.

Algoritmos detectores das arritmias ventriculares *flutter* e fibrilação (denota-se ambas por FV) em ECG são úteis para monitores cardíacos tais como será o CardioMonitor, e imprescindíveis para Desfibriladores Automáticos Externos (DAEs), que baseiem seus diagnósticos neste exame. Os DAEs podem ser portáteis e possuir bateria recarregável, sendo subdivididos em automáticos e semi-automáticos. Os primeiros tratam a FV automaticamente, caso a detectem, enquanto que os segundos reportam-na ao operador (HPCS, 2008).

Na presente dissertação propõe-se um algoritmo para apoio a decisão na detecção de FV em ECG, chamado DALUZ, e realiza-se a avaliação de sua qualidade. Para seu desenvolvimento e avaliação foram projetados dois programas na linguagem de programação C. Disponibiliza-se também um módulo com a implementação do algoritmo na linguagem de programação Java, a fim de possibilitar seu uso no CardioMonitor. Deste modo, oferece-se uma alternativa para o apoio à decisão na detecção de FV para o CardioMonitor.

O presente texto está organizado como segue. Nos capítulos 1 e 2 apresenta-se a revisão teórica necessária ao entendimento do trabalho. No capítulo 3 define-se a metodologia utilizada no desenvolvimento e avaliação da qualidade de DALUZ. Descreve-se e fundamenta-se o novo algoritmo no capítulo 4. Os resultados obtidos na avaliação são discutidos no capítulo 5 e as conclusões apresentadas no capítulo 6.

2 REVISÃO TEÓRICA - O ELETROCARDIOGRAMA

Divide-se este capítulo em três seções. A seção 1.1 revisa conceitos elementares da anatomia e fisiologia cardíaca, para que se compreenda a origem do sinal bioelétrico do qual é adquirido o ECG. Dedicar-se a seção 1.2 à descrição das derivações padrão de aquisição, e a seção 1.3 à interpretação de ECG, para a correta identificação das arritmias cardíacas pertinentes à presente dissertação.

1.1 O coração

O coração é um órgão oco, localizado no tórax, entre os pulmões, sob o osso esterno. Sua forma é aproximadamente cônica, com a base voltada para as costas e para a direita, e com o ápice voltado para o peito e para a esquerda. Sua função é análoga à de uma bomba, cujas atividades de contração (sístole) e de relaxamento (diástole) das suas válvulas fazem com que o sangue circule pelas veias e artérias. São quatro as válvulas cardíacas: dois átrios e dois ventrículos; quando os átrios entram em diástole, os ventrículos devem estar em sístole, e vice-versa. As diástoles permitem a entrada de sangue para o interior das válvulas, enquanto que as sístoles expõem-no (NETTER, 1999), (GUYTON & HALL, 1997).

O ritmo cardíaco é resultado da despolarização das células do miocárdio, devida a potenciais elétricos gerados espontânea e ciclicamente pelo Nódulo Sinusal, um agrupamento de células diferenciadas, localizado entre a veia cava superior e o átrio direito. Os potenciais despolarizam as células do miocárdio sequencialmente, causando as sístoles. Os átrios entram em sístole logo em seguida à geração do potencial, que só chega ao miocárdio ventricular via Nódulo Átrio-Ventricular, outro agrupamento de células diferenciadas, localizado aproximadamente no centro das quatro válvulas. Este possui baixa velocidade de condução elétrica, o que garante que os ventrículos permaneçam em diástole até que os átrios concluam suas sístoles. Após a passagem pelo Nódulo Átrio-Ventricular, o potencial segue seu percurso pelo Feixe de His e Fibras de Purkinje, espalhando-se pelo miocárdio ventricular e causando as sístoles ventriculares (Figura 1).

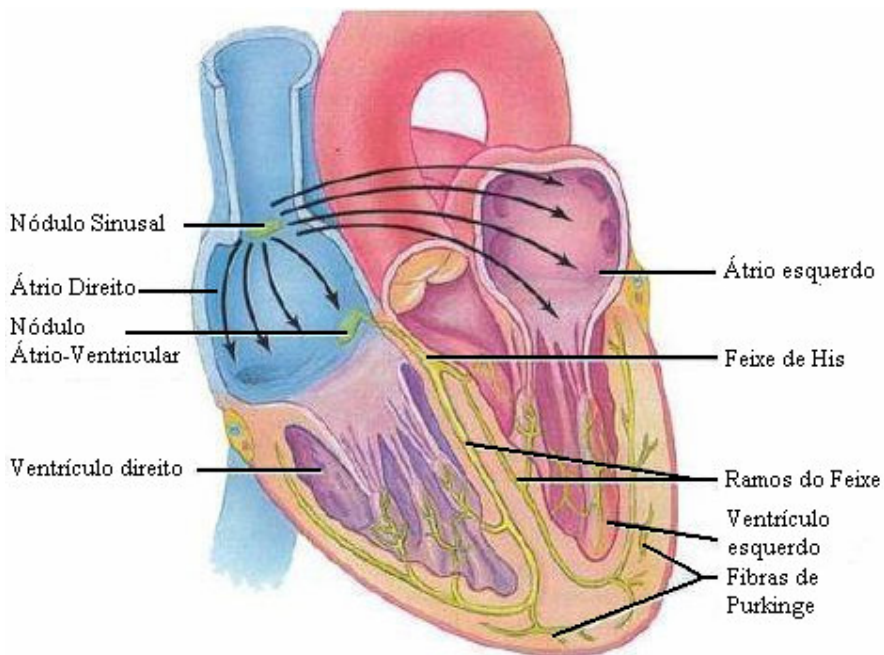


Figura 1 - Caminhos da despolarização do miocárdio. Fonte: (NETTER, 1999).

1.2 ECG e derivações padrão de aquisição

Subdivide-se este tópico em duas seções. A seção 1.2.1 apresenta o ECG segundo a Derivação do Plano Frontal Bipolar II. A seção 1.2.2 destina-se à revisão das 12 derivações padrão de aquisição do exame.

1.2.1 O ECG

O ECG é um método não invasivo de registro da atividade cardíaca, seguro, reproduzível, de fácil obtenção, baixo custo, e que fornece importantes apontamentos para análises e diagnósticos de muitas anomalias cardíacas (SBC, 2003). Pode ser digitalmente armazenado, em computador, visualizado em monitores, ou analogicamente inscrito, em papel. É apresentado em gráficos pautados por pequenos quadrículos de lado igual a 1 milímetro, cuja largura corresponde a 0.04 segundos (s) e cuja altura corresponde a 0.1 miliVolt. É comum exemplificar-se o ECG com a Derivação Bipolar do Plano Frontal II, com as seguintes ondas: P, Complexo QRS, e T (Figura 2).

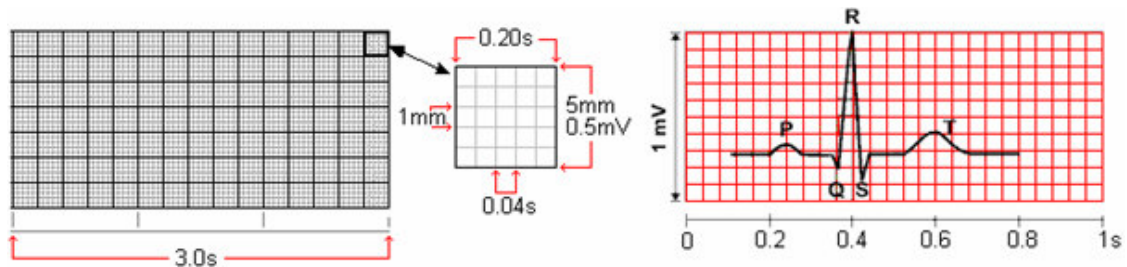


Figura 2 - Medidas e grandezas na inscrição de ECG. Fontes: (ECG1, 2008), (KLABUNDE, 2008).

Em um ciclo cardíaco considerado normal, para as ondas características desta derivação, admite-se as seguintes medidas de tempo e voltagem (Figura 3) (NOVÁK, 2000), (ECG1, 2008):

- a) *Onda P*: correspondente às sístoles atriais, possui duração entre 0.08 a 0.1s e voltagem inferior a 0.25mV;
- b) *Complexo QRS*: correspondente às sístoles ventriculares, possui duração entre 0.04 a 0.12s. A voltagem do pico R é normalmente menor do que 1.6mV. O módulo da voltagem do pico Q ou do pico S é geralmente menor do que 25% da voltagem do pico R;
- c) *Onda T*: correspondente às diástoles ventriculares, normalmente possui voltagem entre 0.1-0.5mV;
- d) *Intervalo P-R*: duração entre 0.12 a 0.20s;
- e) *Intervalo Q-T*: duração menor do que 0.4s;
- f) *Segmento S-T*: duração entre 0.05-0.15.

Os métodos de processamento digital de ECG surgiram nos anos 50 e 60, graças à difusão de computadores nos centros de pesquisa norte-americanos. Nos anos noventa a monitoração eletrocardiográfica em hospitais passou da simples determinação do ritmo cardíaco a diagnósticos de arritmias complexas, isquemia miocárdica, e monitoramento do intervalo QT e do segmento ST (DREW et al., 2004).

1.2.2 Derivações

Define-se derivação de ECG como uma função de voltagem em função do tempo. Adquire-se uma derivação a partir de uma linha imaginária que une dois pontos particulares

do corpo humano, onde são postos eletrodos que detectam as diferenças de potencial do sinal bioelétrico cardíaco.

As derivações padrão de aquisição de ECG são subdivididas em dois grupos: Derivações do Plano Frontal (seção 1.2.2.1) e Derivações do Plano Horizontal (seção 1.2.2.2) (ECG1, 2008), (ECG3, 2008), (TOMPKINS, 1993).

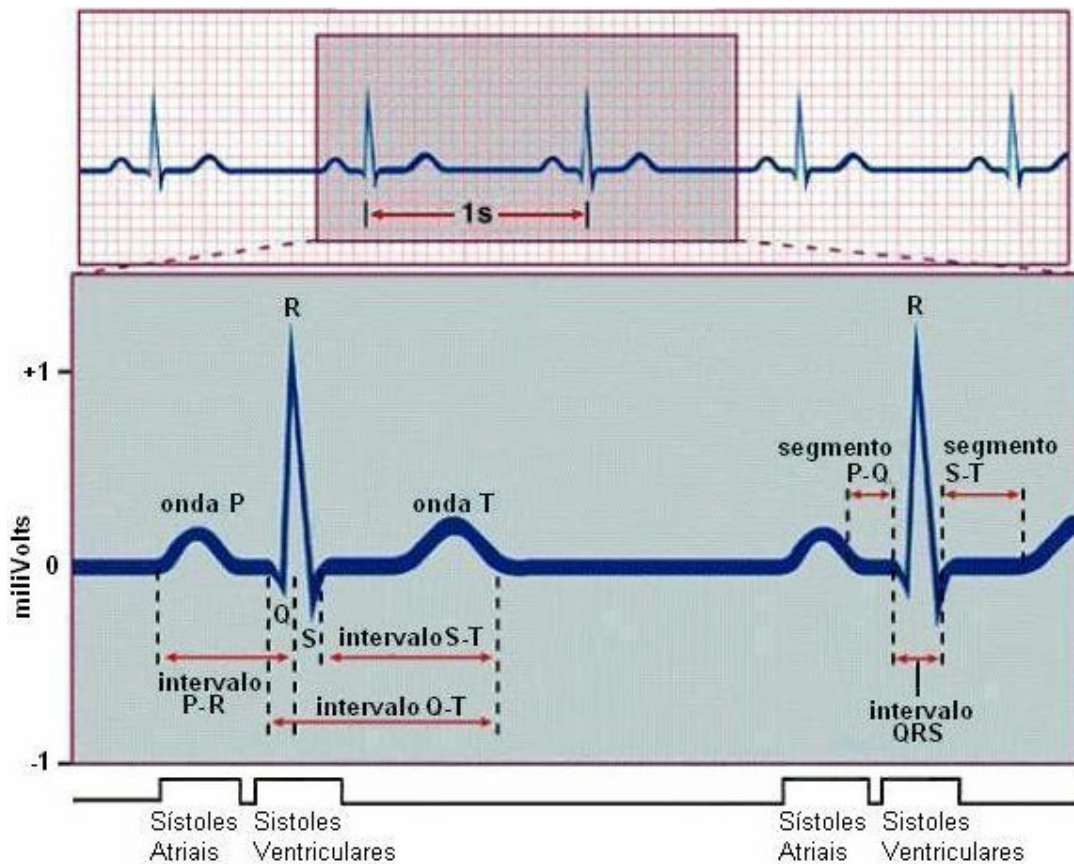


Figura 3 - Ondas e intervalos característicos segundo a Derivação Bipolar do Plano Frontal II. Estão em destaque as ondas P, Complexo QRS e T, correspondentes às sístoles atriais, ventriculares e às diástoles ventriculares. Repara-se a delimitação dos intervalos P-R, QRS, Q-T e S-T e dos segmentos P-Q e S-T. Fonte: (MIRANDA, 2002).

1.2.2.1 Derivações do Plano Frontal

As Derivações do Plano Frontal dividem-se em dois subgrupos de três (Figura 4): bipolares (seção 1.2.2.1.1) e unipolares (seção 1.2.2.1.2).

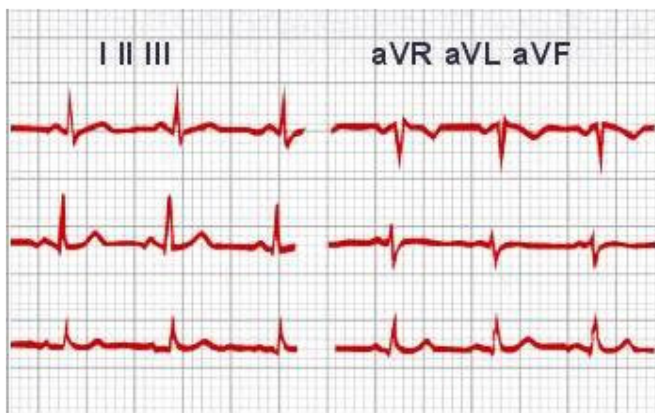


Figura 4 - Inscrição das Derivações do Plano Frontal (legendas no topo da figura, de cima para baixo). Coluna da esquerda: derivações bipolares I, II e III. Coluna da direita: derivações unipolares aV_L, aV_R e aV_F. Fonte: (ECG3, 2008).

1.2.2.1.1 Derivações Bipolares do Plano Frontal

As Derivações Bipolares do Plano Frontal I, II e III (ou simplesmente derivações I, II e III) são adquiridas postando-se eletrodos nos seguintes pontos do corpo humano: pulso esquerdo, pulso direito e tornozelo esquerdo. As linhas imaginárias que unem estes pontos formam um triângulo, com o coração posicionado no centro, chamado Triângulo de Einthoven (Figura 5).

A derivação I é adquirida com um eletrodo negativo no pulso direito e um eletrodo positivo no pulso esquerdo. A derivação II é adquirida com um eletrodo positivo na perna esquerda e um eletrodo negativo no pulso direito. A derivação III é adquirida com um eletrodo positivo na perna esquerda e um eletrodo negativo no pulso esquerdo.

Outra prática de aquisição destas derivações posta os eletrodos no tórax, formando o mesmo triângulo, ao invés de usar os pulsos e o tornozelo. Assim adquirem-se as denominadas Derivações Bipolares do Plano Frontal Torácicas ou Derivações Bipolares do Plano frontal Modificadas.

1.2.2.1.2 Derivações Unipolares do Plano Frontal

As Derivações Unipolares do Plano Frontal, aV_L, aV_R e aV_F, também chamadas Clássicas, postam os eletrodos também em triângulo (Figura 6). Os eletrodos positivos são denominados *exploradores*, e os seus pares negativos, *indiferentes*.

A derivação aV_L , é adquirida com o eletrodo explorador no ombro esquerdo, e fica a -30° em relação à linha da Derivação I. A derivação aV_R , é adquirida com o eletrodo explorador no ombro direito, e fica a -150° em relação à linha da derivação I. A derivação aV_F é adquirida com o eletrodo explorador na perna esquerda, e fica a $+90^\circ$ em relação à linha da Derivação I (Figura 6).

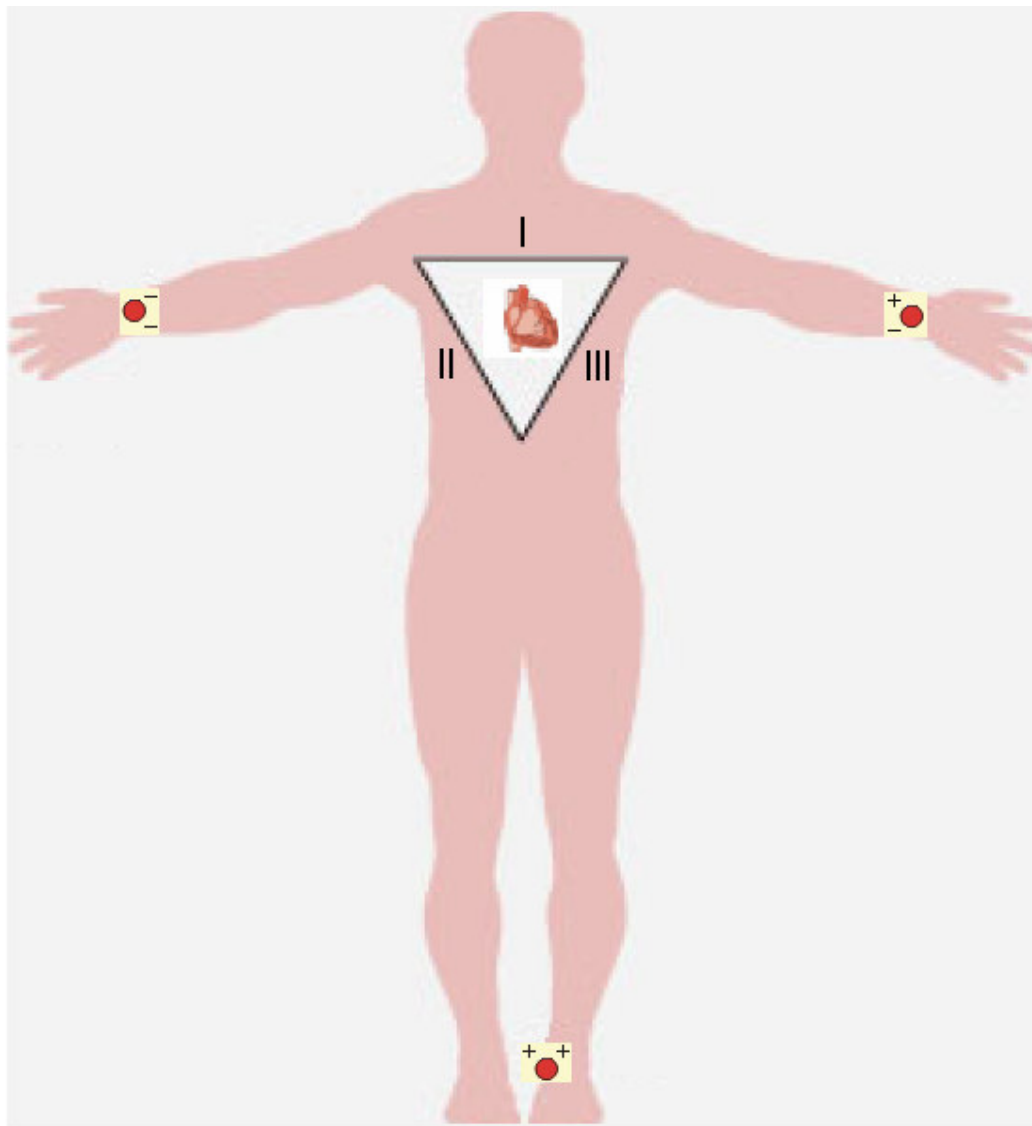


Figura 5 - Triângulo de Einthoven. Disposição de eletrodos para aquisição das Derivações Bipolares do Plano Frontal (I, II, III). A derivação I é adquirida com um eletrodo negativo no pulso direito e um eletrodo positivo no pulso esquerdo. A derivação II é adquirida com um eletrodo positivo da perna esquerda e um eletrodo negativo no pulso direito. A derivação III é adquirida com um eletrodo positivo da perna esquerda e um eletrodo negativo no pulso esquerdo. Fonte: (MIRANDA, 2002).

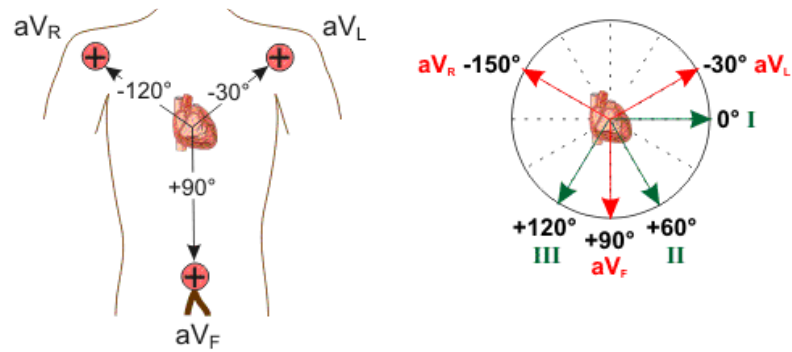


Figura 6 - Disposição de eletrodos para aquisição das Derivações Unipolares do Plano Frontal (aV_L, aV_R e aV_F). Fonte: (KLABUNDE, 2008).

1.2.2.2 Derivações do Plano Horizontal

As Derivações do Plano Horizontal (ou Pré-cordiais) são unipolares e em número de seis: V₁, V₂, V₃, V₄, V₅, e V₆. Fixa seis eletrodos positivos, um para cada derivação, na superfície do tórax, próximas ao coração, em um plano perpendicular ao frontal (Figura 7).

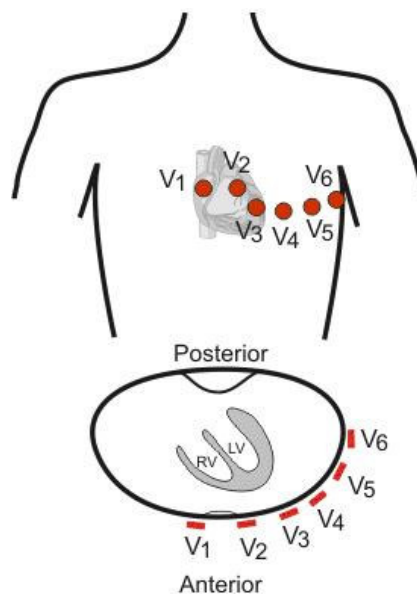


Figura 7 - Disposição de eletrodos para aquisição das Derivações do Plano Horizontal (V₁, V₂, V₃, V₄, V₅, e V₆). Fonte: (KLABUNDE, 2008).

À altura do coração, o eletrodo que adquire a derivação V₁ fica à direita do osso esterno; o eletrodo que adquire a derivação V₂ fica à esquerda. Os eletrodos subsequentes, que

adquirem as derivações V_3 até V_6 , são dispostos um após o outro em direção à esquerda. A Figura 8 mostra três ciclos cardíacos sucessivos adquiridos por cada uma destas derivações.

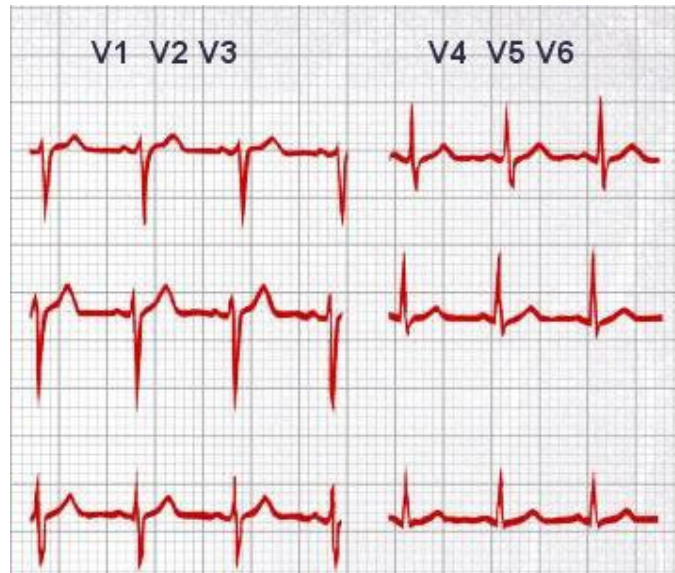


Figura 8 - Inscrição das Derivações do Plano Horizontal. (legendas no topo de cada coluna, de cima para baixo). Fonte: (ECG3, 2008).

1.3 Taquicardias ventriculares em ECG

Revisam-se nesta seção as características eletrocardiográficas das arritmias ventriculares relacionadas ao presente estudo, segundo definições de (ACC/AHA/ESC 2006) e (SBC, 2003). As duas primeiras são mencionadas exclusivamente para posterior entendimento de erro de DALUZ. As duas últimas são as arritmias que o algoritmo intenta identificar em ECG.

1.3.1 TVNS - Taquicardia ventricular não sustentada

Trata-se de uma seqüência de ao menos três Complexos QRS, alargados, que podem apresentar morfologia uniforme (TVNSM) ou variável (TVNSP). A frequência do ritmo ventricular é superior a 100bpm e duração dos ciclos é inferior a 600ms. Esta arritmia encerra-se espontaneamente em menos de 30s.

1.3.2 TVS - Taquicardia ventricular sustentada

Difere da TVNS por possuir duração superior a 30s e necessitar de intervenção, podendo ser monomórfica (TVSM) ou polimórfica (TVSP).

1.3.3 FLUV - *Flutter* ventricular

O FLUV apresenta-se em ECG como uma seqüência de Complexos QRS monomórficos, cujos ciclos possuem duração inferior a 200ms (Figura 9). O ritmo ventricular é normalmente superior a 300bpm.

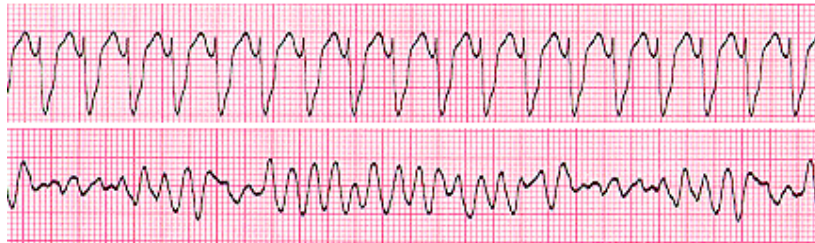


Figura 9 - *Flutter* (acima) e fibrilação ventricular em ECG. Fonte: (ECG2, 2008).

1.3.4 FIBV - Fibrilação ventricular

A FIBV caracteriza-se por uma sucessão de ondas caóticas, bizarras, de amplitude e frequência variáveis (Figura 9). Clinicamente corresponde à parada cardio-respiratória. O ritmo ventricular é normalmente superior a 300bpm.

2 REVISÃO TEÓRICA - TRATAMENTO DIGITAL DE ECG

Após ser adquirido, o ECG é pré-processado. O pré-processamento pode ser subdividido em remoção de oscilações de linha base (0mV, Figura 10) e remoção de ruídos (NOVÁK, 2000). O processamento subsequente à estas etapas concentra-se na identificação de formas de onda para a realização de diagnósticos. As próximas quatro seções dedicam-se à revisão destes quatro tópicos, sendo a última concentrada em algoritmos detectores de FV.

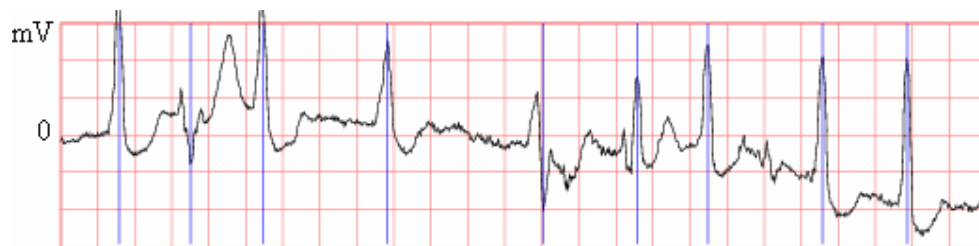


Figura 10 - Oscilações de linha base em ECG. Fonte: (MIT-BIH 2008).

2.1 Aquisição

Quanto à disposição do paciente durante a aquisição, existem três tipos de ECG (MAZZUTTI, 2006 apud RUIZ, 2002):

- a) *Simples ou de Repouso*: o paciente fica deitado, em descanso;
- b) *Esforço*: o paciente está realizando alguma atividade ergométrica;
- c) *Dinâmico (Holter)*: o paciente segue um dia normal de rotina (24 horas).

São em número de quatro as principais faixas de frequências de aquisição do exame (TOMPKINS, 1993):

- a) *0.05-100Hz*: registra as doze derivações padrão para fins clínicos;
- b) *0.5-50Hz*: para aplicações de monitoramento e de unidades de tratamento intensivo que visam à detecção de arritmias cardíacas;
- c) *faixa restrita*: para aplicações de cardiotaquimetria, facilita a detecção de Complexos QRS – conta-se os batimentos cardíacos com eles;
- d) *faixa estendida*: para aplicações que medem potenciais tardios, pode estender a faixa de aquisição até acima de 500Hz.

A Figura 11 mostra a energia do espectro de ECG até 40Hz, para ritmo cardíaco normal. A faixa de freqüências que compreende a FV (3-10Hz (CLAYTON, MURRAY e CAMPBELL, 1990) não é destacada nesta figura. Os Complexos QRSs destacam-se na faixa 5-15Hz; com pico em torno de 10Hz, onde começam a diminuir linearmente sua energia, que se reduz a zero antes de 40Hz. Os artefatos de movimentos do paciente são a principal causa das oscilações de linha base, e devem-se à respiração, entre outros movimentos do paciente durante a aquisição. Como as ondas P e T, concentram sua energia nas baixas freqüências (0-5Hz). O ruído muscular possui pouca energia e distribui-se mais uniformemente. Dentre outros ruídos que podem estar associados à aquisição, sempre mencionado é o de interferência elétrica (50Hz ou 60Hz), também não mostrado na figura (TOMPKINS, 1993).

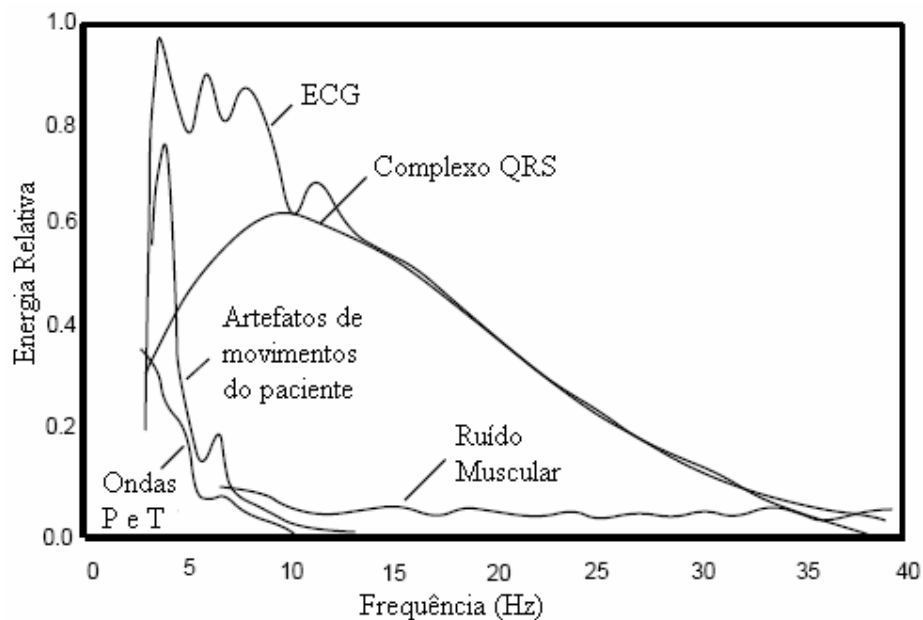


Figura 11 - Espectro de ECG para ritmo cardíaco normal. Fonte: (TOMPKINS, 1993).

2.2 Remoção de oscilações de linha base

Caso não seja realizada na aquisição, a remoção de oscilações de linha base é a primeira etapa a ser executada no pré-processamento de ECG. Comumente utilizado para este fim é o método de filtragem linear, revisado a seguir, na seção 1.4.2.1; na seção 1.4.2.2 são mencionados outros dois outros métodos.

2.2.1 Filtragem linear

A função de um filtro linear é selecionar, remover, ou atenuar determinadas frequências ou faixas de frequências que compõem um sinal. Neste sentido, classificam-se os filtros como (Figura 12) (DSP, 2008):

- a) *Filtro passa-altas (gráfico a)*): seleciona a faixa de frequências superiores a uma dada frequência de corte, eliminando ou atenuando as demais;
- b) *Filtro passa-baixas (gráfico b)*): seleciona a faixa de frequências inferiores a uma dada frequência de corte, eliminando ou atenuando as demais;
- c) *Filtro passa-faixa (gráfico c)*): seleciona a faixa de frequências compreendidas entre duas dadas frequências de corte, uma inferior e outra superior, eliminando ou atenuando as frequências que se encontrarem fora desta faixa.
- d) *Filtro rejeita-faixa (gráfico d)*): seleciona a faixa de frequências que está fora da faixa de rejeição, que é atenuada ou eliminada.

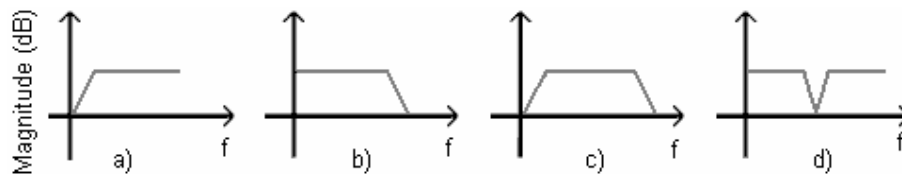


Figura 12 - Filtros seletivos de frequência. Classificam-se como: a) filtro passa-altas; b) filtro passa-baixas; c) filtro passa-faixa; d) filtro rejeita-faixa. Fonte: (DSP, 2008).

Quanto à resposta de impulso, os filtros lineares são classificados como recursivos (*Infinite Impulse Response*, resposta de impulso finita (IIR)) e não recursivos (*Finite Impulse Response*, resposta de impulso finita (FIR)). Os filtros IIR exigem saídas anteriores (y_{n-i}) como entrada para computar a saída corrente (y_n) (recursividade). Exemplo de *relação de recorrência* de filtro IIR:

$$y_n = x_{n-4} - 2x_{n-2} + x_n - 0.45y_{n-4} + 2.10y_{n-2} - 3.18y_{n-1} .$$

Caso o filtro deste exemplo fosse passa-faixa ou rejeita-faixa, sua *ordem* seria 2, metade do número de *coeficientes* y_n (o *coeficiente* de y_{n-2} é igual a 0), e o seu número de *pólos* igual a 4, duas vezes a ordem; caso fosse passa-altas ou passa-baixas, sua ordem e também o número de pólos seriam iguais a 4. A ordem dos filtros FIR é igual ao número de coeficientes x_n , sendo que não possuem coeficientes y_n .

Quanto à qualidade de saída, os filtros FIR são mais estáveis, e utilizados quando pouca distorção é desejada. Devido à recursividade, os filtros IIR são menos estáveis que os filtros FIR, sendo úteis quando o deseja-se alto desempenho. Métodos clássicos de filtragem digital IIR: Bessel, Butterworth, Chebyshev. Métodos clássicos de filtragem digital FIR: métodos de Janela (Hamming, Blackman, Kayser) e algoritmo de Parks-McClellan (projeto ótimo).

As definições básicas para o projeto de filtros digitais são: frequência(s) de corte (Hz) e atenuação desejada na(s) faixa(s) de rejeição (db) e ordem. Para o projeto de filtros FIR, tais como o Parks-McClellan, pode-se especificar também o ripple (ondulações do sinal, efeito colateral da filtragem) permitido e a transição (Hz) entre a faixa passante e a faixa de rejeição (Figura 13). Maiores informações sobre filtragem linear encontram-se em (OPPENHEIM & SCHAFER, 1989), e sobre sua aplicação em ECG em (TOMKINS, 1993).

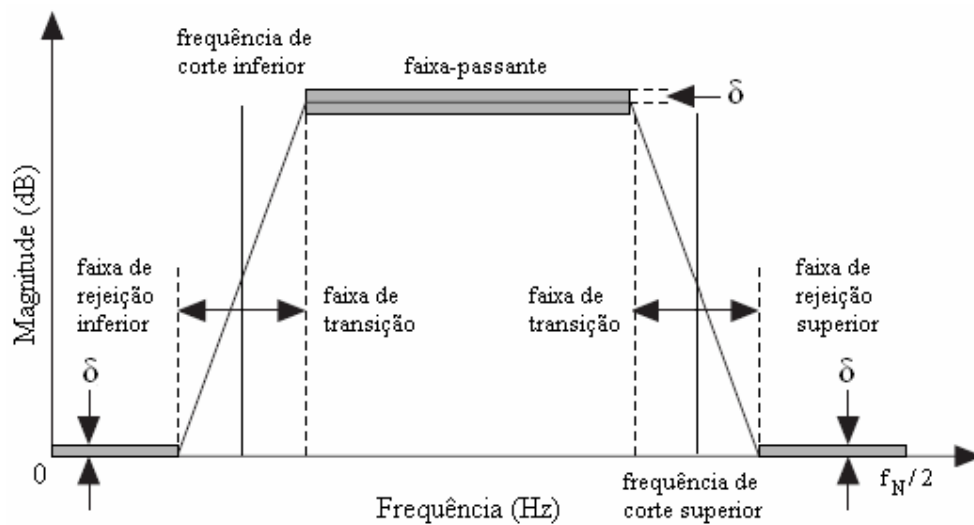


Figura 13 - Especificações para o projeto de filtros digitais passa-faixa Parks-McClellan (equiripple (δ)).

2.2.2 Filtragem adaptativa

Um método de filtragem adaptativa no tempo que opera em ciclos cardíacos é proposto em (SORNMO,1993). Exige prévia detecção de Complexos QRS, definindo o ECG $r(k)$ como:

$$r(k) = s(k) + b(k) + n(k) ,$$

sendo que $s(k)$ é o ciclo cardíaco, $b(k)$ é a oscilação da linha base e $n(k)$ ruídos musculares de alta frequência. Inicialmente cria-se um novo sinal $r_b(k)$, subtraindo o último ciclo cardíaco estimado do ciclo corrente:

$$r_b(k) = (s(k) - \hat{s}(k)) + b(k) + n(k).$$

Estima-se a oscilação da linha filtrando-se $r_b(k)$ com um filtro linear adaptivo ($k, l(k)$):

$$\hat{b}(k) = \sum_{j=-N}^N h(j, l(k)) r_b(k - j),$$

sendo $2N-1$ o tamanho do filtro. A estrutura de $h(j, l(k))$ adapta um filtro FIR passa-alta $l(k)$ ($k = 1, 2, \dots, n$), dependente do nível da oscilação de linha base e do intervalo RR. O sinal livre de oscilação de linha base $r_z(k)$ é obtido subtraindo-se a estimativa da oscilação:

$$r_z(k) = r(k) - \hat{b}(k).$$

2.2.3 Interpolação polinomial

Um método que utiliza a interpolação cúbica spline é apresentado em (MEYER & KELSNER, 1977). Exige prévia detecção de complexos QRS. A oscilação de linha base é estimada em um intervalo $[0, T_1]$, distância entre dois grupos de ondas PR, com o polinômio cúbico spline:

$$y(t) = y'''(0) \frac{t^3}{6} + y''(0) \frac{t^2}{2} + y'(0)t + y(0).$$

Os valores iniciais são dados por um método parabólico. Posteriormente, os $y(t)$ são calculados sequencialmente sobre as amostras do ECG, até o final de $[0, T_1]$. Definição da notação matricial do método:

$$\begin{bmatrix} y(N+1) \\ y'(N+1) \\ y''(N+1) \\ y'''(N+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1/2 & 1/6 \\ 0 & 1 & 1 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \bullet \begin{bmatrix} y(N) \\ y'(N) \\ y''(N) \\ y'''(N) \end{bmatrix},$$

onde N e $N+1$ são índices de amostras adjacentes. Cada $y(t)$ resultante é subtraído do ECG original, o que reduz as oscilações de linha base.

2.3 Remoção de ruídos

A remoção de ruídos talvez seja a área mais discutida em pré-processamento de ECG. Também muito utilizado para este fim é o método de filtragem linear (adaptativo ou não). Apresenta-se a seguir o filtro mediana e um método de filtragem wavelet.

2.3.1 Filtro mediana

O filtro mediana (SANJIT, 1993) é implementado com uma janela deslizante de tamanho ímpar ($N = 2k + 1$) sobre o sinal. As amostras da janela são ordenadas pela amplitude, sendo então computada a saída do filtro $y(n)$, que é a própria mediana das amostras da janela. O procedimento de filtragem é denotado como segue:

$$Y(n) = \text{mediana} [x(n-k), \dots, x(n), \dots, x(n+k)],$$

onde $x(n)$ e $y(n)$ são os sinais de entrada e de saída. Definição da função mediana:

$$\text{mediana}(x_1, \dots, x_N) = \begin{cases} x_{(k+1)} & N = 2k + 1 \\ \frac{1}{2}(x_{(k)} + x_{(k+1)}) & N = 2k \end{cases} .$$

2.3.2 Filtro wavelet

Um método de filtragem adaptativa de ECG, que utiliza a Transformada Ortogonal Wavelet, também conhecida como Transformada Wavelet de Daubechies, é apresentado em (KOZAKEVICIUS et al., 2005). Os modelos matemáticos das transformadas direta e inversa e os filtros podem ser encontrados em (DAUBECHIES, 1992). Aplicada a um sinal S_n , a transformada direta gera dois novos sinais, que possuem metade dos pontos do sinal original:

- a) S_{n+1} : as *aproximações*, que mantém a mesma energia presente no sinal original S_n ;
- b) d_{n+1} : os *detalhes*, que destaca os detalhes do sinal original S_n .

Primeiramente a transformada direta é aplicada sucessivamente nas aproximações até chegar-se ao sexto nível. A filtragem adaptativa é executada em cada um dos seis níveis; baseia-se em *SURE Thresholding*. Trata-se de uma função $T(d, \lambda)$, onde d é o detalhe e λ é

um valor de limiar definido por uma *Estratégia SURE*. Esta função elimina dos detalhes os pontos que não satisfazem seu modelo matemático. Posteriormente executam-se as transformadas inversas, obtendo-se então o S_n filtrado.

2.4 Algoritmos detectores de FV

Esta seção revisa algoritmos detectores de FV, alguns que atuam no domínio da frequência, outros que atuam no domínio do tempo. Aborda também um algoritmo detector de Complexos QRS e um algoritmo diferenciador das arritmias TVSM, TVSP e FV, incorporados na concepção do algoritmo DALUZ.

Em (JEKOVA, 2000) é apresentada comparação de cinco algoritmos detectores de FV. Em (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005) encontra-se a comparação de mais de uma dezena. Quatro são comuns às duas publicações:

- a) *VF filter (ventricular fibrillation filter)*;
- b) *Spectral Algorithm* (Algoritmo Espectral - SPEC);
- c) *Threshold Crossing Intervals* (intervalos de cruzamentos de limiares - TCI);
- d) *Complexity Measure Algorithm* (algoritmo de medida de complexidade - CPLX).

Outra comparação entre os três primeiros é apresentada em (CLAYTON, MURRAY e CAMPBELL, 1993). *VF filter* e SPEC operam no domínio da frequência, TCI e CPLX no domínio do tempo. Além destes quatro, para não ausentarmos da revisão um algoritmo baseado em Wavelets, foi incluso o WV_L1 . Devido à melhor qualidade em relação a todos estes, foram incluídos também os algoritmos SCA (*Signal Comparison Algorithm* – algoritmo de comparação de sinais) e PSR (*Phase Space Reconstruction* – espaço de reconstrução de fase). Descreve-se a seguir os nove algoritmos mencionados. Reservam-se as primeiras sete aos algoritmos detectores de FV.

2.4.1 Algoritmo *VF filter*

O algoritmo *VF filter* (KUO & DILLMAN, 1978) opera no domínio da frequência, assume que as formas de onda de FV assemelham-se a senóides, e é invocado somente se não forem previamente detectados Complexos QRSs ou batimentos de marcapasso.

Inicialmente, calcula-se o período médio do segmento de ECG em análise:

$$N = \left[\pi \left(\sum_{i=1}^m |V_i| \right) \left(\sum_{i=1}^m |V_i - V_{i-1}| \right)^{-1} + \frac{1}{2} \right],$$

onde V_i é o número de amostras e m é o número de pontos contidos em um período médio. Aplica-se um filtro rejeita faixa na região da frequência média do ECG, simulado através da combinação do segmento original com uma cópia, deslocada de meio período ($N/2$). O critério de decisão é baseado no valor de saída da fórmula, denominado *leakage* (l):

$$l = \left(\sum_{i=1}^m |V_i + V_{i-N}| \right) \left(\sum_{i=1}^m (|V_i| + |V_{i-N}|) \right)^{-1},$$

onde N é o período médio, obtido pela primeira equação. Caso o segmento apresente amplitude maior do que um terço da amplitude do último Complexo QRS detectado no segmento anteriormente analisado e l seja menor do que 0.406, está detectada a FV. Idem se l for menor do que 0.625, sem a necessidade da comparação das amplitudes (JEKOVA, 2000), (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFLE, 2005).

2.4.2 Algoritmo SPEC

Apresentado em (BARRO et al., 1989), SPEC opera no domínio da frequência. Após o pré-processamento, o segmento em análise é multiplicado por uma Janela de Hamming e passado para o domínio da frequência via FFT (*Fast Fourier Transform* – transformada rápida de Fourier). Seleciona-se o harmônico de maior amplitude na faixa de frequências de 5-9Hz (Ω) e define-se um limiar igual a 95% do valor de Ω . As amplitudes menores do que o limiar são ajustadas para zero. Em seguida calcula-se o primeiro momento do espectro:

$$M = \frac{1}{\Omega} \frac{\sum_{j=1}^{j_{max}} a_j \omega_j}{\sum_{j=1}^{j_{max}} a_j},$$

onde j_{max} é o índice da frequência mais alta dentre as analisadas, a_j a amplitude de w_j , a j -ésima frequência na FFT, entre 0Hz e o mínimo de (20 Ω , 100Hz). Calcula-se os valores de

mais três variáveis, A_1 , A_2 , e A_3 , onde: A_1 é a soma das amplitudes da faixa de frequências compreendidas entre 0.5Hz e $\Omega/2$, dividida pela soma das amplitudes da faixa de frequências compreendidas entre 0.5Hz e o mínimo de (20 Ω , 100Hz); A_2 é a soma das amplitudes da faixa de frequências compreendidas entre 0.7 Ω e 1.4 Ω , dividida pela soma das amplitudes da faixa de frequências compreendidas entre 0.5Hz e o mínimo de (20 Ω , 100Hz); e A_3 é a soma das amplitudes da faixa de frequências em torno de 0.6Hz do segundo para o oitavo harmônico (2 Ω – 8 Ω), dividida pela soma das amplitudes da faixa de frequências compreendidas entre 0.5Hz e o mínimo de (20 Ω , 100Hz). Se as quatro seguintes condições forem satisfeitas, é detectada a FV:

- a) $M - M_0 = .45$;
- b) $A_1 < A_{1,0} = 0.19$;
- c) $A_2 - A_{2,0} = 0.45$;
- d) $A_3 - a_{3,0} = 0.09$.

2.4.3 Algoritmo WV L_1

O algoritmo wavelet WV L_1 opera no domínio da frequência, em segmentos de ECG de duração igual a 8s (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005). A transformada wavelet contínua de um sinal $f \in L^2$ é definida por:

$$L_\psi f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{c_\psi |a|}} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

onde ψ é a wavelet mãe, $\psi \in L^2$, e admissível, isto é:

$$0 < c_\psi := 2\pi \int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty.$$

Aqui, $\hat{\psi}$ denota a Transformada de Fourier de ψ :

$$\hat{\psi}(\omega) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{\mathbb{R}} \psi(x) \exp(-i\omega x) dx.$$

A transformada wavelet $L_\psi f$ contém informações tanto do domínio do tempo como do domínio da frequência. A Transformada de Fourier é dada por:

$$\widehat{L}_{\psi} f(a, \omega) = \sqrt{\frac{2\pi |a|}{c_{\psi}}} \hat{\psi}(-a\omega) \hat{f}(\omega).$$

O passo primeiro do algoritmo consiste na execução de uma transformada wavelet contínua que utiliza o *Chapéu Mexicano* como wavelet mãe, definido por:

$$\psi(t) = (1 - 2t^2) e^{-t^2}.$$

Em seguida, processa-se a FFT. Na etapa final os valores absolutos máximos do sinal são investigados para tomar decisões sobre a presença de FV. Os parâmetros do espectro, e também os limiares são os mesmos do algoritmo SPEC.

2.4.4 Algoritmo TCI

TCI opera em segmentos de ECG de 3s, subdivididos em estágios de 1s (S) e utiliza um limiar de 20% da amostra de maior amplitude de S para gerar uma cadeia binária correspondente (1 para as amostras que ultrapassarem-no e 0 para as demais) (Figura 14).

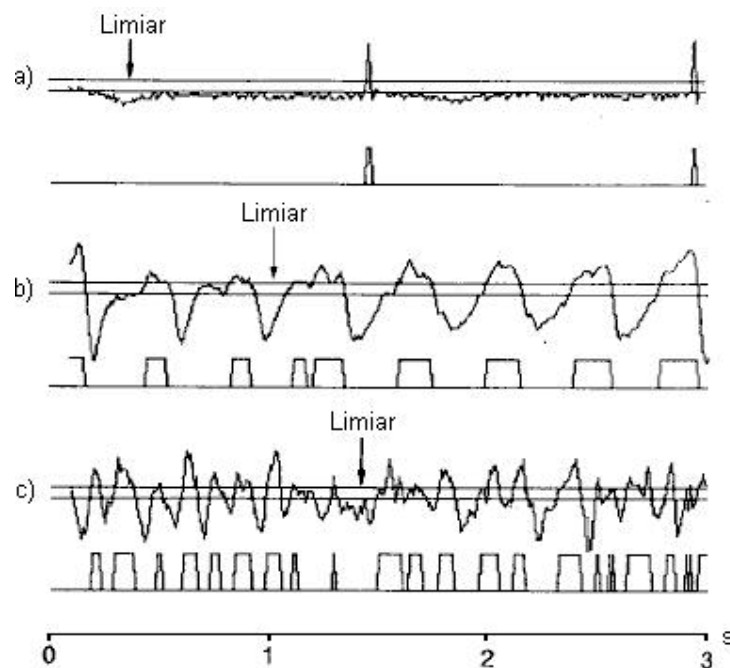


Figura 14 - Algoritmo TCI. a) Segmento de ECG normal b) Segmento de ECG portador de TV c) Segmento de ECG portador de FV. Sinais inferiores: seqüências binárias correspondentes aos segmentos; 1 para as amostras maiores e 0 para as menores que o limiar. Fonte: (THAKOR, ZHU e PAN, 1990).

O número de pulsos (seqüências de uns (N)) que cruzam o limiar é contado, e o TCI de S é calculado:

$$TCI = \frac{1000}{(N - 1) + \frac{t_2}{t_1+t_2} + \frac{t_3}{t_3+t_4}} [ms],$$

onde t_1 e t_2 são os intervalos de tempo entre o pulso imediatamente anterior a S e o primeiro pulso de S ; t_3 , t_4 são os intervalos de tempo entre o último pulso de S e o pulso imediatamente posterior a S (Figura 15).

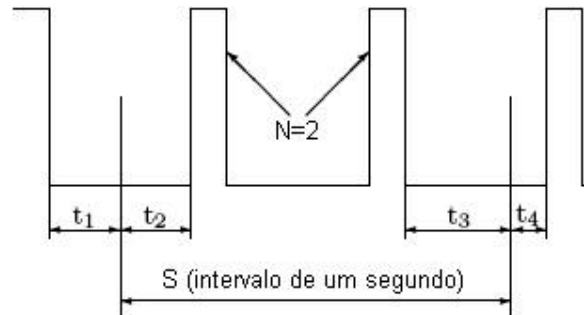


Figura 15 - Variáveis para o cálculo de TCI para S : N - número de pulsos de S ; t_1 e t_2 - intervalos de tempo entre o primeiro pulso de S e o último pulso anterior a S ; t_3 e t_4 - intervalos de tempo entre o último pulso de S e o primeiro pulso posterior a S Fonte: (THAKOR, ZHU e PAN, 1990).

Os valores de TCI calculados são comparados a distribuições normais de valores de TCI, que estão armazenadas em uma tabela construída previamente, para três probabilidades: ECG normal, ECG portador de FV e ECG portador de Taquicardia Ventricular (TV). Caso haja probabilidade do segmento portar uma das duas arritmias, executa-se a última etapa do algoritmo, que consiste em diferenciar FV de TV, através de testes de hipótese seqüencial, baseados nas distribuições normais de TCI da mesma tabela. Maiores detalhes em (THAKOR, ZHU e PAN, 1990).

2.4.5 Algoritmo CPLX

Apresentado em (ZHANG et al., 1999), o CPLX opera no domínio do tempo. Para um segmento de ECG com número de amostras n , calcula-se um limiar adaptativo, usado

para gerar uma seqüência binária correspondente. Calcula-se a medida de complexidade $c(n)$ (LEMPER & ZIV, 1976), e normaliza-se a mesma segundo a fórmula:

$$C(n) = \frac{c(n)}{b(n)},$$

onde $b(n)$ corresponde a

$$b(n) = \frac{n}{\log_2 n}.$$

As arritmias FV e VT são identificadas caso $C > 0.173$ (JEKOVA, 2000), (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005). Descrição mais detalhada em (ZHANG et al., 1999).

2.4.6 Algoritmo SCA

O algoritmo SCA (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005) opera no domínio do tempo, em segmentos de ECG de 8s. Em síntese, compara o segmento em análise com quatro pré-definidos do algoritmo: um para FV e outros três para ciclos cardíacos normais. A Figura 16 ilustra a comparação com o segmento pré-definido para FV do algoritmo.

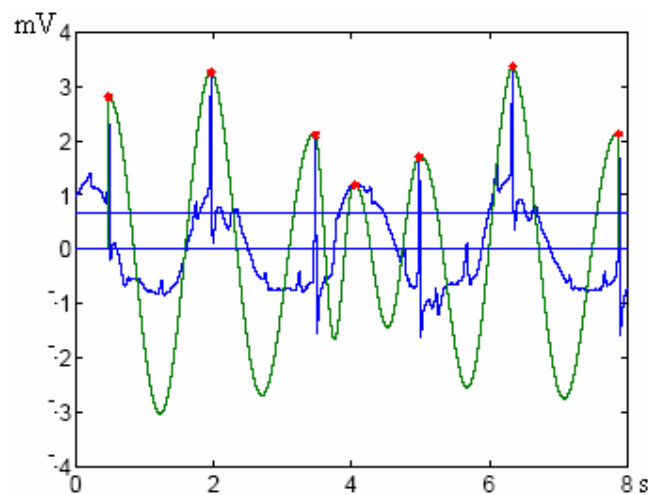


Figura 16 - Comparação de segmento de ECG normal com o segmento pré-definido do SCA para FV. Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005).

Os picos de amplitude são buscados (máximos) e as tuplas (posições no tempo, valores de amplitude), correspondentes, expressas por (t_j, a_j) , são armazenadas e utilizadas como referência para analisar a sobreposição com os segmentos pré-definidos do algoritmo. Calculam-se os resíduos da sobreposição, inicializando-se a variável VRF (para resíduos da comparação com o segmento pré-definido para FV) e variáveis VRS_j , $j=1, 2, 3$ (para resíduos das comparações com os três segmentos pré-definidos para ciclos cardíacos normais). Compara-se VRF com cada VRS_j :

$$t_j = \frac{VRF}{VRS_j}.$$

Se todos os três resultados t_j forem menores do que 1, está detectada a FV.

2.4.7 Algoritmo PSR

O algoritmo PSR (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2007) opera no domínio do tempo, em segmentos de ECG de 8s, e baseia-se num método de reconstrução de fase chamado *espaço de fase*. Em um diagrama bidimensional, subdividido numa grade de 40x40 quadrados, em função do segmento $x(t)$ é exposto $x(t + \tau)$, onde τ é uma constante de tempo com valor igual a 0.5 (Figura 17). Calcula-se d como o quociente entre o número de quadrados “visitados” pelo ECG e o número total de quadrados do diagrama; se $d < 0.15$, está detectada a FV.

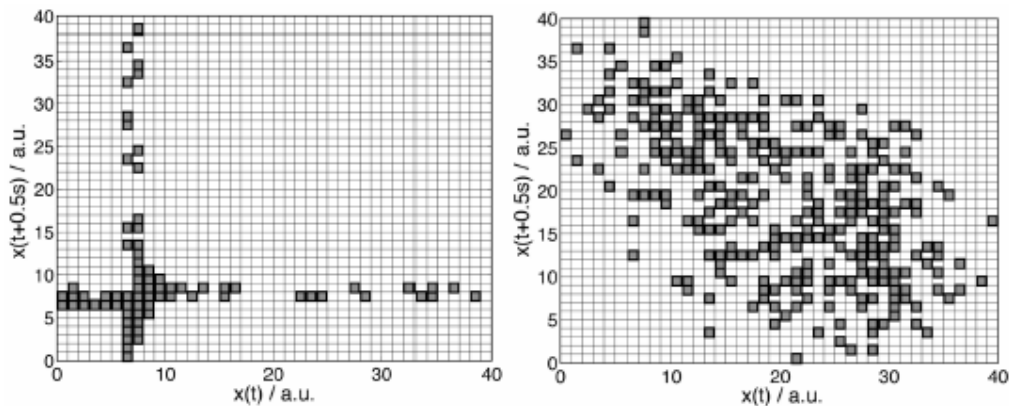


Figura 17 - Diagrama do algoritmo PSR; à esquerda diagramação de Complexo QRS e à direita de FV (a.u.: unidades arbitrárias). Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2007).

2.4.8 Algoritmo de Pan-Tompkins

O algoritmo detector de Complexos QRS de Pan-Tompkins (PAN & TOMPKINS, 1985) utiliza informações do espectro do ECG, da derivada, da largura e da amplitude dos Complexos QRS para detectá-los. O pré-processamento pode ser sintetizado na aplicação de um filtro passa-faixa de 5-15Hz. Primeiramente, aplica-se a seguinte derivada:

$$y(nT) = \frac{1}{8T} \left(-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T) \right),$$

onde T é o período de amostragem. Elevam-se ao quadrado os pontos do sinal resultante, $y(nT)$. Em seguida aplica-se uma janela de integração móvel de duração igual a 150ms. No sinal de saída da janela de integração móvel, utilizando-se de duas séries de limiares, chamadas *SPKI* e *NPKI*, cada uma com dois níveis, cujo cálculo envolve o pico de maior amplitude do segmento, detectam-se os Complexos QRS. O algoritmo ainda busca por Complexos QRS ausentes, analisando os intervalos de tempo entre os que forem inicialmente detectados.

2.4.9 Análise de coerência do espectro

Este método diferencia taquicardias ventriculares monomórficas de polimórficas e de FIBV, via função da magnitude quadrática da coerência espectral (MQC - γ^2):

$$\gamma^2(\omega) = \frac{|F_{1,2}(\omega)|^2}{F_{1,1}(\omega)F_{2,2}(\omega)},$$

sendo $F_{1,2}(\omega)$ a densidade espectral de potência (DEP) cruzada de duas derivações simultâneas, 1 e 2; $F_{1,1}(\omega)$ é a DEP da derivação 1 e $F_{2,2}(\omega)$ é a DEP da derivação 2.

Duas derivações altamente correlacionadas terão γ^2 próximo a 1, enquanto que duas derivações quase nada correlacionadas terão γ^2 próximo a 0. Na faixa de frequências de 0-60Hz, o γ^2 , para TVSM fica compreendido no intervalo [0.12; 0.87], com média igual a 0.56 e desvio padrão igual a 0.19; para a TVSP, está entre [0.06; 0.29], com média igual a 0.13 e desvio padrão igual a 0.07; para FV, está entre [0.03; 0.09], com média igual a 0.05 e desvio padrão igual a 0.02 (Figura 18).

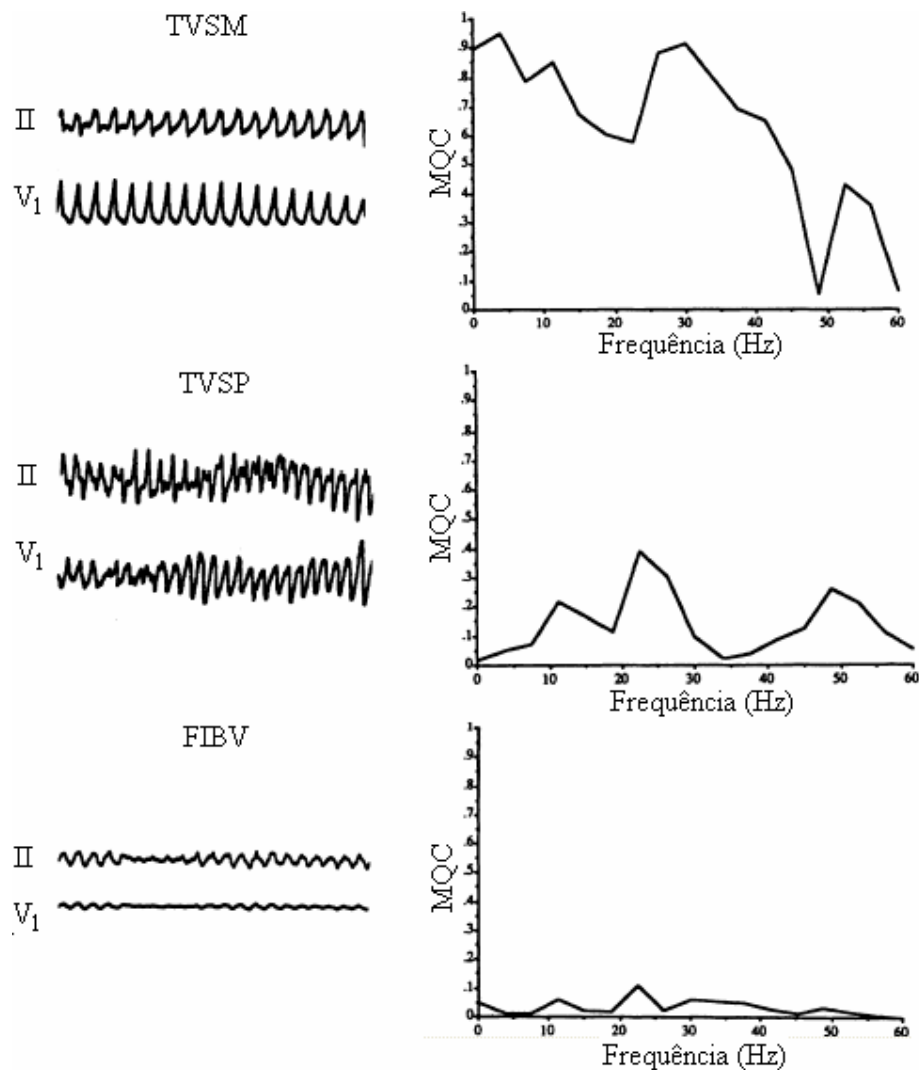


Figura 18 - MQC para TVSM, TVSP e FV. Fonte: (ROPELLA et al., 1989).

2.5 Sobre os algoritmos revistos e o projeto de DALUZ

Revisou-se uma boa gama de algoritmos detectores de FV em ECG, que baseiam a detecção em diversas características que esta arritmia apresenta nos domínios do tempo e da frequência. Percebeu-se que a detecção de FV em ECG é um tópico já bastante estudado. Os dois algoritmos mais acurados dentre os mencionados são recentes e operam no domínio do tempo: SCA e PSR (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007). Dentre os algoritmos antigos, os mais acurados são *VF filter* (KUO & DILLMAN, 1978) e SPEC (BARRO et al., 1989). A análise de coerência do espectro, aparentemente descartaria a necessidade de algoritmos detectores de fibrilação ventricular, mas não de *flutter*.

Como SPEC parece esgotar o estudo sobre a detecção da FV em ECG no domínio da frequência, e os mais algoritmos acurados são SCA e PSR, optou-se por desenvolver um algoritmo no domínio do tempo. Estes se baseiam na identificação das formas de onda características da FV utilizando apenas pré-processamento de ECG antes da detecção. Portanto, além de operar no domínio do tempo, considerou-se também que outro pré-requisito para o desenvolvimento do novo algoritmo seria utilizar um tratamento subsequente ao pré-processamento.

Observou-se o resultado do tratamento de ECG do algoritmo detector de Complexos QRS de Pan-Tompkins, em ECGs portadores de FV e em ECGs que apresentavam ritmo cardíaco normal. Considerou-se este por ele utilizar várias informações a respeito do ECG e suas formas de onda características, tanto do domínio do tempo quanto da frequência. A faixa passante do espectro deveria abarcar também 3-10Hz (onde a FV destaca-se).

3 METODOLOGIA PARA DESENVOLVIMENTO E AVALIAÇÃO DO ALGORITMO DALUZ

Neste capítulo aborda-se a metodologia utilizada para o desenvolvimento e avaliação do algoritmo DALUZ. Segundo (SIGULEM et al., 1998) o desenvolvimento de SAD para a medicina deve submeter-se às seguintes etapas: aquisição, representação e avaliação do conhecimento. Dedicam-se as próximas três seções a cada uma delas:

3.1 Aquisição do conhecimento

A aquisição de conhecimento deve realizar a revisão teórica e obter informações relevantes para a elaboração de uma base de dados. Recomenda a norma (ANSI/AAMI EC38, 1999) para desenvolvimento de algoritmos detectores de FV a utilização das seguintes bases de ECG:

- a) *Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database* (CUDB): base de dados de taquicardias ventriculares da Universidade de Creighton (CU, 2008);
- b) *MIT-BIH Arrhythmia Database* (MIT-BIH): base de dados de arritmias cardíacas do *Massachusetts Institute of Technology – Beth Israel Hospital* (Instituto de Tecnologia de Massachussets – Hospital Israelita Beth (MIT-BIH, 2008));
- c) *American Heart Association database* (base de dados AHA): base de dados da Associação Americana do Coração (AHA, 2008), sinais 7001-8210.

Regra ainda tal norma, que MIT-BIH e a base de dados AHA devem complementar a avaliação com a CUDB, e não substituí-la, devido à esta apresentar em seus ECGs uma variedade de eventos insuficiente para a avaliação de detecções errôneas de FV.

Exclui-se involuntariamente a base de dados AHA deste estudo devido aos seus encargos financeiros. Além da CUDB e da MIT-BIH, utiliza-se a *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database* (base de dados de arritmias ventriculares malignas MIT-BIH (VFDB)) (MIT-BIH-VF, 2008), apenas para fim de comparações de resultados, e não para os testes definidores do algoritmo. As três fazem parte da base de dados de sinais biomédicos Physiobank (PHYSIOBANK, 2008).

3.2 Representação do conhecimento

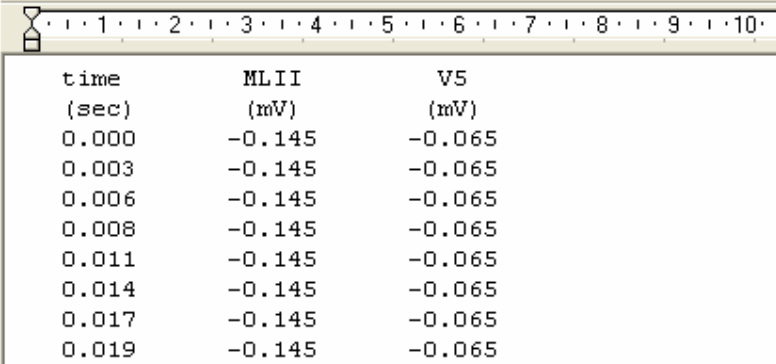
Esta etapa trata da tradução do conhecimento necessário para a determinação do diagnóstico para uma linguagem que o computador possa compreender.

Cada registro de ECG da Physiobank é disponibilizado com suas informações distribuídas em três arquivos de três extensões diferentes: “.hea”; “.dat”; e “.atr”. O registro da MIT-BIH denominado “100”, por exemplo, é composto pelos arquivos “100.he”, “100.atr” e “100.dat”. Os conteúdos de cada um destes arquivos são os seguintes:

- a) *.dat*: arquivo que contém as amostras do ECG;
- b) *.hea*: arquivo que contém o cabeçalho; este informa o nome, a taxa de amostragem e as derivações do registro;
- c) *.atr*: arquivo que contém as *anotações*; estas indicam o local e o tempo em que ocorrem eventos relevantes no registro.

Utiliza-se WFDB (MIT-WFDB, 2008) para gerar versões em formato texto (extensão “.txt”) dos registros e das anotações, a fim de facilitar sua visualização e manipulação. Denotam-se os arquivos que contém as amostras como *arquivos das amostras*, e os que contém as anotações, como *arquivos das anotações*.

Os arquivos das amostras apresentam-se ao modo da Figura 19, que mostra o início do sinal 100 da MIT-BIH. Percebe-se na primeira linha do cabeçalho, em três colunas: “time” (tempo de aquisição) e “MLII” e “V5” (derivações). A segunda linha apresenta as grandezas com que os valores de cada coluna estão anotados: “sec” (segundos) e “mV” (miliVolts). Demais linhas descrevem o tempo de aquisição e a amplitude de cada amostra.



| time | MLII | V5 |
|-------|--------|--------|
| (sec) | (mV) | (mV) |
| 0.000 | -0.145 | -0.065 |
| 0.003 | -0.145 | -0.065 |
| 0.006 | -0.145 | -0.065 |
| 0.008 | -0.145 | -0.065 |
| 0.011 | -0.145 | -0.065 |
| 0.014 | -0.145 | -0.065 |
| 0.017 | -0.145 | -0.065 |
| 0.019 | -0.145 | -0.065 |

Figura 19 - Início de registro de ECG da MIT-BIH em formato “.txt”. As duas primeiras linhas são reservadas para o cabeçalho. As demais apresentam: o tempo de aquisição das amostras registradas nelas, na coluna da esquerda; o valor das amostras, segundo a derivação indicada no cabeçalho.

Os arquivos das anotações (Figura 20) indicam os eventos de interesse presentes nos arquivos das amostras via caracteres, na terceira coluna da esquerda para a direita (símbolos) e em uma sétima coluna à direita (siglas), não visível na figura. O número da coluna à esquerda dos símbolos indexa a linha do arquivo das amostras correspondente.

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
|----------|--------|---|----|---|---|---|---|---|---|----|
| 6:21.616 | 95404 | N | 0 | 0 | 0 | | | | | |
| 6:22.344 | 95586 | N | 0 | 0 | 0 | | | | | |
| 6:22.660 | 95665 | [| 0 | 0 | 0 | | | | | |
| 7:01.188 | 105297 |] | 0 | 0 | 0 | | | | | |
| 7:01.236 | 105309 | ~ | -1 | 0 | 0 | | | | | |
| 7:09.164 | 107291 | ~ | 0 | 0 | 0 | | | | | |
| 7:09.436 | 107359 | N | 0 | 0 | 0 | | | | | |
| 7:10.252 | 107563 | N | 0 | 0 | 0 | | | | | |

Figura 20 - Trecho de arquivo de anotações da CUDB em formato ".txt". Os caracteres '[' e ']' são símbolos que indicam o início e o fim da FV. O símbolo 'N' indica um batimento cardíaco normal. À esquerda da coluna dos símbolos, números que indexam as linhas do arquivo das amostras onde ocorrem os eventos indicados por eles.

As comparações de *algoritmos detectores de fibrilação ventricular* de (JEKOVA, 2000) e de (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007) acolhem como fibrilação ventricular tanto a FLUV como a FIBV. Devido a isto, define-se FV como uma abreviatura referente a ambas as arritmias.

A CUDB apresenta episódios de FLUV e FIBV em 33 dos seus 35 registros, que possuem uma derivação, não informada, duração de 8.5 minutos, e taxa de amostragem de 250Hz. As suas anotações não diferenciam FLUV de FIBV, bem como não indicam a localização de cada ciclo cardíaco durante estes episódios.

A MIT-BIH apresenta episódios de FLUV em 1 dos seus 48 registros, que possuem duas derivações, informadas, duração de 30 minutos, e taxa de amostragem de 360Hz. As suas anotações não apenas informam as posições dos episódios de FLUV bem como indicam a localização de cada um dos seus ciclos.

A VFDB apresenta episódios de FLUV e FIBV em 8 dos seus 22 registros, que possuem duas derivações, não informadas, duração de 35 minutos, e taxa de amostragem de 250Hz. As suas anotações diferenciam FLUV de FIBV, porém não indicam a localização dos ciclos.

Para as três bases, o início das arritmias TVS e TVNS, monomórficas e polimórficas, são indicadas pela sigla “VT”. A MIT-BIH e a VFDB sinalizam o início da FLUV pela sigla VFL. A VFDB possui duas siglas para indicar início de FIBV: VFIB e VF. Os símbolos comuns ao início e ao final da FV para a CUDB e para a MIT-BIH são ‘[’ e ‘]’.

Embora a definição de um limiar para critérios de decisão de algoritmos possa ser análoga à etapa de *treinamento* das redes neurais (SIMON, 1999), e possa-se fazer também uma analogia entre a saída de uma rede com a saída de um algoritmo detector de FV, dentre outras comparações possíveis, nenhum dos algoritmos revisados refere-se explicitamente a redes neurais. Definem-se os limiares de DALUZ segundo critérios qualitativos, cujos valores são obtidos via testes efetuados por programas (a modelagem é mostrada na próxima seção).

Testam-se segmentos com duração entre 3s (tamanho analisado por TCI) e 8s (tamanhos analisados por PSR e SCA). Após a análise do primeiro segmento, que inicia no instante zero do registro, incrementa-se o seu início e o seu final em 1 segundo, sucessivamente. O último segmento analisado coincide seu final com o término do registro, e seu início com o final do registro menos o tamanho do segmento. O número de decisões (N) tomadas pelo algoritmo para cada base de dados é dado por:

$$N = (\text{número de segundos do registro} - \text{tamanho do segmento}) \times (\text{número de registros da base de dados}) \times (\text{número de derivações dos registros da base de dados}).$$

As decisões corretas e errôneas são assim definidas:

- a) *Verdadeiro Positivo (VP)*: quando o algoritmo decide que há FV corretamente;
- b) *Falso Positivo (FP)*: o algoritmo decide que há FV erroneamente;
- c) *Verdadeiro Negativo (VN)*: o algoritmo decide que não há FV corretamente;
- d) *Falso Negativo (FN)*: o algoritmo decide que não há FV erroneamente.

Nos programas, as anotações são armazenadas por vetores de inteiros. Cada posição de um vetor de anotações das bases de ECGs CUDB, MIT-BIH e CUDB corresponde a um *segundo* do seu referente registro de ECG. Cada posição de um vetor de anotações gerado pelo algoritmo corresponde a uma *decisão* sobre um segmento de ECG analisado. Codifica-se as anotações com dígito ‘0’ para a ausência, e ‘1’, para a presença de FV (Figura 21). Exige-se igualdade mínima de zeros e uns igual à metade do tamanho do segmento em análise para a confirmação de VP.

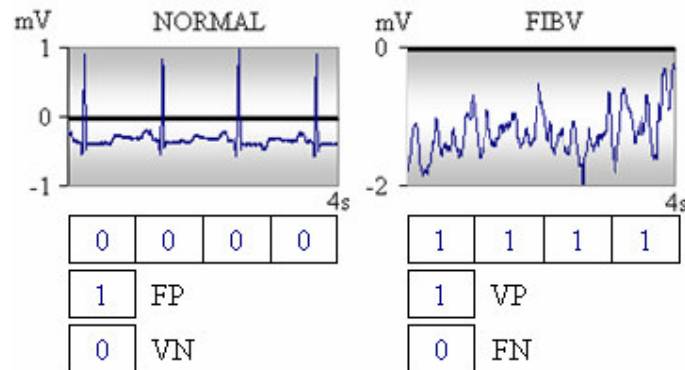


Figura 21 - Exemplo de vetores de anotações para segmentos de ECG de 4s. O dígito 1 indica presença, e o dígito 0 ausência de FV no segundo correspondente do ECG anotado, para as anotações das bases de dados. Uma posição de um vetor das anotações geradas por DALUZ representa uma decisão sobre um segmento.

A partir da contagem de VPs, FPs, VNs e FNs, calcula-se as seguintes probabilidades (JEKOVA, 2000), (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFLER, 2005 e 2007):

a) *Sensibilidade*: é a probabilidade do algoritmo detector de FV acertar quando decide que há FV, definida por:

$$S = \frac{VP}{VP + FN},$$

b) *Especificidade*: é a probabilidade do algoritmo detector de FV acertar quando decide que não há FV:

$$E = \frac{VN}{VN + FP},$$

c) *Preditividade Positiva*: é a probabilidade de que a detecção de FV apontada pelo algoritmo seja um verdadeiro episódio de FV:

$$PP = \frac{VP}{VP + FP},$$

d) *Acurácia*: é a probabilidade do algoritmo detector de FV tomar a decisão correta:

$$A = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}.$$

São *trade-offs*: “sensibilidade x especificidade” e “sensibilidade x predictividade positiva”. Devido as suas diferentes concepções, a importância da CUDB na avaliação da

qualidade de um algoritmo detector de FV está bastante ligada à sensibilidade. Já a importância da MIT-BIH, à averiguação da especificidade, visto que apresenta uma variedade arritmica maior.

Expressa-se graficamente sensibilidade% em função de 100-especificidade% via "ROC curves" (*Receiver Operating Characteristic curves* – curvas da Característica Operante Receptora (curvas ROC) (ANAESTHETIST, 2008)) (Figura 22). Para obter-se os pontos da curva, altera-se o critério de decisão do algoritmo, gerando-se diferentes valores de especificidade e de sensibilidade. Quanto maior for a área sob a curva, e mais ela se aproximar do canto superior esquerdo do gráfico, local onde ambas, sensibilidade e especificidade são iguais a 100%, melhor é a qualidade do algoritmo.

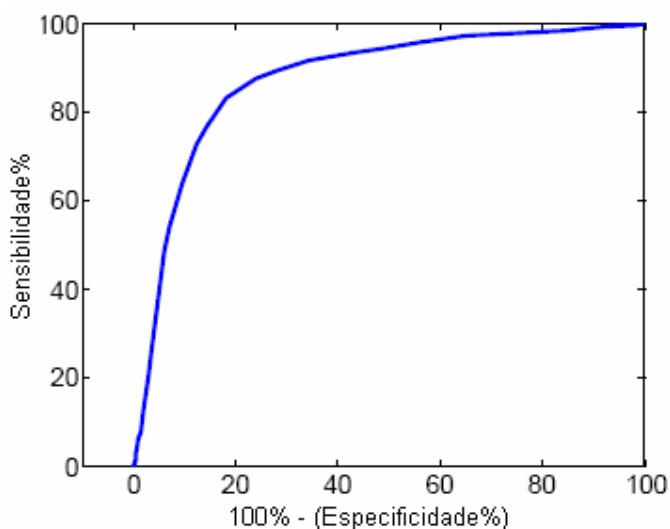


Figura 22 - Exemplo de curva de sensibilidade% em função de 100%-especificidade para algoritmo detector de FV. Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005).

3.3 Avaliação do conhecimento

Esta etapa executa a validação do SAD, através de um comitê de especialistas para verificar sua credibilidade. Primordialmente, realiza-se a avaliação de algoritmos detectores de FV em ECG computacionalmente. Expõe-se a qualidade do algoritmo, obtida pela sua performance nas bases de dados descritas, comparada à de outros, segundo os critérios

qualitativos descritos na seção anterior (JEKOVA, 2000), (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007).

Utiliza-se a linguagem de programação de propósito geral C (KERNIGHAN & RITCHIE, 1989) e o ambiente de programação Dev C++ (BLOODSHED, 2008), para a implementação dos programas que realizam os testes da avaliação computacional do algoritmo (modelagem estruturada); a linguagem de programação Java (SUN, 2008) e o ambiente de programação NetBeans (NETBEANS, 2008) para disponibilizar a implementação do módulo do algoritmo para o CardioMonitor (orientado a objeto); filtros lineares Butterworth e Parks-McClellan, cujos coeficientes são dados por softwares de projeto interativo de filtros digitais disponibilizados por (FISHER, 2008) e (PARKS, 2008).

Para a execução da avaliação computacional são desenvolvidos dois programas:

- a) *DALUZ_teste_limiares*: programa para o ajuste das configurações iniciais do algoritmo, que utiliza a penas a CUDB. Da análise dos seus resultados, observa-se como critérios qualitativos definidores das configurações, em ordem decrescente de importância: acurácia, especificidade e preditividade positiva;
- b) *DALUZ_teste_bases*: programa que realiza avaliação conjunta da CUDB com a MIT-BIH, para as configurações finais do algoritmo. Também proporciona os dados da avaliação com a VFDB.

Os diagramas da análise essencial dos dois programas teste assemelham-se, e representa-se ambos aqui sob a denominação “Testes DALUZ”. O Diagrama de Contexto (Figura 23) mostra os terminadores de entrada e saída: bases de dados de anotações e de ECGs, e saídas do programa. As saídas consistem em arquivos de números, estatísticas e resumos, referentes à contagem de decisões corretas e errôneas de DALUZ e às probabilidades (descritas na seção 3.2).



Figura 23 - Diagrama de Contexto para programas DALUZ.

Os processos dos programas são os que seguem:

1 - *Ler ECG* – executa a leitura dos registros de ECG, que já estão em formato “.txt”;

2 - *Pré-processar ECG* – executa o pré-processamento dos ECGs, após sua leitura;

3 - *Tratar ECG* - aplica o tratamento de ECG do algoritmo de Pan-Tompkins nos ECGs pré-processados;

4 - *Gerar Anotações* – grava os arquivos das anotações, a partir das decisões do algoritmo para cada registro de ECG;

5 - *Detectar FV* – contém a implementação do algoritmo, recebe por parâmetro um segmento de ECG, realiza a detecção da FV, e retorna a decisão;

6 - *Gerar Estatísticas* – compara as anotações geradas com as das bases de dados de ECG, e gera números, estatísticas e resumos das probabilidades do algoritmo.

O Diagrama de Fluxo de Dados ilustra a seqüência destes processos e a circulação dos ECGs, anotações e saídas (Arquivos) dos programas (Figura 24).

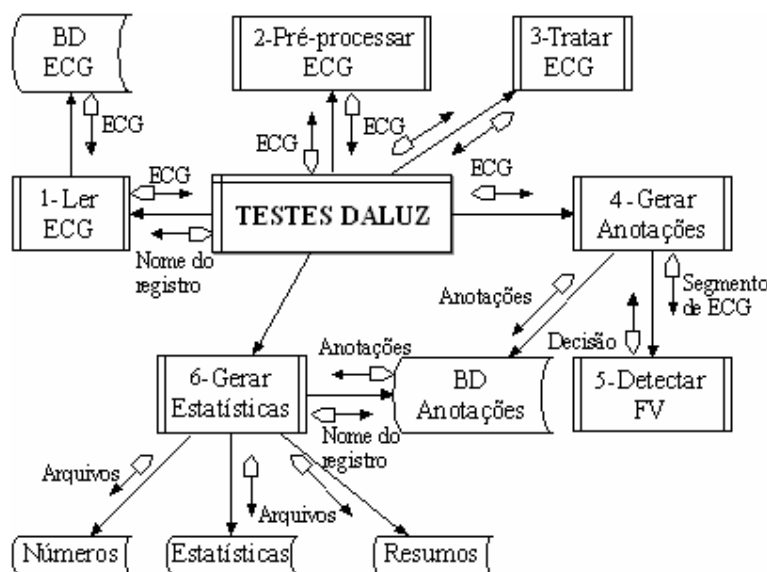


Figura 24 – Diagrama de Fluxo de Dados para programas DALUZ.

A qualidade demonstrada pelo algoritmo no teste das configurações finais é comparada à dos sete algoritmos detectores de FV revistos, com os dados disponibilizados por (JEKOVA, 2000) e (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFLE, 2005 e 2007).

4 DALUZ ALGORITMO DETECTOR DE FV

Este capítulo apresenta DALUZ, um novo algoritmo para a detecção de FV em ECG. Fundamenta a definição dos requisitos do pré-processamento, o tratamento do ECG e o critério de decisão do algoritmo em duas seções. A terceira o reapresenta concisamente.

4.1 Pré-processamento

Não se define método para o pré-processamento de DALUZ; no entanto, deve ele cumprir com os seguintes requisitos: remoção das oscilações de linha base; preservação das formas de onda dos Complexos QRS e da FV; remoção das ondas T e P. Apenas para fins de desenvolvimento e avaliação do algoritmo, projetou-se filtros Parks-McClellan passa-faixa 3-35Hz (faixa de transição: 0.73Hz; atenuação: 40dB; ripple: 1db). O número de coeficientes, estimado por (PARKS, 2008) foi 673 para a taxa de amostragem de 360Hz, da MIT-BIH, e 467 para a taxa de amostragem de 250Hz, da CUDB e da VFDB (Figura 25). Nas extremidades dos sinais utilizou-se filtros Butterworth de 2^a ordem (também 3-35Hz).

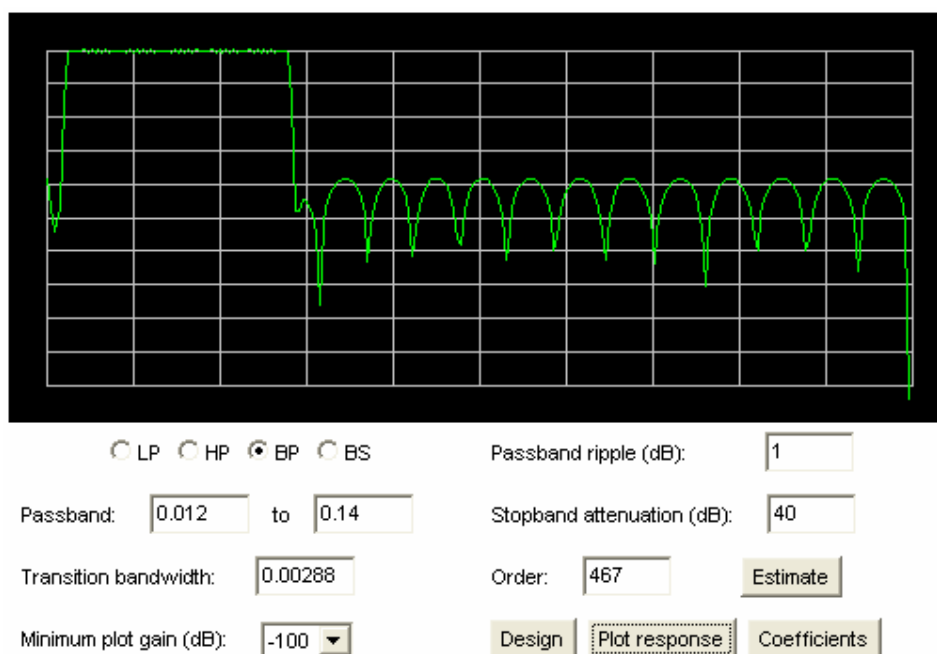


Figura 25 - Especificações e gráfico do filtro Parks-McClellan passa-faixa 3-35Hz (taxas de amostragem de 250Hz). As frequências estão normalizadas. Fonte: (PARKS, 2008).

4.2 Detecção de FV

O tratamento do ECG pré-processado é idêntico ao do algoritmo de Pan-Tompkins (seção 1.5.8): aplicação da derivada, quadrado e janela de integração móvel de 150ms. A aplicação da derivada e a elevação ao quadrado aumentam as diferenças de amplitude entre os picos R e demais formas de onda, destacando-os. A elevação ao quadrado torna positivos os picos R provenientes de qualquer derivação; a aplicação da janela de integração móvel une ondulações próximas, a ele. Quanto aos segmentos que apresentam FV, este tratamento gera um sinal com ondulações irregulares e alargadas (Figura 26).

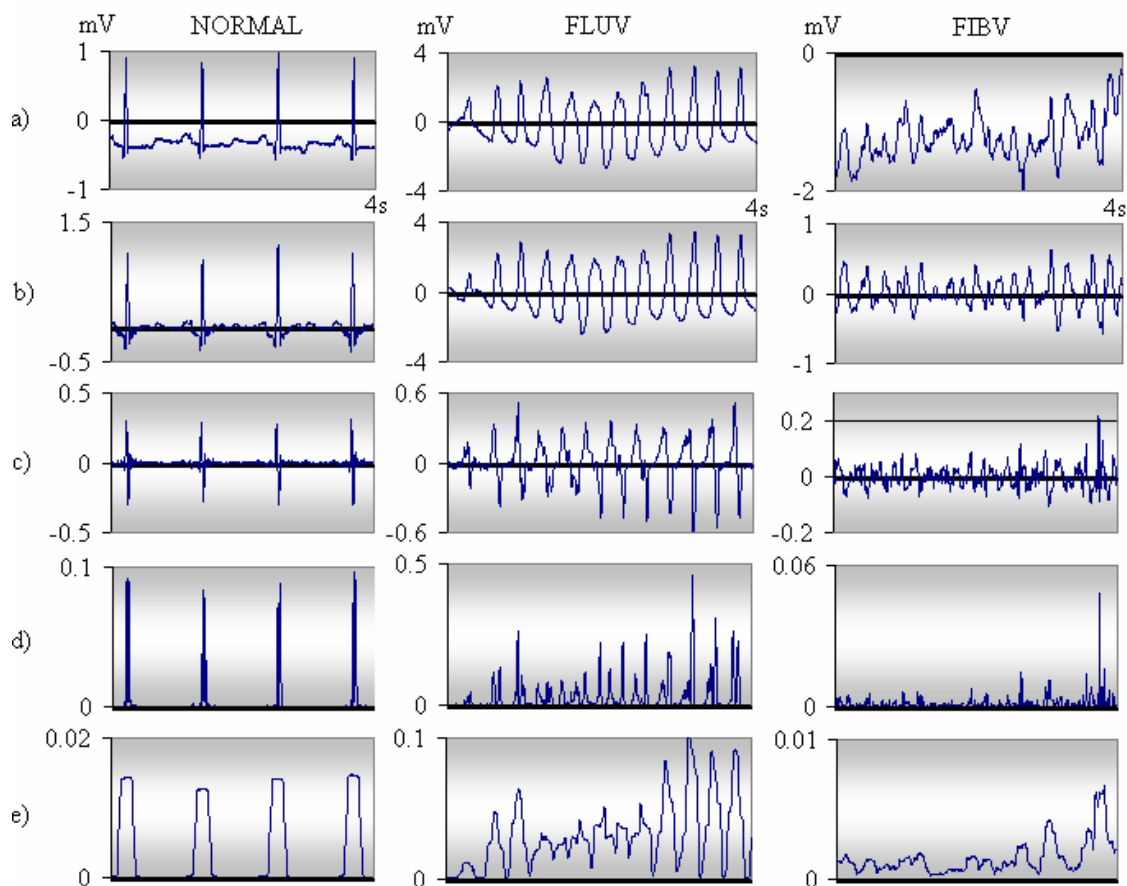


Figura 26 - Pré-processamento e tratamento de ECG do algoritmo DALUZ. Coluna da esquerda: segmento normal, registro 100 da MIT-BIH, instante 14s. Coluna do meio: segmento classificado como FLUV, registro 609 da VFDB, instante 17:01 minutos. Coluna da direita: segmento classificado como FIBV, registro 422 da VFDB, instante 34:06 minutos. Linhas: a) segmentos originais; b) segmentos filtrados (passa-faixa 3-35Hz); c) segmentos resultantes da aplicação da derivada; d) segmentos derivados elevados ao quadrado; e) segmentos resultantes da aplicação da janela móvel no sinal elevado ao quadrado.

Optou-se pela utilização de um limiar de amplitude no sinal de saída da aplicação da janela de integração móvel. Devido à caoticidade que se observa no sinal resultante do tratamento dos ECGs portadores de FIBV e FLUV (Figura 26), percebeu-se que a seleção da amostra de maior amplitude do segmento para calculá-lo não seria uma boa opção. Sendo exceção ciclos de FLUV com duração superior a 0.3s, primeiramente definiu-se que a amostra selecionada deveria ser a de segunda maior amplitude dos segmentos analisados, distante de ao menos 0.3s da amostra de maior amplitude, além de ser buscada na metade oposta àquela em que esta fosse localizada. Especulou-se que isto evitaria a utilização de amostras com amplitudes fora do padrão mais comum do segmento, o que melhoraria a adaptividade do limiar.

O programa *DALUZ_teste_limiares* analisou segmentos com duração de 3s a 8s, em intervalos de 1s; distância mínima entre as amostras selecionadas para o cálculo do limiar de 150ms a 600ms, em intervalos de 150ms; limiares entre 15% e 80% da amostra selecionada, em intervalos de 2.5%; porcentagens de pontos ultrapassantes do limiar para classificar o segmento como portador de FV entre 0% e 100%, em intervalos de 1%.

Constatou-se com este teste que o uso dos critérios de seleção da amostra para o cálculo do limiar de amplitude era vantajoso; a distância mínima de 0.15s entre as amostras selecionadas proporcionou as melhores acurácias, conjuntamente com as seguintes configurações: limiar em torno de 20%; porcentagem de pontos ultrapassantes por volta de 70%; segmentos de ECG de 3s e 4s (tabela 1).

Tabela 1 - Resultados do teste dos ajustes iniciais das configurações de DALUZ.

| PONTO PARA CÁLCULO DO LIMIAR | | SEGMENTO (s) | LIMIAR (%) | P. SEGMENTO \geq LIMIAR (%) | ACURÁCIA (%) |
|--|-----|--------------|------------|-------------------------------|--------------|
| 1ª maior amplitude | | 3 | 15 | 67 | 87.8 |
| | | 4 | 15 | 63 | 86.9 |
| | | 5 | 15 | 61 | 86.6 |
| | | 6 | 15 | 59 | 86.0 |
| | | 7 | 15 | 59 | 85.8 |
| | | 8 | 15 | 58 | 85.3 |
| 2ª maior amplitude (distância mínima da maior -ms) | 150 | 3 | 20 | 72 | 90.4 |
| | 150 | 4 | 20 | 68 | 90.3 |
| | 150 | 5 | 17.5 | 70 | 90.2 |
| | 750 | 6 | 17.5 | 70 | 89.7 |
| | 150 | 7 | 17.5 | 69 | 89.5 |
| | 150 | 8 | 17.5 | 65 | 88.9 |

Alguns episódios foram selecionados aleatoriamente para verificação das causas do erro do algoritmo. Verificou-se, manualmente, que os FPs deviam-se principalmente à ruídos não solucionados pelo pré-processamento e ao episódio de TVSM do registro cu02. Já os FNs foram encontradas em transições entre a FV e outros ritmos, e também em regiões onde as ondas de FV apresentavam-se mais caoticamente.

Nota-se, na Figura 26, coluna do meio, quatro ciclos de FLUV cercados por ciclos de TVSM; este segmento é classificado como FLUV pelas anotações da VFDB. Para (ACC/AHA/ESC, 2006) esta arritmia possui geralmente ritmo ventricular superior a 300bpm; em (SBC, 2003) não é mencionada. Ambas as diretrizes definem unicamente ritmo *mínimo* para a identificação de TVSM: 100bpm. O FLUV do registro mit207, instante 40s a 50s, apresenta-se com ritmo ventricular em torno de 200bpm, 100 distante de 300; a TVSM do registro cu02, instante 8:17 a 8:27 minutos, apresenta 235bpm, 35 a mais do que 200 (Figura 27). Nos casos citados e em presença de ruídos, o algoritmo DALUZ pode tanto errar quanto acertar.

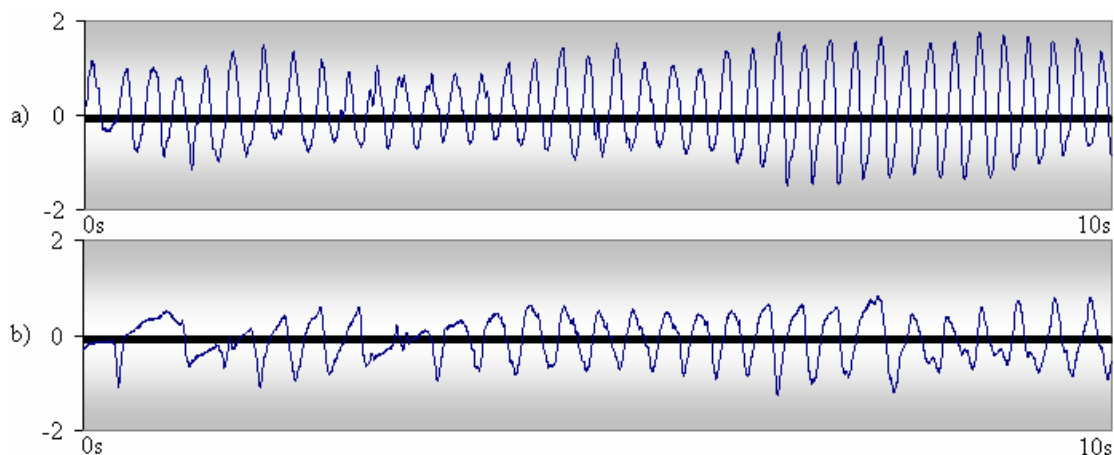


Figura 27 - FLUV e TVSM: a) Segmento de TVSM do registro cu02, instante 8:17 minutos; b) segmento de FLUV do registro 207 da MIT-BIH, instante 40s.

A tabela 2 mostra como variaram sensibilidade, especificidade e acurácia para os segmentos de 3s e 4s, casos mais acurados do teste dos ajustes iniciais, em função de porcentagem de amostras ultrapassantes do limiar de amplitude. A especificidade, segundo critério definidor do algoritmo em ordem de importância, após a acurácia, foi maior em segmentos de 4s.

Tabela 2 - Variação de sensibilidade x especificidade e acurácia em função da porcentagem de pontos ultrapassantes do limiar de amplitude.

| SEGMENTO (s) | PONTOS % \geq LIMIAR (%) | SENSIBILIDADE (%) | ESPECIFICIDADE (%) | ACURÁCIA (%) |
|--------------|----------------------------|-------------------|--------------------|--------------|
| 3s | 68 | 76.2 | 94.1 | 90.3 |
| | 69 | 75.0 | 94.5 | 90.3 |
| | 70 | 73.7 | 94.8 | 90.3 |
| | 71 | 72.7 | 95.1 | 90.3 |
| | 72 | 71.8 | 95.4 | 90.4 |
| | 73 | 69.9 | 95.6 | 90.1 |
| 4s | 65 | 73.2 | 94.7 | 90.1 |
| | 66 | 72.3 | 95.1 | 90.2 |
| | 67 | 71.2 | 95.4 | 90.2 |
| | 68 | 70.2 | 95.8 | 90.3 |
| | 69 | 68.9 | 95.9 | 90.1 |
| | 70 | 67.5 | 96.2 | 90.0 |

A tabela 3 mostra os tetos de acurácia obtidos no teste das observações e definições finais, com as bases CUDB e MIT-BIH. Os totais são influenciados pela MIT-BIH, que contribui com 48 das 53 horas (hs) de ECG analisadas. A exigência de 99% de amostras com amplitude maior do que o limiar inviabiliza a sensibilidade do algoritmo, para ambos os tamanhos de segmento.

Tabela 3 - Resultados de acurácia do teste das configurações finais.

| SEGMENTO (s) | PONTOS % \geq LIMIAR (%) | ACURÁCIA CUDB (%) | ACURÁCIA MIT-BIH (%) | ACURÁCIA total (%) |
|--------------|----------------------------|-------------------|----------------------|--------------------|
| 3s | 72 | 90.4 | 99.0 | 98.2 |
| | 99 | 80.8 | 99.7 | 98.0 |
| | 74 | 90.1 | 99.1 | 98.3 |
| 4s | 68 | 90.3 | 99.2 | 98.4 |
| | 99 | 80.0 | 99.7 | 97.9 |
| | 70 | 90.0 | 99.3 | 98.5 |

Julgou-se que a exigência de 70% de amostras maiores que o limiar de amplitude equilibra satisfatoriamente os resultados para as duas bases de dados: acurácia de 99.3% para a MIT-BIH e de 90.0% para a CUDB, para segmento de 4s. Esta porcentagem, dentre todas as testadas, obteve a maior acurácia total do algoritmo: 98.5%.

4.3 Síntese do algoritmo DALUZ

O algoritmo DALUZ consiste na execução dos seguintes passos, em um segmento de ECG de tamanho igual a 4s:

- a) pré-processamento:
 - a. preservação das ondas de FV e dos Complexos QRS;
 - b. remoção das oscilações de linha base;
 - c. remoção das ondas T e P.
- b) tratamento do ECG pré-processado (algoritmo de Pan-Tompkins):
 - a. aplicação da derivada no sinal pré-processado;
 - b. elevação do sinal resultante ao quadrado;
 - c. aplicação de janela de integração móvel de 150ms.
- c) seleção da amostra para o cálculo do limiar:
 - a. seleciona a amostra de segunda maior amplitude, na metade do segmento oposta àquela em que tiver sido selecionada a amostra de maior amplitude;
 - b. se a amostra de maior amplitude estiver a menos de 300ms do centro do segmento, encerra a busca a 150ms dela.
- d) ajuste de limiar como 20% da amplitude da amostra selecionada pelo passo c);
- e) se a porcentagem de pontos do segmento ultrapassantes do limiar for maior ou igual a 70%, detectou-se a FV.

Apresenta-se aqui a interface AlgoritmoDALUZ, com a qual foi implementado o algoritmo para disponibilizá-lo ao CardioMonitor (Figura 28). O método DetectarFV executa o tratamento do ECG e a detecção, retornando verdadeiro ou falso.

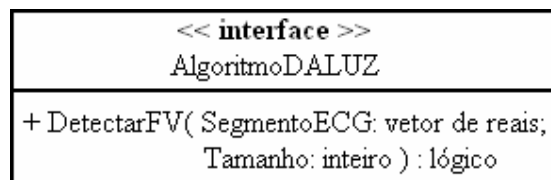


Figura 28 - Interface AlgoritmoDALUZ.

5 QUALIDADE DE DALUZ ALGORITMO DETECTOR DE FV

Dedica-se este capítulo à apresentação da qualidade do algoritmo DALUZ detector de FV. A seção 4.1 apresenta as decisões corretas e errôneas obtidas pelas avaliações com as bases de ECGs CUDB, MIT-BIH e VFDB. Na seção 4.2, as probabilidades do algoritmo são comparadas com as dos sete algoritmos detectores de FV revistos. Reserva-se a seção 4.3 para as comparações de curvas ROC.

5.1 Verdadeiros e falsos positivos e negativos

Na avaliação com a CUDB, são 505 decisões para cada ECG - o algoritmo não decide sobre os primeiros 3s, os segmentos duram 4s - totalizando 17675 $((508-3) \times 35 = 17675)$. Porcentagens, arredondadas para uma casa decimal, e números de decisões corretas e errôneas:

- a) *VPs*: 14.5% (2557 decisões);
- b) *FPS*: 3.0% (526 decisões);
- c) *VNs*: 75.5% (13359 decisões);
- d) *FNs*: 7.0% (1233 decisões).

A Figura 29 ilustra as porcentagens de acerto, 90.0%, e de erro, 10.0%.

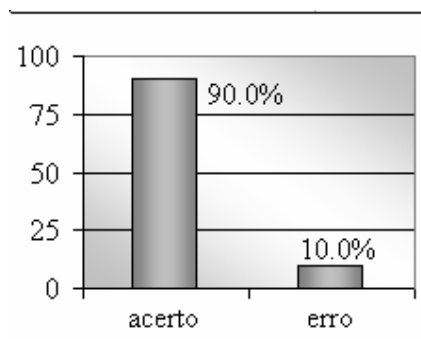


Figura 29 - Decisões corretas e errôneas na CUDB.

Na avaliação com a MIT-BIH são 172992 decisões $((1805-3) \times 48 \times 2 = 172992)$.

Porcentagens e números:

- a) *VPs*: 0.1% (212 decisões);
- b) *FPs*: 0.7% (1175 decisões);
- c) *VNs*: 99.2% (175133 decisões);
- d) *FNs*: 0.0% (76 decisões).

A Figura 30 ilustra as porcentagens de acerto, 99.3%, e de erro, 0.7%.

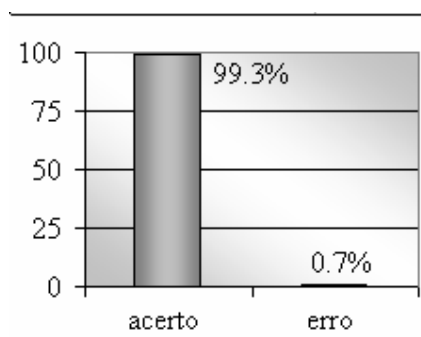


Figura 30 - Decisões corretas e errôneas na MIT-BIH.

Na avaliação com a VFDB são 92268 decisões $((2100-3) \times 22 \times 2 = 92268)$.

Porcentagens e números:

- e) *VPs*: 5.9% (5456 decisões);
- f) *FPs*: 16.1% (14857 decisões);
- g) *VNs*: 77.2% (71191 decisões);
- h) *FNs*: 0.8% (764 decisões).

A Figura 31 ilustra as porcentagens de acerto, 83.1%, e de erro, 16.9%.

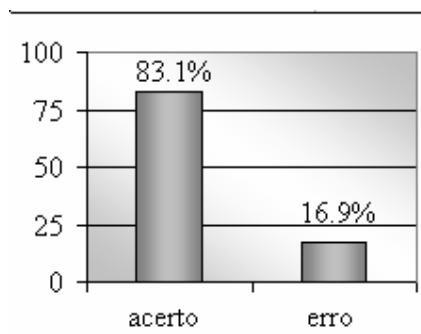


Figura 31 - Decisões corretas e errôneas na VFDB.

5.2 Comparação de probabilidades

Os dados dos algoritmos comparados são disponibilizados por (JEKOVA, 2000) (CUDB e VFDB) e por (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFLER, 2005 e 2007) (CUDB e MIT-BIH). Para assistir os algoritmos sob iguais condições, ambas as fontes submeteram os ECGs a pré-processamento convencional para DAEs, que preserva a faixa 1-30Hz. Os resultados destas avaliações discordam, devido à (JEKOVA, 2000) haver pré-selecionado sinais.

A tabela 4 apresenta comparação de sensibilidades e especificidades obtidas pelas avaliações computacionais com a CUDB e a VFDB, para os algoritmos *VF filter*, SPEC, CPLX e TCI segundo (JEKOVA, 2000). Conjuntamente, os resultados obtidos por DALUZ para estas bases.

Tabela 4 - Probabilidades CUDB e VFDB.

| BASE | CUDB | | VFDB | |
|------------------|-------------|--------------|-------------|--------------|
| | SENSIBIL. % | ESPECIFIC. % | SENSIBIL. % | ESPECIFIC. % |
| DALUZ | 67 | 96 | 87 | 82 |
| <i>VF filter</i> | 94 | 77 | 100 | 100 |
| SPEC | 80 | 88 | 76 | 97 |
| CPLX | 60 | 85 | 66 | 59 |
| TCI | 97 | 54 | 97 | 82 |

Fonte: (JEKOVA, 2000).

Além de efetuar pré-seleção de sinais, (JEKOVA, 2000) não disponibiliza acurácias e curvas ROC, o que dificulta maiores conclusões quanto à qualidade de DALUZ. Desta comparação, resumimo-nos a afirmar que se trata de um algoritmo de qualidade comparável aos demais.

As tabelas 5 e 6 apresentam em ordem decrescente de acurácia, de cima para baixo, as probabilidades obtidas pelas avaliações computacionais com a CUDB e a MIT-BIH dos algoritmos DALUZ SCA, PSR, *VF filter*, SPEC, WV_{L1} , CPLX e TCI segundo dados disponibilizados por (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFLER, 2005 e 2007).

A maior acurácia para a CUDB é a de DALUZ: 90.0%. Segundo estes critérios qualitativos, a qualidade DALUZ, quanto à CUDB é semelhante à do algoritmo SCA.

Tabela 5 - Probabilidades CUDB.

| ALGORITMO | SENSIBILIDADE % | ESPECIFICIDADE % | PRED. POSITIVA % | ACURÁCIA % |
|------------------|-----------------|------------------|------------------|------------|
| DALUZ | 67.5 | 96.2 | 82.9 | 90.0 |
| SCA | 67.7 | 94.9 | 77.8 | 89.2 |
| PSR | 70.2 | 89.3 | 65.0 | 85.1 |
| <i>VF filter</i> | 30.8 | 99.5 | 94.5 | 85.2 |
| SPEC | 29.0 | 99.3 | 92.0 | 84.6 |
| WVL ₁ | 26.2 | 99.4 | 92.1 | 84.1 |
| CPLX | 56.4 | 86.6 | 52.7 | 80.3 |
| TCI | 71.0 | 70.5 | 38.9 | 70.6 |

Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007).

As maiores acurácias para a MIT-BIH são apresentadas pelos algoritmos *VF filter* (99.9%), SPEC e WVL₁ (99.8%). DALUZ apresenta nesta base qualidade semelhante à de PSR e superior à de SCA. A especificidade obtida com a MIT-BIH define também a acurácia para esta base. Algoritmos calibrados para serem mais específicos apresentam-na elevada, com o devido prejuízo da sensibilidade e com o devido ganho na preditividade positiva. Devido aos poucos episódios de FV que a MIT-BIH apresenta, no sinal 207, a preditividade positiva apresenta-se baixa para os algoritmos menos específicos, o que não quer dizer ausência desta qualidade neles, que pode ser mais bem percebida na tabela referente à CUDB.

Tabela 6 - Probabilidades MIT-BIH.

| ALGORITMO | SENSIBILIDADE % | ESPECIFICIDADE % | PRED. POSITIVA % | ACURÁCIA % |
|------------------|-----------------|------------------|------------------|------------|
| <i>VF filter</i> | 29.4 | 100 | 82.4 | 99.9 |
| SPEC | 23.1 | 100 | 60.6 | 99.8 |
| WVL ₁ | 28.7 | 99.9 | 38.9 | 99.8 |
| DALUZ | 73.6 | 99.3 | 15.3 | 99.3 |
| PSR | 74.8 | 99.2 | 13.4 | 99.2 |
| SCA | 72.4 | 98.0 | 5.6 | 97.9 |
| CPLX | 6.3 | 92.4 | 0.1 | 92.3 |
| TCI | 74.5 | 83.9 | 0.8 | 83.9 |

Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007).

A tabela 7 mostra a sensibilidade para especificidades iguais a 99% e 95%. Neste caso, os totais dos algoritmos comparados incluem avaliação com a base de dados AHA, além da CUDB e da MIT-BIH. São 40hs de ECG, que compõem mais de 40% dos dados analisados. Os totais de DALUZ são mostrados com e sem os resultados da avaliação com a VFDB, base não padrão para avaliação de algoritmos detectores de FV, que compõe em

torno de 25% dos dados analisados do total que a inclui. Com a base de dados AHA, os algoritmos comparados obtêm acurácia superior à obtida com a CUDB e inferior à obtida com a MIT-BIH. DALUZ também obtêm seu melhor resultado com a MIT-BIH, e resultado inferior a este com a CUDB; seu pior desempenho fica por conta da avaliação com a VFDB.

Tabela 7 - Sensibilidade % para especificidades 99% e 95%.

| ALGORITMO | SENSIBILIDADE SE ESPECIFICIDADE=99% | SENSIBILIDADE SE ESPECIFICIDADE=95% |
|------------------|--|--|
| DALUZ (c/VFDB) | 9.0 | 68.6 |
| DALUZ (s/VFDB) | 71.6 | 88.6 |
| PSR | 70.4 | 83.8 |
| SCA | 66.4 | 79.0 |
| <i>VF filter</i> | 59.7 | 73.4 |
| SPEC | 58.9 | 69.8 |
| WVL ₁ | 35.2 | 56.7 |
| CPLX | 5.8 | 38.8 |
| TCI | 1.3 | 25.3 |

Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007).

Não se pode simplesmente admitir que DALUZ seria superior ou semelhante aos algoritmos SCA e PSR quanto ao seu total sem VFDB se este incluísse avaliação com a base de dados AHA. Porém, infere-se que este seria o resultado mais provável, pois averiguou-se nos dados de (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007) que nesta base, os algoritmos apresentam acurácias superiores às obtidas com a CUDB e inferiores às obtidas com a MIT-BIH.

5.3 Comparação de curvas ROC

Para as comparações das curvas ROC, é válida idêntica consideração quanto aos totais, mencionada na seção anterior. A Figura 32 mostra as curvas ROC de DALUZ obtidas nas avaliações com as bases de dados CUDB e MIT-BIH. Há totais com e sem VFDB. A Figura 33 mostra as curvas ROC dos demais algoritmos obtidas nas avaliações com a CUDB, a MIT-BIH e a base de dados AHA.

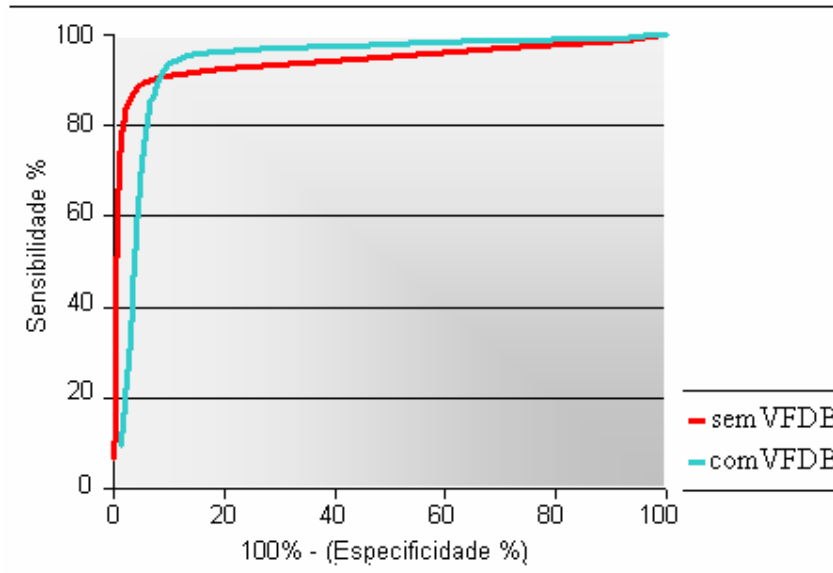


Figura 32 - Curvas ROC do algoritmo DALUZ.

A curva do algoritmo WVL_1 não está presente na Figura 33, mas é inferior à do algoritmo SPEC; a curva de SCA é pouco inferior à de PSR. A curva de DALUZ, sem VFDB, apresenta sensibilidades pouco superiores às de PSR; com VFDB, especificidades inferiores às de PSR até pouco mais de 90%. A base VFDB evidencia melhor as causas do erro do algoritmo: ruídos, episódios de TVS e TVNS.

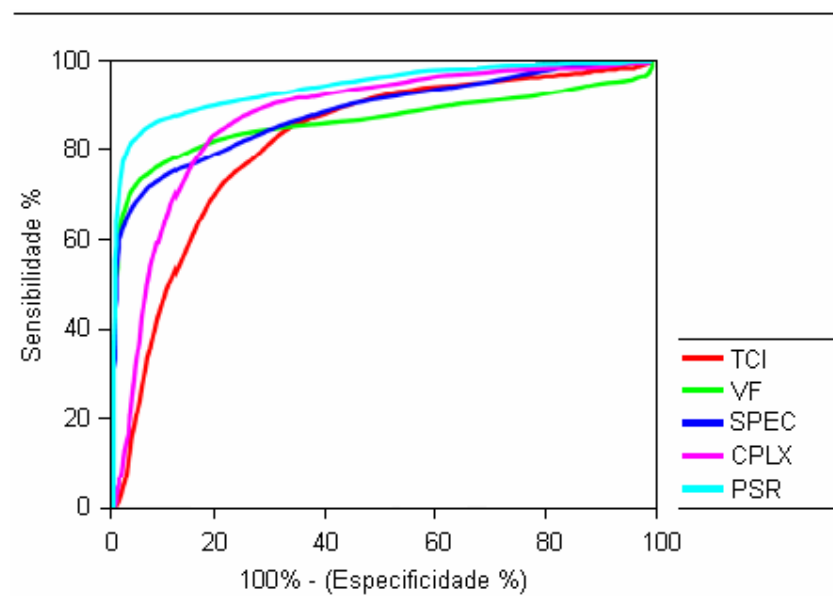


Figura 33 - Curvas ROC dos algoritmos comparados com DALUZ. Fonte: (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2007).

6 CONCLUSÃO

Um sistema de apoio à decisão pode melhorar de forma significativa a qualidade e a produtividade do processo de tomada de decisão. Algoritmos detectores de FV em ECG são úteis para SADs monitores cardíacos e DAEs que baseiem seu diagnóstico em ECG. Neste trabalho foi proposto um novo algoritmo detector de FV em ECG chamado DALUZ, comparando-o a uma série de outros.

As avaliações dos algoritmos comparados foram dadas por fontes que utilizaram segmentos de ECG de duração igual a 8s, submetidos a pré-processamento similar, que preserva a faixa 1-30Hz, diferente do que utilizou-se para a avaliação de DALUZ. A avaliação de (JEKOVA, 2000) pré-seleciona sinais, enquanto que a avaliação de DALUZ, a exemplo de (AMANN, TRATNIG e UNTERKOFER, 2005 e 2007) não pré-seleciona sinais. Deste modo exigiu-se que ao menos 50% do segmento de ECG em análise apresentasse a arritmia para confirmar VP.

Os resultados demonstraram que DALUZ é sensível a ruídos e às taquicardias TVS e TVNS em algumas situações e que sua sensibilidade diminui quanto mais caoticamente apresentam-se as ondulações características da FV. O algoritmo também demonstrou possuir qualidade semelhante à dos algoritmos SCA e PSR, apresentando a vantagem, em relação a ambos, de poder detectar FV em segmentos de 4s, e não de 8s. Por estas razões, conclui-se que o novo algoritmo apresentado seja útil para ferramentas de apoio à decisão que baseiem seus diagnósticos na análise de ECG.

REFERÊNCIAS

AFONSO, V. X.; TOMPKINS, W. J. (1995) Detecting Ventricular Fibrillation. **IEEE Engineering in Medicine and Biology**, v. 14, n. 2, p. 152-159, mar. 1995. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/login.jsp?url=/iel1/51/8594/00376752.pdf>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ACC/AHA/ESC (2006) - American College of Cardiology/American Heart Association/European Society of Cardiology. Guidelines for the management of patients with ventricular arrhythmias and the prevention of sudden cardiac death - executive summary. **Journal of the American College of Cardiology**, v. 48 n.5, set. 2006. Disponível em: <<http://content.onlinejacc.org/cgi/content/full/48/5/e247>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

AHA - American Heart Association. (2008) **American Heart Association**. Disponível em: <<http://www.americanheart.org>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

AMANN, A.; TRATNIG, R.; UNTERKOFER, K. (2005) Reliability of old and new ventricular fibrillation detection algorithms for automated external defibrillators. **Biomedical Engineering Online**, v. 4, n. 60, out. 2005. Disponível em: <<http://www.biomedical-engineering-online.com/content/4/1/60>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

AMANN, A.; TRATNIG, R.; UNTERKOFER, K. (2008) Detecting Reliability Ventricular Fibrillation by Time-Delay Methods. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 54, n. 1, jan. 2007. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/login.jsp?url=/iel5/10/4033996/04034001.pdf>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ANAESTHETIST. (2008) **The magnificent ROC**. Disponível em: <<http://www.anaesthetist.com/mnm/stats/roc/>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ANSI (1999) - American National Standards Institute: Ambulatory Electrocardiographs. **ANSI/AAMI EC38: Association for the Advancement of Medical Instrumentation**. 2.ed. Arlington, Virginia: 1999. Disponível em: <<http://webstore.ansi.org/RecordDetail.aspx?sku=ANSI%2FAAMI+EC38%3A1998>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

AWAD, E. M. (1998) **Management Information Systems: concepts, structure, and applications**. New Jersey: Prentice-Hall, 1988.

BARRO, S; RUIZ, R.; CABELLO, D.; MIRA, J. (1989) Algorithmic sequential decision-making in the frequency domain for life threatening ventricular arrhythmias and imitative artefacts: a diagnostic system. **Biomedical Engineering Journal**, v. 11, n. 4, p. 320–8, jul. 1989. Disponível em: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/sites/entrez?cmd=Retrieve&db=PubMed&dopt=AbstractPlus&list_uids=2755113>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

BISPO, C. A. F.; CAZARINI, E. W. (1998) A nova geração de sistemas de apoio à decisão. In: ANAIS DO 18º ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DA PRODUÇÃO/4º CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA INDUSTRIAL. **Anais TEP-UFF**. Niterói: 1998. Disponível em: <www.abepro.org.br/biblioteca/ENESEP1998_ART222.pdf>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

BURCH, J. G.; GARY, G. (1989) **Information Systems - Theory and Practice**. New York: John Wiley and Sons, 1989.

CLAYTON, R. H; MURRAY, A; CAMPBELL, R. W. (1990) Changes in the surface ecg frequency spectrum during the onset of ventricular fibrillation. Los Alamitos: **Proc. Computers in Cardiology, IEEE Computer Society Press**, p. 515-518, set. 1990. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/iel2/359/3861/00144269.pdf>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

CLAYTON, R. H.; MURRAY, A; CAMPBELL R. W. (1993) Comparison of four techniques for recognition of ventricular fibrillation from the surface ECG. **Medical and Biological Engineering and Computing**, v. 31, n. 2, p. 111-7, mar. 1993. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8331990>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

COSTA, P. W. A. (1997) Como surgiram os data warehouses? **Computerworld**, n. 3, p.16, nov. 1997.

CU (2008) - Creighton University. **The Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia Database**. Disponível em: <<http://www.physionet.org/physiobank/database/CUDB>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

DAUBECHIES, I. (1992) **Ten lectures on wavelets**. Philadelphia: Philadelphia Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.

DREW, B. J.; CALIFF, R. M.; FUNK, M.; KAUFMAN, E. S.; KRUCOFF, M. W.; LAKS, M. M.; MACFARLANE, P. W.; SOMMARGREN, C.; SWIRYN, S.; HARE, G. F. V. (2004) Practice Standards for Electrocardiographic Monitoring in Hospital Settings. **Circulation**, v. 110, n.17, out. 2004. Disponível em: <www.circ.ahajournals.org/cgi/content/full/110/17/2721>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

DSP (2008) - Digital Signal Processign. **Tutorial de processametnto digital de sinais**. Disponível em: <<http://www.dsptutor.freeuk.com/dfilt1.htm>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ECG Basics. (2008) (ECG1) [**Interpretação de Eletrocardiograma**]. Disponível em: <<http://www.ambulancetechnicianstudy.co.uk/ecgbasics.html>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ECG Rithmics. (2008) (ECG2) [**Interpretação de Eletrocardiograma**]. Disponível em: <<http://www.ambulancetechnicianstudy.co.uk/rhythms.html>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ECG Rules. (2008) (ECG3) [**Interpretação de Eletrocardiograma**]. Disponível em: <<http://www.ambulancetechnicianstudy.co.uk/rules.html>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

FISHER, T. (2008) **Butterworth/Bessel/Chebyshev Filters**. Disponível em: <<http://www-users.cs.york.ac.uk/~fisher/mkfilter/trad.html>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

FURLAN, J. D. (1998) **Modelagem de objetos atraves da UML - The Unified Modeling Language**. São Paulo: Makron Books, 1998.

GUYTON, A. C.; HALL, J. E. (1997) **Tratado de Fisiologia Médica**. 9. ed. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 1997.

HPCS (2008) - Healthcare Product Comparison Sistem. Defibrillators, External, Automated; Semiautomated. **ECRI**, 2007. Disponível em: <<http://www.ecri.org/Products/Documents/AED%20for%20public%20site.pdf>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

JEKOVA, I. (2000) Comparison of five algorithms for the detection of ventricular fibrillation from the surface ECG. **Physiological Measurement**, v. 21, n. 4, p. 429-39, ago. 2000. Disponível em: <<https://www.iop.org/EJ/article/0967-3334/21/4/301/pm0401.ps.gz>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

KERNIGHAN, B. W.; RITCHIE, D. M. A. (1989) **C - a Linguagem de Programação Padrão ANSI**. Rio de Janeiro: Campus, 1989.

KLABUNDE, E. (2008) **Cardiovascular Physiology Concepts**. Disponível em: <<http://www.cvphysiology.com/Arrhythmias/A008.htm>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

KOZAKEVICIUS, A. J.; RODRIGUES, C. R.; NUNES, R. C.; FILHO, R.G. (2005) Adaptive ECG Filtering and QRS Detection using Orthogonal Wavelet Transform. **IASTED International Conference on Biomedical Engineering**, Innsbruck, Austria, fev. 2005.

KUO, S.; DILLMAN, R. (1978) Computer detection of ventricular fibrillation. Long Beach, CA: IEEE Computer Society Press, **Computers in Cardiology**, p. 347–349, set. 1978.

LEMPEL, A.; ZIV, J. (1976) On the complexity of finite sequences. **IEEE Transactions Information Theory Journal**, n. 22, p. 75–81, jan. 1976. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=1055501>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

LUCAS, H. C. J. (1990) **Information Systems Concepts for Management**. Nova Yorque: McGraw-Hill, 1990.

MAZZUTTI, C.; NUNES, R. C. (2003) CardioMonitor: Ferramenta para a Visualização de Curvas de Batimentos Cardíacos. In: ANAIS CRICTE. **Anais CRICTE**. Itajaí: Univali, out. 2003.

MAZZUTTI, C. (2006) **Modelagem de um Software de Monitoramento de Sinais Cardíacos**. 2006. Trabalho de Graduação (Bacharel em Ciência da Computação) - Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 2006.

MEYER, C. R.; KELSNER, H. N. (1977) Electrocardiogram base-line noise estimation and removal using Cubic Splines and State-Space Computation Techniques. **Computers and Biomedical Research**, v. 10, n.5, p. 459-470, out. 1977. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/sites/entrez?db=pubmed&uid=923219&cmd=showdetailview&indexed=google>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

MIRANDA, T. S. P. (2002) Análise do sistema vagal por ECG. Universidade Técnica de Lisboa - Instituto Superior Técnico. **Workshop. BioMed**. Lisboa: 2002. Disponível em: <<http://laseeb.isr.ist.utl.pt/acrosa/workshops/Biomed02/vagal/>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

MIT-BIH (2008) - Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital. **MIT-BIH arrhythmia database**. Disponível em: <<http://www.physionet.org/physiobank/database/MIT-BIH>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

MIT-BIH-VF (2008) - Massachusetts Institute of Technology - Beth Israel Hospital. **The MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database**. Disponível em: <<http://www.physionet.org/physiobank/database/VFDB>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

MIT-WFDB (2008) - Massachusetts Institute of Technology - **Wave Form Data Base**. Disponível em: <<http://www.physionet.org/physiobank/physiotools/wfdb>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

MITTRA, S. S. (1986) **Decision Support Systems Tools and Techniques**. New York: E, John Wiley and Sons, 1986.

MOODY, G. (2008) **coherence.c**. Disponível em: <<http://physionet.cecst.com/physiotools/wfdb/psd/>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

NETBEANS. (2008) **NetBeans IDE**. . Disponível em: <<http://www.netbeans.org/>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

NETTER, F. H. (1999) **Atlas interativo de anatomia humana**. 3. ed. Porto Alegre: Artmed, 1999.

NOVÁK, D. (2000) **Processing of ECG signal using Wavelets**. Tese (PhD em Engenharia Biomédica) - Czech Technical University, Prague, abr. 2000. Disponível em: <<http://bio.felk.cvut.cz/~novakd/doc/ECGthesis.html>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

OPPENHEIM A. V.; SCHAFER R. W. (1989). **Discrete-Time Signal Processing**. New Jersey: Prentice-Hall, (1989).

PAN, J.; TOMPKINS, W. (1985) A real-time QRS detection algorithm. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 32, n. 3, p. 230-6, mar. 1985. Disponível em: <http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=4122029>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

PARKS-McClellan FIR Filter Design. (2008) [**Software para projeto de filtros Parks-McClellan**]. Disponível em: <<http://www.dsptutor.freeuk.com/remez/RemezFIRFilterDesign.html>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008

PEREIRA, M. J. L. B.; FONSECA, J. G. M. (1998) **Faces da decisão: as mudanças de paradigmas e o poder de decisão**. São Paulo: Makron Books, 1998.

PHYSIOBANK. **Physiobank**. (2008) Disponível em: <www.physionet.org/physiobank> Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

RALPH, H.; HUGH, J. W. (1991) **Sistemas de Apoio à Decisão**. Rio de Janeiro: Campus, 1991.

ROCKART, J. F.; BULLEN, C. V. (1986) **The Rise of Managerial Computing**. Homewood: Dow Jones Irwin, 1986.

ROPELLA, M. K.; SAHAKIAN A. V.; BAERMAN, J. M.; SWIRYN, S. (1989) The Coherence Spectrum: A Quantitative discriminator of Fibrillatory and Nonfibrillatory Cardiac Rhythms. **Circulation**, v. 80, n. 1, p. 112-119, jul. 1989. Disponível em: <<http://circ.ahajournals.org/cgi/content/abstract/circulationAHA;80/1/112>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

ROPELLA, M. K.; SAHAKIAN A. V.; BAERMAN, J. M.; SWIRYN, S. (1990) Differentiation of Ventricular Tachyarrhythmias. **Circulation**, v. 82, n. 6, p. 2035-2043, dez. 1990. Disponível em: <www.circ.ahajournals.org/cgi/content/abstract/82/6/2035>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

SANJIT, K. (1993) **Handbook for digital signal processing**. Nova York: John Wiley and Sons, 1993.

SBC (2003) - Sociedade Brasileira de Cardiologia. Diretriz de interpretação de eletrocardiograma de repouso. São Paulo: **Arquivo Brasileiro de Cardiologia**, v. 80, (suplemento II), 2003. Disponível em: <www.scielo.br/pdf/abc/v80s2/a01v80s2.pdf>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

SEBESTA, R. W. (2003) **Conceitos de Linguagens de Programação**. Porto Alegre: Bookman, 2003.

SIGULEM D.; ANÇÃO M. S.; RAMOS M. P.; LEÃO, B. F. (1998) SISTEMAS DE APOIO À DECISÃO EM MEDICINA. In: PRADO E. C.; RAMOS J.; VALLE J. R. (org.). **Atualização Terapêutica: manual prático de diagnóstico e tratamento**. São Paulo: Artes Médicas, 1998.

SIMON, H. (1999) **Redes neurais - Princípios e prática**. Porto Alegre: Bookman, 1999.

SORNMO, L. (1993) Time-varying digital filtering of ECG baseline wander. **Medical and Biological and Engineering and Computing**, v. 31, n. 5, p. 503-508, set. 1993. Disponível em: <<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8295440>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

SPRAGUE, R. H.; HUGH J. W. (1991) **Sistemas de Apoio à Decisão**. Rio de Janeiro: Campus, 1991.

RUIZ, R. (2002) **Eletrocardiograma: o que é e para que serve?** Disponível em: <<http://www.medial.com/noticia.asp/cod=240>>. Último acesso em: out 2005.

SUN Microsystems. (2008) **Java Technology**. Disponível em: <<http://java.sun.com>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

THAKOR, N. V.; ZHU, Y. S.; PAN, K. I. (1990) Ventricular Tachycardia and Fibrillation Detection by a Sequential Hypothesis Testing Algorithm. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 37, n. 9, p. 837-843, set. 1990. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/iel1/10/2128/00058594.pdf>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

TOMPKINS, W. J. (1993) **Biomedical Digital Signal Processing: C Language Examples and Laboratory Experiments for the IBM PC**. New Jersey: Prentice-Hall, 1993. Disponível em: <<http://ecow.engr.wisc.edu/cgi-bin/get/bme/463/tompkins/biomedical/>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

UFSM (2006) - Universidade Federal de Santa Maria. Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa. **Estrutura e apresentação de monografias, dissertações e teses : MDT / Universidade Federal de Santa Maria**. Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa. – 6. ed. rev. e ampl. – Santa Maria: Ed. da UFSM, 2006.

WELTON, J. L. (1998) A career in data modeling. **Byte.com**, jun. 1998. Disponível em: <<http://www.byte.com/art/9706/sec7/art3.htm>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.

YOURDON, E. (1990) **Análise estruturada moderna**. Rio de Janeiro: Campus, 1990.

ZHANG, X.; ZHU, Y.; THAKOR, N.; WANG, Z. (1999) Detecting ventricular tachycardia and fibrillation by complexity measure. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, v. 46, n. 5, p. 548-55, maio. 1999. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/search/wrapper.jsp?arnumber=759055>>. Último acesso em: 28 de fev. de 2008.